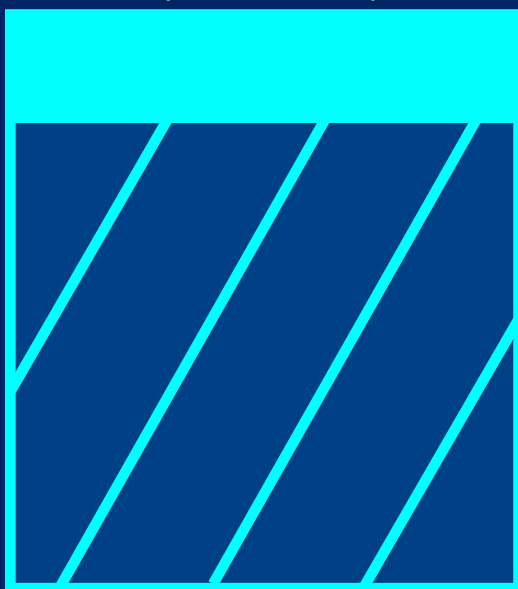


Raquel Flórez López



ANÁLISIS DE LOS DETERMINANTES DEL RIESGO DE CRÉDITO.
APLICACIÓN DE TÉCNICAS EMERGENTES EN EL MERCADO
DE LOS ACUERDOS DE BASILEA II Y SOLVENCIA II

III PREMIO ASEPUC de Tesis Doctorales

ANÁLISIS DE LOS DETERMINANTES DEL RIESGO DE CRÉDITO.
APLICACIÓN DE TÉCNICAS EMERGENTES EN EL MERCADO
DE LOS ACUERDOS DE BASILEA II Y SOLVENCIA II.

Edita: © Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas
Ministerio de Economía y Competitividad

Edición en línea: Año 2012
NIPO: 724-12-016-I

Edición en CD: año 2007
N.I.P.O.: 604-07-005-9
D.L.: M-51049-2007

*A mi madre y hermano.
A la memoria de mi padre.*

*“Sólo es útil el conocimiento que nos hace mejores”
Sócrates (470 a.C. – 399 a.C.)*

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría expresar mi agradecimiento, en primer lugar, a mi director de tesis, el profesor Dr. D. José Miguel Fernández Fernández, que asumió la dirección de este trabajo con valentía y que me ha demostrado a lo largo de este tiempo su buen hacer profesional y, sobre todo, su calidad humana.

Aunque sería largo enumerar todas las personas que me han ayudado expresamente, deseo hacer constar mi reconocimiento a los Dres. D. Ioannis Ntzoufras de la Athens University of Economics and Business y D. Shu-Heng Chen de la National Chengchi University of Taiwan, cuyas aportaciones y sugerencias me han sido de gran utilidad. Asimismo, las revisiones dirigidas por los profesores Dres. Jonathan Crook de la University of Edinburgh y Lyn Thomas de la University of Southampton han contribuido a mejorar de forma notable este trabajo.

También quiero expresar mi gratitud a todos aquellos que de un modo u otro me han prestado su ayuda, especialmente a mis compañeros del Departamento de Dirección y Economía de la Empresa de la Universidad de León.

Y cómo no. Debo agradecer especialmente a mi familia todo el cariño y paciencia que me ha dedicado durante estos años que he empleado en la realización de esta tesis doctoral.

Gracias a todos por su apoyo, dedicación y tiempo.

ÍNDICE

	Pág.
<i>Índice de Tablas</i>	xi
<i>Índice de Figuras</i>	xix
INTRODUCCIÓN	xxvii
I. Aspectos generales	xxvii
II. Objetivos y propósitos de la investigación	xxx
III. Estructura del trabajo de investigación.....	xxxvi
 CAPÍTULO 1.	
EL RIESGO FINANCIERO Y SUS INCIDENCIAS CONTABLES	1
1.1. El análisis de riesgos financieros.....	3
1.1.1. Concepto de riesgo financiero	6
1.1.2. Clasificación de riesgos.....	12
1.1.2.1. Riesgo de mercado	19
1.1.2.2. Riesgo de crédito	25
1.1.2.3. Riesgo operacional.....	25
1.2. La gestión del riesgo financiero	38
1.2.1. Determinación de los objetivos a conseguir.....	59
1.2.2. Identificación de los distintos tipos de riesgos	61
1.2.3. Evaluación de riesgos (medición y cuantificación).....	65
1.2.4. Control de riesgos y análisis de decisiones alternativas	71
1.2.5. Implementación de la decisión	72
1.2.6. Evaluación y revisión de las decisiones implementadas	72
1.3. La regulación del riesgo financiero	73
1.3.1. Regulaciones bancarias: normas nacionales	75
1.3.1.1. El seguro de depósitos	76
1.3.1.2. La adecuación del capital o fondos propios a los riesgos asumidos	76
1.3.1.3. El coeficiente de caja.....	77
1.3.1.4. El caso español: el Sistema de Garantía de Depósitos y los mecanismos supervisores del Banco de España	77
1.3.2. Regulaciones bancarias: Normas internacionales	84
1.3.2.1. El Acuerdo de Capital de Basilea de 1988 (Basilea I).....	85
1.3.2.2. El Acuerdo de Capital de Basilea de 2004 (Basilea II)	89
1.3.2.2.1. Primer Pilar: Requerimientos mínimos de capital	92
1.3.2.2.1.1. Riesgo de crédito ("credit risk")	93
1.3.2.2.1.1.1. El caso particular de las carteras de bajo incumplimiento en el enfoque interno de gestión del riesgo de crédito	109
1.3.2.2.1.2. Riesgo operativo u operacional ("operational risk").....	113
1.3.2.2.1.3. La cartera de negociación y el riesgo de mercado ("market risk").....	120
1.3.2.2.2. Segundo Pilar: Procesos de revisión supervisora	122
1.3.2.2.3. Tercer Pilar: La disciplina de mercado	124
1.3.2.3. Las Directivas Bancarias Europeas y la Nueva Directiva de Suficiencia de Capital (CAD III)	127

	Pág.
1.3.2.4. Nuevas tendencias en materia de regulación bancaria	133
1.3.3. Otras regulaciones sectoriales: el sector asegurador	133
1.3.3.1. Regulaciones internacionales en el ámbito asegurador	136
1.3.3.1.1. “Solvencia I”	151
1.3.3.1.2. “Solvencia II”	153
1.3.3.2. Regulaciones nacionales en el ámbito asegurador	162
1.3.4. Regulaciones contables sobre riesgos empresariales	166
1.3.4.1. Organismos contables internacionales.....	169
1.3.4.2. Organismos contables nacionales: EE.UU.....	178
1.3.4.3. Organismos contables nacionales: Reino Unido.....	183
1.3.4.4. Organismos contables nacionales: Otras normativas no españolas.....	188
1.3.4.5. Regulación española: Las recomendaciones del Libro Blanco del ICAC y desarrollos posteriores	189
1.3.5. Regulaciones contables sobre riesgos bancarios y financieros	195
1.3.5.1. Recomendaciones de Basilea II en el ámbito contable	195
1.3.5.2. Circular 4/2004 del Banco de España sobre normas contables y Circular 3/2005 sobre determinación y control de los recursos propios mínimos	197
1.3.5.3. Repercusiones de las NIC/NIIF en el sector de seguros	211
1.3.5.4. El Plan de Contabilidad de las Entidades Aseguradoras español y las Órdenes Ministeriales en materia de información estadístico-contable.....	216
1.3.5.5. Otras regulaciones contables en el ámbito financiero.....	221
1.4. Nuevas tendencias en la gestión de riesgos financieros.....	224
<i>Bibliografía del Capítulo 1</i>	<i>227</i>

CAPÍTULO 2.

EL RIESGO DE CRÉDITO Y LA PROBLEMÁTICA DE SU GESTIÓN	247
2.1. El riesgo de crédito: Aspectos generales	249
2.1.1. Definición y características	249
2.1.2. Tipología del riesgo de crédito.....	258
2.1.2.1. Riesgo de crédito respecto a instrumentos financieros.....	261
2.1.2.2. Riesgo de crédito respecto a clientes particulares	270
2.1.2.3. Riesgo de crédito respecto a empresas.....	274
2.1.3. Problemática del riesgo de crédito en entidades financieras	283
2.2. La gestión del riesgo de crédito	294
2.2.1. Análisis de los componentes del riesgo de crédito	295
2.2.1.1. La probabilidad de incumplimiento y la frecuencia de las pérdidas	295
2.2.1.2. La severidad de las pérdidas.....	298
2.2.1.2.1. La exposición al incumplimiento.....	301
2.2.1.2.2. La tasa de recuperación	303
2.2.2. Principales modelos de medición y gestión.....	307
2.2.2.1. Aspectos generales para la medición del riesgo de crédito	307
2.2.2.2. Modelos tradicionales	321
2.2.2.2.1. Modelo relacional	321
2.2.2.2.2. Modelo clásico de las cinco “C”	322
2.2.2.2.3. Modelo económico-financiero.....	327
2.2.2.2.3.1. Análisis de estados económico-financieros.....	327
2.2.2.2.3.2. Análisis sectoriales comparativos y análisis DAFO.....	328
2.2.2.2.4. Modelo basado en ponderaciones fijas (Basilea I).....	329
2.2.2.2.5. Credit Scoring: El modelo de Altman de 1968 y sus aplicaciones	330

	Pág.
2.2.2.2.6. Rating: Calificación crediticia por parte de agencias externas	337
2.2.2.3. Propuestas emergentes	350
2.2.2.3.1. Modelos emergentes básicos	355
2.2.2.3.1.1. El diferencial o prima de crédito	355
2.2.2.3.1.2. Los modelos de cálculo de las probabilidades de incumplimiento	356
2.2.2.3.1.3. Los modelos estructurales	358
2.2.2.3.1.4. Los modelos de forma reducida	370
2.2.2.3.1.5. Los modelos de barrera de incumplimiento	371
2.2.2.3.2. Los modelos Credit VaR	372
2.2.2.3.2.1. El enfoque de activos contingentes: El modelo KMV Portfolio Manager®	376
2.2.2.3.2.2. El enfoque de migraciones: CreditMetrics®	382
2.2.2.3.2.3. El enfoque actuarial: CreditRisk+®	391
2.2.2.3.2.4. El enfoque macroeconómico: CreditPortfolio View®	394
2.2.2.3.2.5. Comparación entre alternativas	398
2.2.2.3.3. Credit Scoring: Nuevas propuestas de medición	403
2.2.2.3.4. Rating: Desarrollo de modelos internos	404
Bibliografía del Capítulo 2	419

CAPÍTULO 3.

ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO MEDIANTE CALIFICACIONES

CREDITICIAS O RATINGS	443
3.1. Introducción.....	445
3.2. Concepto de rating y características básicas	446
3.2.1. Concepto de rating o calificación crediticia	446
3.2.2. Características del rating	448
3.3. El proceso de obtención de calificación.....	452
3.3.1. Las etapas del proceso de obtención de ratings	452
3.3.1.1. Perspectiva de la agencia de rating	452
3.3.1.2. Perspectiva del emisor (demandante)	457
3.3.1.3. Paralización del proceso de rating	461
3.3.2. Escalas de calificaciones.....	461
3.3.3. El contrato de rating	470
3.3.3.1. Naturaleza jurídica del contrato de rating	470
3.3.3.2. Elementos del contrato de rating.....	472
3.3.3.3. Obligaciones y derechos contractuales	472
3.3.3.4. Extinción del contrato de rating	475
3.3.4. Análisis de los cambios en las calificaciones.....	476
3.3.4.1. La volatilidad relativa de los ratings.....	476
3.3.4.2. Efectos de los cambios en las calificaciones	479
3.3.5. Diferencias en el rating otorgado por distintas agencias (“split ratings”).....	483
3.3.6. Efecto de la solicitud de calificación sobre los ratings otorgados	486
3.4. Ventajas e inconvenientes de los procesos de calificación	487
3.4.1. Utilidad del rating	487
3.4.2. Credibilidad del rating.....	493
3.4.3. Costes derivados del proceso de calificación.....	501
3.5. Evolución del proceso de rating.....	502
3.5.1. El desarrollo de las agencias de rating.....	502
3.5.1.1. Aspectos generales y características más significativas	502
3.5.1.2. Clasificación de las agencias de rating	504

	Pág.
3.5.1.3. Las agencias de calificación en el mercado español	511
3.5.2. Aplicación de calificaciones en los mercados de capitales.....	512
3.5.2.1. Aplicación en los mercados internacionales de capitales.....	513
3.5.2.1.1. Incidencia de los Acuerdos de Capitales de Basilea	513
3.5.2.1.1.1. Efectos de los procesos de validación de los sistemas internos de rating.....	514
3.5.2.1.1.2. Aplicación de ratings para la gestión de carteras de bajo incumplimiento	525
3.5.2.1.2. El código e conducto IOSCO para las agencias de calificación	531
3.5.2.2. Aplicaciones en el mercado de EE.UU.....	533
3.5.2.3. El euromercado y las regulaciones de la Unión Europea.....	537
3.5.2.3.1. Los mercados de capitales europeos.....	537
3.5.2.3.2. El mercado asegurador europeo.....	542
3.5.2.4. Los mercados de capitales nacionales.....	549
3.5.2.5. El mercado español de capitales	550
3.6. Determinantes de los ratings externos	560
3.6.1. Tipología de variables	560
3.6.2. Investigaciones empíricas sobre los determinantes de los ratings.....	566
3.6.2.1. El empleo de ratios financieros como variables explicativas.....	568
3.6.2.2. Aplicaciones empíricas respecto a ratings de emisiones y emisores	577
3.6.3. Estudio del comportamiento de los analistas de rating.....	591
<i>Bibliografía del Capítulo 3</i>	<i>595</i>

CAPÍTULO 4.

ESTUDIO EMPÍRICO DEL RATING DE LAS ENTIDADES ASEGURADORAS

EUROPEAS.....	613
4.1. Aproximación conceptual.....	615
4.2. El rating de entidades aseguradoras.....	616
4.2.1. Las características de las entidades aseguradoras.....	616
4.2.1.1. Análisis de la actividad aseguradora	617
4.2.1.2. Elementos básicos del seguro.....	625
4.2.2. Estudios sobre la solvencia de entidades aseguradoras	639
4.2.2.1. Modelos teóricos sobre solvencia de entidades aseguradoras	639
4.2.2.1.1. Factores determinantes del riesgo de insolvencia.....	640
4.2.2.1.2. Modelos de valoración de la solvencia	642
4.2.2.2. La quiebra de entidades aseguradoras	646
4.2.2.3. El rating de entidades aseguradoras	656
4.2.2.3.1. Determinantes de los ratings de entidades aseguradoras según Standard&Poor's.....	658
4.2.2.3.2. Estudios empíricos sobre los determinantes de los ratings de entidades aseguradoras	664
4.3. Propuesta metodológica.....	667
4.3.1. Fase I. Selección de variables explicativas.....	669
4.3.2. Fase II. Análisis estadístico multivariante	674
4.3.3. Fase III. Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina	677
4.3.3.1. Redes Neuronales Artificiales.....	678
4.3.3.1.1. Perceptron Multicapa.....	680
4.3.3.1.2. Mapa SOFM de características.....	681
4.3.3.2. Árboles de Decisión.....	686
4.3.3.3. Los Sistemas Expertos de Inducción de Reglas Basados en el Conocimiento	692
4.3.4. Fase IV. Combinación de metodologías.....	698

	Pág.
4.3.5. Fase V. Validación fuera de muestra (“out of sample”)	700
4.4. Descripción del caso de estudio	702
4.4.1. Muestra empírica analizada	702
4.4.1.1. Características básicas de la muestra	702
4.4.1.2. Variables del modelo.....	713
4.4.1.2.1. Variable dependiente	713
4.4.1.2.2. Variables independientes	714
4.4.2. Selección de variables explicativas.....	738
4.4.2.1. Análisis descriptivo de las variables independientes.....	738
4.4.2.1.1. Estadísticos descriptivos básicos	739
4.4.2.1.2. Detección y tratamiento de valores ausentes.....	749
4.4.2.1.3. Detección y tratamiento de valores espúreos	749
4.4.2.1.4. Análisis de la forma de la distribución.....	753
4.4.2.1.4.1. Normalidad	753
4.4.2.1.4.2. Homocedasticidad.....	758
4.4.2.1.5. Estudio de las diferencias entre grupos.....	760
4.4.2.1.5.1. Contrastes de igualdad de medias	761
4.4.2.1.5.2. Contrastes de igualdad de medianas.....	764
4.4.2.1.6. Selección inicial de variables explicativas.....	765
4.4.2.2. Empleo de métodos estadísticos tradicionales	766
4.4.2.3. Empleo de métodos estadísticos bayesianos y técnicas MCMC	779
4.4.2.4. Empleo de métodos basados en Aprendizaje-Máquina.....	785
4.4.2.4.1. Algoritmo Relief	786
4.4.2.4.2. Algoritmo WACSA	788
4.4.2.4.3. Redes neuronales artificiales.....	794
4.4.2.5. Selección final de variables explicativas.....	798
4.4.3. Análisis estadístico multivariante	807
4.4.3.1. Análisis multidiscriminante.....	807
4.4.3.1.1. Hipótesis 1: MDA según el tamaño de los grupos.....	812
4.4.3.1.2. Hipótesis 2: MDA para todos los grupos iguales.....	818
4.4.3.1.3. Análisis conjunto de ambos modelos y redes bayesianas.....	820
4.4.3.2. Regresión logística o análisis logit.....	823
4.4.3.2.1. Modelo logit multinomial	824
4.4.3.2.2. Modelo logit ordinal u ordenado	829
4.4.3.2.3. Análisis conjunto de ambos modelos y redes bayesianas.....	832
4.4.4. Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina.....	833
4.4.4.1. Paradigma conexionista-adaptativo: Redes neuronales artificiales	834
4.4.4.1.1. Redes hacia delante: Perceptrón Multicapa.....	834
4.4.4.1.1.1. Determinación de la arquitectura de la red	835
4.4.4.1.1.2. Aprendizaje de la red.....	845
4.4.4.1.1.3. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas	856
4.4.4.1.2. Redes autoorganizadas: Mapas SOFM de Kohonen.....	857
4.4.4.1.2.1. Modelo SOFM clásico	857
4.4.4.1.2.2. Modelo SOFM avanzado: Inclusión de información a priori	867
4.4.4.2. Paradigma lógico-estructurado: Árboles de decisión.....	880
4.4.4.2.1. Construcción de árboles de decisión individuales.....	881
4.4.4.2.2. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas	901
4.4.4.2.3. Construcción de bosques de decisión.....	904
4.4.4.2.3.1. Enfoque combinatorio.....	905
4.4.4.2.3.2. Modelos basados en un único algoritmo constructivo.....	910

	Pág.
4.4.4.2.3.3. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas	915
4.4.4.3. Paradigma lógico-estructurado: Sistemas inductivos basados en el conocimiento	916
4.4.4.3.1. Sistemas expertos de modelado borroso	916
4.4.4.3.1.1. Aplicación del algoritmo de Benítez Sánchez.....	918
4.4.4.3.1.2. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas	939
4.4.4.3.2. Sistemas inductivos de modelado lingüístico.....	941
4.4.4.3.2.1. Algoritmo de Wang&Mendel	941
4.4.4.3.2.2. Red bayesiana del algoritmo de Wang&Mendel.....	950
4.4.4.3.2.3. Algoritmo de Cordón&Herrera	951
4.4.4.3.2.4. Red bayesiana del algoritmo de Cordón&Herrera	957
4.4.4.3.2.5. Metodología de cooperación entre reglas COR.....	958
4.4.5. Combinación de metodologías	959
4.5. Resumen final de resultados.....	966
<i>Bibliografía del Capítulo 4</i>	<i>971</i>

CAPÍTULO 5.

CONTRASTE Y VALIDACIÓN TEMPORAL DEL ESTUDIO EMPÍRICO.....	987
5.1. Contraste temporal y validación de los sistemas de rating	989
5.1.1. Muestra de validación.....	989
5.1.1.1. Características básicas de la muestra	989
5.1.1.2. Variables del modelo.....	994
5.1.2. Aplicación de modelos individuales.....	995
5.1.2.1. Predicción de resultados I: Modelos estadísticos multivariantes.....	995
5.1.2.1.1. Análisis multidiscriminante: según el tamaño de los grupos.....	995
5.1.2.1.2. Análisis multidiscriminante: todos los grupos iguales	1000
5.1.2.1.3. Análisis logit: multinomial	1002
5.1.2.1.4. Análisis logit: ordenado	1005
5.1.2.2. Predicción de resultados II: Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina	1008
5.1.2.2.1. Redes neuronales hacia delante: Perceptrón Multicapa.....	1008
5.1.2.2.2. Redes neuronales autoorganizadas: Mapa SOFM clásico de Kohonen.....	1018
5.1.2.2.3. Redes neuronales autoorganizadas: Mapa SOFM avanzado con información a priori.....	1026
5.1.2.2.4. Árboles de decisión individuales	1033
5.1.2.2.5. Bosques de decisión.....	1055
5.1.2.2.6. Sistemas expertos: Algoritmos de modelado borroso	1058
5.1.2.2.7. Sistemas expertos: Algoritmo de modelado lingüístico de Wang&Mendel....	1071
5.1.2.2.8. Sistemas expertos: Algoritmo de modelado lingüístico de Cordón& Herrera	1075
5.1.2.2.9. Sistemas expertos: Metodología de cooperación entre reglas COR.....	1078
5.1.3. Combinación de metodologías	1079
5.2. Resumen final de resultados.....	1087

	<u>Pág.</u>
CAPÍTULO 6.	
CONCLUSIONES	1093
6.1. Principales resultados obtenidos	1095
6.2. Líneas futuras de investigación	1124
6.2.1. Trabajos futuros en el ámbito de la gestión de riesgos financieros	1124
6.2.2. Trabajos futuros en el ámbito de la metodología desarrollada	1126

ÍNDICE DE TABLAS

	<u>Pág.</u>
CAPÍTULO 1.	
EL RIESGO FINANCIERO Y SUS INCIDENCIAS CONTABLES	
<i>Tabla 1.1.</i> Principales categorías de riesgos en la empresa	14
<i>Tabla 1.2.</i> Herramientas para la medición del riesgo operacional	31
<i>Tabla 1.3.</i> Distribución de pérdidas por riesgo operacional	35
<i>Tabla 1.4.</i> Escenarios en la gestión del riesgo empresarial.....	41
<i>Tabla 1.5.</i> Funciones a desarrollar por el gestor de riesgos.....	46
<i>Tabla 1.6.</i> Objetivos de la gestión de riesgos.....	60
<i>Tabla 1.7.</i> Documentos informativos para la identificación de riesgos	64
<i>Tabla 1.8.</i> Descripción de riesgos: La tabla de riesgos	65
<i>Tabla 1.9.</i> Evaluación de riesgos: Tamaño del riesgo y probabilidad de ocurrencia.....	65
<i>Tabla 1.10.</i> Técnicas de gestión de riesgos: Factores determinantes.....	72
<i>Tabla 1.11.</i> Principales regulaciones en materia de riesgos financieros	75
<i>Tabla 1.12.</i> Patrimonio y Balance de Situación de los Fondos de Garantía de Depósitos.....	79
<i>Tabla 1.13.</i> Cálculo del ratio de Cooke según Basilea I.....	87
<i>Tabla 1.14.</i> Comparación entre los Acuerdos Basilea I y Basilea II.....	91
<i>Tabla 1.15.</i> Activos ponderados por riesgo de crédito según la propuesta de Basilea II.....	93
<i>Tabla 1.16.</i> Ponderaciones para créditos a corto plazo frente a bancos y empresas (Basilea II).....	95
<i>Tabla 1.17.</i> Descuentos supervisores estándar para operaciones con colateral (Basilea II) ...	97
<i>Tabla 1.18.</i> Cálculo interno de componentes del riesgo de crédito (Basilea II)	102
<i>Tabla 1.19.</i> Metodologías para la gestión del riesgo operacional (Basilea II)	114
<i>Tabla 1.20.</i> Asignación de líneas de negocio para la gestión del riesgo operacional (Basilea II).....	115
<i>Tabla 1.21.</i> Factores beta en el método estándar para la gestión del riesgo operacional (Basilea II).....	116
<i>Tabla 1.22.</i> Clasificación de eventos de riesgo operacional.....	119
<i>Tabla 1.23.</i> Documentos reguladores del proceso de examen supervisor según Basilea II...	124
<i>Tabla 1.24.</i> Cambios porcentuales en los requerimientos de capital según bancos ante Basilea II	127
<i>Tabla 1.25.</i> Necesidad de mejora de la normativa bancaria europea: Limitaciones de las normas actuales.....	128
<i>Tabla 1.26.</i> Distintas regulaciones para la evaluación de la solvencia de las entidades aseguradoras.....	137
<i>Tabla 1.27.</i> Ratios IRIS y rangos de variación	138
<i>Tabla 1.28.</i> Requerimientos de capital para entidades aseguradoras (RBC, EE.UU.)	141
<i>Tabla 1.29.</i> Medición de los factores de riesgo en el sistema RBC (seguros de vida y seguros distintos al de la vida).....	142
<i>Tabla 1.30.</i> Bases para el cálculo de provisiones técnicas (seguros distintos al de la vida) ...	147
<i>Tabla 1.31.</i> Principales conclusiones del paquete de medidas “Solvencia I”	152
<i>Tabla 1.32.</i> Clasificación de riesgos inherentes a las entidades aseguradoras.....	156
<i>Tabla 1.33.</i> Importancia relativa de los riesgos inherentes a las entidades aseguradoras	159
<i>Tabla 1.34.</i> Legislación española más relevante en materia de seguros generales	163
<i>Tabla 1.35.</i> Algunos estudios empíricos sobre la divulgación de información sobre riesgos.....	168
<i>Tabla 1.36.</i> Información sobre riesgos en las Normas Internacionales de Contabilidad.....	170
<i>Tabla 1.37.</i> Elaboración de un Estado de Riesgos.....	186
<i>Tabla 1.38.</i> Comparación entre recomendaciones para la revelación de información contable sobre el riesgo de crédito.....	196

	Pág.
Tabla 1.39. Estructura de la Circular 4/2004 del Banco de España.....	199
Tabla 1.40. Tipos de carteras definidas para activos financieros (Circular 4/2004).....	201
Tabla 1.41. Información sobre riesgos a incluir en la Memoria (Circular 4/2004).....	203
Tabla 1.42. Clasificación de las operaciones según su riesgo-país (Circular 4/2004).....	208
Tabla 1.43. Coberturas mínimas para el riesgo de crédito (Circular 4/2004).....	209
Tabla 1.44. Riesgo significativo en los contratos de seguro y reaseguro.....	215
Tabla 1.45. Impacto de los cambios contables en las entidades aseguradoras.....	216
Tabla 1.46. Modelos que integran la documentación estadístico-contable de las entidades aseguradoras españolas.....	219

CAPÍTULO 2.

EL RIESGO DE CRÉDITO Y LA PROBLEMÁTICA DE SU GESTIÓN

Tabla 2.1. Principales hitos en la gestión del riesgo de crédito.....	254
Tabla 2.2. El decálogo bancario en materia de reducción del riesgo de crédito.....	257
Tabla 2.3. Principales causas de las variaciones en los diferenciales de crédito.....	261
Tabla 2.4. Ejemplo de Collateralised Debt Obligation (CDO).....	270
Tabla 2.5. Información a obtener a partir de la documentación aportada por clientes particulares.....	272
Tabla 2.6. Información a obtener a partir de la documentación aportada por empresas.....	277
Tabla 2.7. Limitaciones observadas respecto a la información financiera empresarial.....	278
Tabla 2.8. Ratios contables utilizados para la gestión del riesgo de crédito de empresas	279
Tabla 2.9. Puntuaciones medias del modelo ZETA para los ratings de S&P y Moody's.....	282
Tabla 2.10. Principales dificultades en el análisis y formalización de las operaciones de crédito.....	293
Tabla 2.11. Distribuciones de probabilidad asociadas con la frecuencia de pérdidas.....	298
Tabla 2.12. Ejemplo de distribución de severidad de pérdidas (valores absolutos).....	299
Tabla 2.13. Probabilidades de incumplimiento para prestamista y garante.....	305
Tabla 2.14. Probabilidades conjuntas de incumplimiento, probabilidades condicionales y correlaciones.....	306
Tabla 2.15. Alternativas y técnicas empleadas por los modelos comerciales de gestión del riesgo de crédito.....	320
Tabla 2.16. Puntuaciones del modelo Z-score para los ratings de S&P (1995-1999).....	333
Tabla 2.17. Modelos españoles tradicionales de credit scoring en el ámbito financiero.....	334
Tabla 2.18. Modelos españoles tradicionales de credit scoring respecto a PYMEs.....	335
Tabla 2.19. Equivalencia entre calificaciones a largo plazo de diversas agencias de rating ..	337
Tabla 2.20. Equivalencia entre calificaciones a corto plazo de diversas agencias de rating ..	338
Tabla 2.21. Principales atributos financieros que afectan a la calificación crediticia de las empresas.....	339
Tabla 2.22. Ratings y probabilidad de incumplimiento. Agencia Moody's.....	342
Tabla 2.23. Relación entre ratings y número de años antes del impago (S&P).....	343
Tabla 2.24. Volatilidad estadística de la probabilidad de incumplimiento. Agencia Moody's (1970-1999).....	344
Tabla 2.25. Matriz de transición de ratings de empresas. Agencia Moody's (1999).....	346
Tabla 2.26. Matriz de transición de ratings de empresas. Agencia Moody's (1970-2001).....	346
Tabla 2.27. Tasas de recuperación según antigüedad de la emisión y tipo de deuda.....	348
Tabla 2.28. Tasas de recuperación según rating original (1971-1996).....	349
Tabla 2.29. Matriz de transición de ratings crediticios según el modelo CreditMetrics®.....	353
Tabla 2.30. Distribución de valores y migración entre ratings: Aplicaciones VaR.....	367
Tabla 2.31. Asociación entre la distancia al incumplimiento y los ratings. Modelo KMV Portfolio Manager ®.....	380

	Pág.
Tabla 2.32. Estimación de la pérdida de la cartera para distintos valores críticos. Modelo KMV Portfolio Manager®	381
Tabla 2.33. Distribución de valor esperada para una posición individual. Modelo CreditMetrics®	386
Tabla 2.34. Distribución de pérdidas de la cartera condicional al estado de la economía. Modelo CPV®	396
Tabla 2.35. Comparación entre modelos tipo “Credit VaR” según ISDA/IIF	399
Tabla 2.36. Comparación entre distintos modelos comerciales tipo Credit VaR	400
Tabla 2.37. Requerimiento de datos de los modelos Credit VaR	401
Tabla 2.38. Comparación y similitudes entre los determinantes de ratings crediticios	416
Tabla 2.39. Ejemplo de matriz de clasificación para seis categorías de rating	419

CAPÍTULO 3.

ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO MEDIANTE CALIFICACIONES

CREDITICIAS O RATINGS

Tabla 3.1. Equivalencia entre ratings a largo plazo	463
Tabla 3.2. Equivalencia entre ratings a corto plazo	464
Tabla 3.3. Equivalencia entre escalas según FT-CI	465
Tabla 3.4. Significado de las perspectivas de rating de la agencia S&P	466
Tabla 3.5. Significado de algunos símbolos específicos de la agencia S&P	466
Tabla 3.6. Significado de los ratings de evaluación de supervivencia bancaria de S&P	467
Tabla 3.7. Significado de los ratings de fortaleza financiera bancaria de la agencia Moody's	468
Tabla 3.8. Significado de los ratings individuales y legales bancarios de la agencia Fitch....	469
Tabla 3.9. Responsabilidad administrativa de las entidades de rating: Infracciones aplicables	475
Tabla 3.10. Estudio empírico sobre transiciones entre ratings de bonos (1970-1998)	478
Tabla 3.11. Efectos sobre el mercado de bonos del anuncio de cambios en el rating de bonos	480
Tabla 3.12. Efectos sobre el mercado de acciones ordinarias del anuncio de cambios en el rating de bonos	481
Tabla 3.13. Efectos sobre el mercado de capitales del anuncio de cambios en el rating de acciones preferentes	482
Tabla 3.14. Efectos sobre el mercado de capitales del anuncio de la colocación de un rating en la lista de vigilancia	483
Tabla 3.15. Efectos derivados de diferencias en las calificaciones (“split ratings”)	484
Tabla 3.16. Diferencias entre las calificaciones otorgadas por las principales agencias de rating norteamericanas: Comparación con Moody's (1990)	485
Tabla 3.17. Distribución de calificaciones entre las principales agencias de rating	486
Tabla 3.18. Tasas de incumplimiento de empréstitos bancarios vs. bonos corporativos	496
Tabla 3.19. Tasas de incumplimiento de obligaciones respecto a ratings (1 y 5 años)	496
Tabla 3.20. Modelo logit para la estimación de incumplimientos de empresas calificadas ..	497
Tabla 3.21. Relación entre ratings y rendimientos	499
Tabla 3.22. Estudio empírico sobre valores actuales recuperados en caso de incumplimiento	500
Tabla 3.23. Principales agencias de rating respecto al G10 (1995)	505
Tabla 3.24. Principales agencias de rating respecto al G10 (2001)	506
Tabla 3.25. Principales agencias de rating no G10	509
Tabla 3.26. Mercados geográficos de las principales agencias de rating	509
Tabla 3.27. Principales agencias locales de rating	510

	Pág.
<i>Tabla 3.28.</i> Correlación entre las estimaciones de PD, el tipo de modelo de calificación y las fases del ciclo económico.....	516
<i>Tabla 3.29.</i> Estimaciones empíricas de PD para carteras de bajo incumplimiento	530
<i>Tabla 3.30.</i> Principales regulaciones financieras respecto al rating (EE.UU.)	535
<i>Tabla 3.31.</i> Agencias de rating reconocidas por la normativa financiera de la Unión Europea.....	541
<i>Tabla 3.32.</i> Criterios de reconocimiento de las agencias de rating en la normativa financiera de la Unión Europea.....	541
<i>Tabla 3.33.</i> Rangos de adecuación de capital por niveles de rating	545
<i>Tabla 3.34.</i> Ratios contables utilizados por el modelo RiskCalc® de Moody's KMV	570
<i>Tabla 3.35.</i> Principales ratios relacionados con el análisis patrimonial y financiero	571
<i>Tabla 3.36.</i> Principales ratios relacionados con el análisis económico.....	572
<i>Tabla 3.37.</i> Principales ratios relacionados con el análisis de rentabilidad y autofinanciación	573
<i>Tabla 3.38.</i> Principales distribuciones propuestas para los ratios financieros.....	575
<i>Tabla 3.39.</i> Categorías de variables explicativas e indicadores más representativos	580
<i>Tabla 3.40.</i> Variables explicativas utilizadas en la calificación de bonos	582
<i>Tabla 3.41.</i> Variables explicativas utilizadas en la calificación de bancos.....	585
<i>Tabla 3.42.</i> Variables explicativas consideradas por algunos modelos basados en redes neuronales artificiales	590

CAPÍTULO 4.

ESTUDIO EMPÍRICO DEL RATING DE LAS ENTIDADES ASEGURADORAS EUROPEAS

<i>Tabla 4.1.</i> Principales funciones del seguro.....	617
<i>Tabla 4.2.</i> Principales indicadores del sector financiero	618
<i>Tabla 4.3.</i> Resultados de las entidades aseguradoras españolas (2000-2005, cifras brutas).....	618
<i>Tabla 4.4.</i> Grado de concentración de las entidades aseguradoras españolas (2003-2005).....	620
<i>Tabla 4.5.</i> Ranking de los 15 mayores grupos aseguradores europeos no vida	620
<i>Tabla 4.6.</i> Ramos del negocio asegurador.....	630
<i>Tabla 4.7.</i> Equivalencia entre ratings de fortaleza financiera para entidades aseguradoras	638
<i>Tabla 4.8.</i> Tipos de descuento para los modelos de flujos de caja.....	644
<i>Tabla 4.9.</i> Principales análisis estadísticos de quiebras de entidades aseguradoras	650
<i>Tabla 4.10.</i> Determinantes de los ratings de fortaleza financiera según las agencias de calificación.....	657
<i>Tabla 4.11.</i> Áreas de análisis para la formulación de ratings de entidades europeas según S&P	659
<i>Tabla 4.12.</i> Componentes de riesgo para el ratio de adecuación de capital según S&P.....	660
<i>Tabla 4.13.</i> Factores de riesgo para el ratio de adecuación de capital según S&P.....	661
<i>Tabla 4.14.</i> Riesgos, controles y sistemas de gestión para el área ERM según S&P.....	662
<i>Tabla 4.15.</i> Definiciones de las clasificaciones ERM según S&P.....	663
<i>Tabla 4.16.</i> Desarrollos metodológicos básicos	669
<i>Tabla 4.17.</i> Propuesta de sistemas expertos de inducción de reglas basados en el conocimiento	694
<i>Tabla 4.18.</i> Ratings soberanos de los estados miembros de la Unión Europea (S&P)	704
<i>Tabla 4.19.</i> Subramos del negocio no vida según la Ley 30/1995	705
<i>Tabla 4.20.</i> Ratings de fortaleza financiera proporcionados por A.M. Best	706
<i>Tabla 4.21.</i> Características temporales de la muestra.....	709
<i>Tabla 4.22.</i> Distribución de ratings en la muestra.....	710
<i>Tabla 4.23.</i> Costes implícitos relativos de los distintos ratings.....	713
<i>Tabla 4.24.</i> Indicadores de solvencia de aseguradoras no vida según la NAIC (EE.UU.)	715
<i>Tabla 4.25.</i> Determinación de ratings a través de ratios cuantitativos	717

	Pág.
Tabla 4.26. Modelos de Balance y Cuenta de Pérdidas y Ganancias de las entidades	721
Tabla 4.27. Modelo de Cuenta de Pérdidas y Ganancias según la CNMV	723
Tabla 4.28. Modelo de Balance de Situación público según S&P	725
Tabla 4.29. Modelo de Cuenta de Pérdidas y Ganancias pública según S&P	725
Tabla 4.30. Conciliación de los modelos de Cuenta de Pérdidas y Ganancias	729
Tabla 4.31. Definiciones de ratios	732
Tabla 4.32. Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)	740
Tabla 4.33. Detección univariante de valores espúreos	750
Tabla 4.34. Presencia de valores espúreos en la muestra	751
Tabla 4.35. Pruebas de normalidad sobre las variables exógenas	754
Tabla 4.36. Incumplimiento de la hipótesis de normalidad para las variables exógenas	755
Tabla 4.37. Pruebas de curtosis y asimetría sobre las variables exógenas	756
Tabla 4.38. Normalidad final de los ratios	758
Tabla 4.39. Contraste de homocedasticidad sobre las variables exógenas	759
Tabla 4.40. Homocedasticidad final de los ratios	760
Tabla 4.41. Igualdad de medias	763
Tabla 4.42. Igualdad de medianas	765
Tabla 4.43. Selección inicial de variables	766
Tabla 4.44. Correlación entre variables exógenas (coeficiente de correlación de Pearson)	766
Tabla 4.45. Análisis de componentes principales: Rotación Varimax	769
Tabla 4.46. Análisis de componentes principales: Rotación Oblimin	770
Tabla 4.47. Análisis cluster: Métodos jerárquicos	775
Tabla 4.48. Análisis cluster: Métodos no jerárquicos	778
Tabla 4.49. Métodos bayesianos y MCMC: Probabilidades a posteriori	782
Tabla 4.50. Métodos bayesianos y MCMC: Eliminación de variables exógenas	785
Tabla 4.51. Algoritmo Relief-F: Pesos asociados a las variables	787
Tabla 4.52. Algoritmo Relief-F: Selección de variables exógenas	787
Tabla 4.53. Aplicación del algoritmo WACSA para la selección de variables	789
Tabla 4.54. Selección de variables exógenas: Métodos basados en RNAs	796
Tabla 4.55. Unificación de los resultados obtenidos para cada método (no normalizados)	801
Tabla 4.56. Relevancia final de las variables explicativas	802
Tabla 4.57. Relevancia de variables explicativas (alternativa 2)	805
Tabla 4.58. Correlación entre variables explicativas (alternativa 2)	806
Tabla 4.59. Correlación final entre variables explicativas	808
Tabla 4.60. Definición de la función de error: Tabla de clasificación multicategórica	809
Tabla 4.61. Definición de la función de error: Tabla de clasificación bicategórica	810
Tabla 4.62. Análisis MDA: Modelo final ("según el tamaño de los grupos")	812
Tabla 4.63. Análisis MDA: Coeficientes de las funciones discriminantes ("según el tamaño de los grupos")	812
Tabla 4.64. Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher ("según el tamaño de los grupos")	813
Tabla 4.65. Análisis MDA: Centroides de los grupos ("según el tamaño de los grupos")	813
Tabla 4.66. Matriz de clasificación - MDA ("según el tamaño de los grupos")	815
Tabla 4.67. Análisis MDA: Error cometido ("según el tamaño de los grupos")	816
Tabla 4.68. Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher ("todos los grupos iguales")	818
Tabla 4.69. Matriz de clasificación - MDA ("todos los grupos iguales")	818
Tabla 4.70. Análisis MDA: Error cometido ("todos los grupos iguales")	819
Tabla 4.71. Análisis MDA: Análisis conjunto de modelos	821
Tabla 4.72. Análisis logit multinomial	825
Tabla 4.73. Matriz de clasificación - Logit multinomial	827
Tabla 4.74. Análisis logit multinomial: Error cometido	828
Tabla 4.75. Análisis logit ordinal	829
Tabla 4.76. Matriz de clasificación - Logit ordinal	830
Tabla 4.77. Análisis logit ordinal: Error cometido	831

	Pág.
Tabla 4.78. Aplicación de métodos de poda (red total).....	838
Tabla 4.79. Aplicación de métodos de poda (redes parciales)	840
Tabla 4.80. Selección de la arquitectura óptima de la red.....	843
Tabla 4.81. Aplicación de métodos constructivos (red total)	844
Tabla 4.82. Aplicación de métodos constructivos (redes parciales)	845
Tabla 4.83. Matriz de clasificación – Perceptrón Multicapa (“backpropagation”).....	847
Tabla 4.84. Matriz de clasificación – Perceptrón Multicapa (“SCG”).....	848
Tabla 4.85. Redes con algoritmo “backpropagation”: Error cometido	849
Tabla 4.86. Redes con algoritmo “SCG”: Error cometido	850
Tabla 4.87. Aplicación de “Sammon Mapping”	858
Tabla 4.88. Error observado para el modelo clásico de red de Kohonen	859
Tabla 4.89. Matriz de clasificación – Mapa SOFM clásico	864
Tabla 4.90. Clusters obtenidos a partir del mapa SOFM clásico.....	866
Tabla 4.91. Modelo SOFM avanzado: expertizaje y contraexpertizaje	870
Tabla 4.92. Modelo SOFM avanzado: Agregación de información.....	871
Tabla 4.93. Matriz de clasificación – Mapa SOFM ponderado	876
Tabla 4.94. Error observado para el modelo ponderado de red de Kohonen.....	877
Tabla 4.95. Clusters obtenidos a partir del mapa SOFM ponderado	879
Tabla 4.96. Matriz de clasificación – Árboles de decisión.....	897
Tabla 4.97. Evolución del error total: Árboles de decisión vs. redes bayesianas.....	904
Tabla 4.98. Bosque de decisión mediante enfoque combinatorio: Error cometido	907
Tabla 4.99. Matriz de clasificación – TreeNet®.....	910
Tabla 4.100. Bosque de decisión Treenet®: Error cometido	911
Tabla 4.101. Matriz de clasificación- RandomForests®	913
Tabla 4.102. Bosque de decisión RandomForests®: Error cometido.....	913
Tabla 4.103. Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez.....	933
Tabla 4.104. Sistema borroso de Benítez Sánchez: Error cometido	934
Tabla 4.105. Evolución del error total: Sistemas borrosos vs. redes bayesianas.....	941
Tabla 4.106. Etiquetas lingüísticas reales asociadas a las variables lingüísticas.....	943
Tabla 4.107. Alternativas de construcción para el algoritmo Wang&Mendel	943
Tabla 4.108. Reglas generadas por el algoritmo Wang&Mendel.....	944
Tabla 4.109. Matriz de clasificación – Algoritmo Wang&Mendel.....	945
Tabla 4.110. Algoritmo Wang&Mendel: Error cometido.....	946
Tabla 4.111. Alternativas de construcción para el algoritmo Cordon&Herrera.....	951
Tabla 4.112. Reglas generadas por el algoritmo Cordon&Herrera ($\alpha=0.1$ y 0.2).....	952
Tabla 4.113. Matriz de clasificación – Algoritmo Cordon&Herrera.....	953
Tabla 4.114. Algoritmo Cordon&Herrera: Error cometido	954
Tabla 4.115. Alternativas de construcción para la metodología COR.....	959
Tabla 4.116. Análisis comparativo de metodologías	960
Tabla 4.117. Combinación de clasificadores	964
Tabla 4.118. Matriz de clasificación - Combinación de metodologías	964
Tabla 4.119. Resumen final de resultados.....	968
Tabla 4.120. Análisis de las diferencias nacionales entre los ratings.....	970

CAPÍTULO 5.

CONTRASTE Y VALIDACIÓN TEMPORAL DEL ESTUDIO EMPÍRICO

Tabla 5.1. Características temporales de la muestra de validación.....	991
Tabla 5.2. Distribución de ratings en la muestra de validación.....	992
Tabla 5.3. Ratings medios por países (muestra de validación).....	993
Tabla 5.4. Definición de variables independientes (ratios simples)	995

	Pág.
Tabla 5.5. Análisis MDA: Modelo final (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación.....	996
Tabla 5.6. Análisis MDA: Coeficientes de las funciones discriminantes (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación.....	996
Tabla 5.7. Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación.....	997
Tabla 5.8. Análisis MDA: Centroides de los grupos (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación.....	997
Tabla 5.9. Matriz de clasificación – MDA (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación.....	998
Tabla 5.10. Análisis MDA: Error cometido (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación.....	999
Tabla 5.11. Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher (“todos los grupos iguales”). Muestra de validación.....	1000
Tabla 5.12. Matriz de clasificación – MDA (“todos los grupos iguales”). Muestra de validación.....	1001
Tabla 5.13. Análisis MDA: Error cometido (“todos los grupos iguales”). Muestra de validación.....	1002
Tabla 5.14. Análisis logit multinomial. Muestra de validación.....	1002
Tabla 5.15. Matriz de clasificación – Logit multinomial. Muestra de validación.....	1004
Tabla 5.16. Análisis logit multinomial: Error cometido. Muestra de validación.....	1005
Tabla 5.17. Análisis logit ordinal. Muestra de validación.....	1006
Tabla 5.18. Matriz de clasificación – Logit ordinal. Muestra de validación.....	1006
Tabla 5.19. Análisis logit ordinal: Error cometido. Muestra de validación.....	1007
Tabla 5.20. Matriz de clasificación – Perceptrón Multicapa (“backpropagation”). Muestra de validación.....	1013
Tabla 5.21. Matriz de clasificación – Perceptrón Multicapa (“SCG”). Muestra de validación...	1014
Tabla 5.22. Red total con “Backpropagation”: Error cometido. Muestra de validación.....	1015
Tabla 5.23. Redes parciales con “Backpropagation”: Error cometido. Muestra de validación..	1016
Tabla 5.24. Red total con “SCG”: Error cometido. Muestra de validación.....	1016
Tabla 5.25. Redes parciales con “SCG”: Error cometido. Muestra de validación.....	1017
Tabla 5.26. Mapa SOFM clásico: Pesos medios. Muestra de validación.....	1022
Tabla 5.27. Matriz de clasificación – Mapa SOFM clásico. Muestra de validación.....	1023
Tabla 5.28. Mapa SOFM clásico de Kohonen: Error cometido. Muestra de validación.....	1025
Tabla 5.29. Mapa SOFM ponderado: Pesos medios. Muestra de validación.....	1030
Tabla 5.30. Matriz de clasificación – Mapa SOFM ponderado. Muestra de validación.....	1031
Tabla 5.31. Mapa SOFM ponderado: Error cometido. Muestra de validación.....	1032
Tabla 5.32. Matriz de clasificación – ChAID. Muestra de validación.....	1034
Tabla 5.33. Árbol de decisión ChAID: Error cometido. Muestra de validación.....	1035
Tabla 5.34. Matriz de clasificación – ASSISTANT. Muestra de validación.....	1037
Tabla 5.35. Árbol de decisión ASSISTANT: Error cometido. Muestra de validación.....	1038
Tabla 5.36. Matriz de clasificación – C4.5. Muestra de validación.....	1039
Tabla 5.37. Árbol de decisión – C4.5: Error cometido. Muestra de validación.....	1041
Tabla 5.38. Matriz de clasificación – Sipina. Muestra de validación.....	1043
Tabla 5.39. Árbol de decisión Sipina: Error cometido. Muestra de validación.....	1044
Tabla 5.40. Matriz de clasificación – CART Gini univariante. Muestra de validación.....	1045
Tabla 5.41. Árbol de decisión CART Gini univariante: Error cometido. Muestra de validación.....	1046
Tabla 5.42. Matriz de clasificación – CART Twoing univariante. Muestra de validación.....	1048
Tabla 5.43. Árbol de decisión CART Twoing univariante: Error cometido. Muestra de validación.....	1049
Tabla 5.44. Matriz de clasificación – CART Gini oblicuo. Muestra de validación.....	1050
Tabla 5.45. Árbol de decisión CART Gini oblicuo: Error cometido. Muestra de validación.....	1052
Tabla 5.46. Matriz de clasificación – CART Twoing oblicuo. Muestra de validación.....	1053

	<u>Pág.</u>
Tabla 5.47. Árbol de decisión CART Twoing oblicuo: Error cometido. Muestra de validación	1054
Tabla 5.48. Matriz de clasificación – TreeNet®	1055
Tabla 5.49. Matriz de clasificación – RandomForests®	1056
Tabla 5.50. Bosque de decisión Treenet®: Error cometido. Muestra de validación	1057
Tabla 5.51. Bosque de decisión RandomForests®: Error cometido. Muestra de validación	1058
Tabla 5.52. Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo inicial)	1059
Tabla 5.53. Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo con ARDIES)	1060
Tabla 5.54. Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo con modificadores lingüísticos)	1062
Tabla 5.55. Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo mixto)	1064
Tabla 5.56. Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo inicial). Muestra de validación	1066
Tabla 5.57. Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo ajustado con ARDIES). Muestra de validación	1066
Tabla 5.58. Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo con modificadores lingüísticos). Muestra de validación	1067
Tabla 5.59. Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo mixto). Muestra de validación	1067
Tabla 5.60. Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo inicial): Error cometido. Muestra de validación	1068
Tabla 5.61. Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo ajustado con ARDIES): Error cometido. Muestra de validación	1069
Tabla 5.62. Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo con modificadores lingüísticos): Error cometido. Muestra de validación	1070
Tabla 5.63. Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo mixto): Error cometido. Muestra de validación	1071
Tabla 5.64. Alternativas de construcción para el algoritmo Wang&Mendel. Muestra de validación	1072
Tabla 5.65. Etiquetas lingüísticas reales asociadas a las variables exógenas. Muestra de validación	1072
Tabla 5.66. Reglas generadas por el algoritmo Wang&Mendel ($\alpha=0.2$). Muestra de validación	1073
Tabla 5.67. Matriz de clasificación – Algoritmo Wang&Mendel. Muestra de validación	1074
Tabla 5.68. Algoritmo Wang&Mendel: Error cometido. Muestra de validación	1075
Tabla 5.69. Alternativas de construcción para el algoritmo Cordón&Herrera. Muestra de validación.	1075
Tabla 5.70. Reglas generadas por el algoritmo Cordón&Herrera ($\alpha=0.2$). Muestra de validación	1076
Tabla 5.71. Matriz de clasificación – Algoritmo Cordón&Herrera. Muestra de validación	1077
Tabla 5.72. Algoritmo Cordón&Herrera: Error cometido. Muestra de validación	1078
Tabla 5.73. Alternativas de construcción para la metodología COR. Muestra de validación	1079
Tabla 5.74. Análisis comparativo de metodologías. Muestra de validación	1080
Tabla 5.75. Combinación de clasificadores (modelo inicial). Muestra de validación	1083
Tabla 5.76. Matriz de clasificación – Combinación de metodologías (modelo inicial). Muestra de validación	1084
Tabla 5.77. Combinación de clasificadores (modelo reestimado). Muestra de validación	1085
Tabla 5.78. Matriz de clasificación – Combinación de metodologías (modelo reestimado). Muestra de validación	1085
Tabla 5.79. Resumen final de resultados (modelo inicial). Muestra de validación	1088
Tabla 5.80. Resumen final de resultados (modelo reestimado). Muestra de validación	1090
Tabla 5.81. Análisis de las diferencias nacionales entre los ratings (modelo reestimado)	1092

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
CAPÍTULO 1.	
EL RIESGO FINANCIERO Y SUS INCIDENCIAS CONTABLES	
<i>Figura 1.1. Relación entre riesgo y rendimiento</i>	10
<i>Figura 1.2. Efectos del riesgo sobre la creación de valor</i>	12
<i>Figura 1.3. Naturaleza de riesgos en la empresa</i>	15
<i>Figura 1.4. Principales tipos de riesgos financieros</i>	19
<i>Figura 1.5. Clasificación de riesgos operacionales</i>	27
<i>Figura 1.6. El ciclo de gestión del riesgo operacional</i>	29
<i>Figura 1.7. Gestión de riesgos operacionales: Clasificación de exposiciones</i>	33
<i>Figura 1.8. Planes estratégicos para la gestión del riesgo operacional</i>	34
<i>Figura 1.9. Funciones principales en la organización industrial de la empresa.....</i>	39
<i>Figura 1.10. Distintos enfoques en la gestión de riesgos: Protección vs. desempeño</i>	40
<i>Figura 1.11. Evolución del proceso de gestión de riesgos</i>	42
<i>Figura 1.12. Creación de valor sostenible mediante la gestión de riesgos</i>	43
<i>Figura 1.13. Sistematización de la gestión de riesgos. Diferencias en la Unión Europea</i>	48
<i>Figura 1.14. Diseño del sistema de gestión de riesgos en la industria financiera</i>	51
<i>Figura 1.15. Arquitectura de riesgos: El plan de 8 puntos ("8 points plan")</i>	52
<i>Figura 1.16. La gestión de riesgos en entidades financieras</i>	54
<i>Figura 1.17. Relación vertical: Pirámide de riesgos.....</i>	55
<i>Figura 1.18. Relación transversal: Bloques de procesos</i>	56
<i>Figura 1.19. Interacción entre relaciones verticales y transversales.....</i>	56
<i>Figura 1.20. Elementos básicos de un sistema de control interno de riesgos</i>	57
<i>Figura 1.21. Orígenes y gestión de riesgos financieros en entidades bancarias.....</i>	58
<i>Figura 1.22. Principales etapas en la gestión de riesgos</i>	59
<i>Figura 1.23. Relación entre los objetivos y el perfil de riesgo de la empresa.....</i>	61
<i>Figura 1.24. Identificación de riesgos: The Business Risk Model®.....</i>	62
<i>Figura 1.25. Identificación de riesgos: The Royal Bank Financial Group Model ®.....</i>	63
<i>Figura 1.26. Medición del impacto y probabilidad de ocurrencia del riesgo</i>	66
<i>Figura 1.27. Proceso de medición de riesgos (ICAEW, 1998)</i>	67
<i>Figura 1.28. Medición de riesgos: Ejemplo de un mapa de riesgos</i>	68
<i>Figura 1.29. Medición de riesgos: Ejemplo de matrices de riesgos.....</i>	70
<i>Figura 1.30. Evolución de los Fondos de Garantía de Depósitos</i>	80
<i>Figura 1.31. Estructura del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (Basilea II)</i>	91
<i>Figura 1.32. Activos ponderados por riesgo y requerimientos de capital mínimo (IRB)</i>	101
<i>Figura 1.33. Cambios esperados en los requerimientos de capital nacionales de la Unión Europea</i>	126
<i>Figura 1.34. Factores que influyen en la determinación de las provisiones técnicas</i>	148
<i>Figura 1.35. Principales magnitudes contables del sistema de solvencia del sector asegurador</i>	150
<i>Figura 1.36. Principales instituciones que intervienen en el marco contable del seguro.....</i>	212
<i>Figura 1.37. Clasificación de los contratos de seguros según las NIC/NIIF</i>	214
 CAPÍTULO 2.	
EL RIESGO DE CRÉDITO Y LA PROBLEMÁTICA DE SU GESTIÓN	
<i>Figura 2.1. Relación entre la PD y la antigüedad de la operación.....</i>	257
<i>Figura 2.2. Estimación de la pérdida esperada (EL)</i>	264
<i>Figura 2.3. Pérdidas esperadas, no esperadas y extremas en la gestión del riesgo de crédito de instrumentos financieros.....</i>	266

	Pág.
<i>Figura 2.4.</i> Cobertura del riesgo de crédito mediante derivados	269
<i>Figura 2.5.</i> Principios básicos para la gestión del riesgo de crédito	284
<i>Figura 2.6.</i> Estructura bancaria y gestión del riesgo de crédito	286
<i>Figura 2.7.</i> Tramitación de créditos en entidades financieras	287
<i>Figura 2.8.</i> Proceso de concesión de préstamos comerciales	288
<i>Figura 2.9.</i> Información a utilizar para valorar la solicitud de crédito	289
<i>Figura 2.10.</i> Los condicionantes del crédito	291
<i>Figura 2.11.</i> Ejemplo de distribución de severidad de pérdidas (valores relativos)	300
<i>Figura 2.12.</i> Valoración de la exposición al riesgo: Valor en libros vs. valores de mercado	302
<i>Figura 2.13.</i> Exposición al riesgo a lo largo del tiempo	303
<i>Figura 2.14.</i> Principales tipos de garantías	305
<i>Figura 2.15.</i> Medición de la pérdida de crédito	308
<i>Figura 2.16.</i> Esquema “building blocks” para la construcción de modelos integrales de gestión del riesgo de crédito	309
<i>Figura 2.17.</i> Modelos “building blocks” para la gestión de procesos de riesgo en entidades financieras	310
<i>Figura 2.18.</i> Modelado de las correlaciones entre inductores de riesgo	315
<i>Figura 2.19.</i> Empleo de técnicas de Monte Carlo para la simulación del comportamiento futuro de los inductores del riesgo de crédito	316
<i>Figura 2.20.</i> Análisis de eficiencia en términos de riesgo-rentabilidad	319
<i>Figura 2.21.</i> Modelo de las cinco “C”	323
<i>Figura 2.22.</i> Análisis de crédito a través del modelo de las cinco “C”	326
<i>Figura 2.23.</i> Ratings y probabilidades anuales de incumplimiento. Agencia Moody’s	342
<i>Figura 2.24.</i> Tasas medias acumuladas de incumplimiento para el periodo 1920-1999. Agencia Moody’s	344
<i>Figura 2.25.</i> Modelo estructural: Opciones “call” y “put” para propietarios y prestamistas	359
<i>Figura 2.26.</i> Correlación entre los activos de una cartera y probabilidad conjunta de incumplimiento	361
<i>Figura 2.27.</i> Efectos de la correlación sobre la distribución de pérdidas de la cartera	361
<i>Figura 2.28.</i> El modelo KMV y la estimación de la frecuencia esperada de incumplimiento	365
<i>Figura 2.29.</i> El modelo KMV y la evolución de valor de los activos	365
<i>Figura 2.30.</i> Relación entre las variables Edf, DD y las matrices de migración de ratings ..	366
<i>Figura 2.31.</i> Distribución de valores futuros y migración entre ratings	367
<i>Figura 2.32.</i> Cálculo del capital económico de la entidad mediante modelos VaR	374
<i>Figura 2.33.</i> Relación entre la distancia al incumplimiento y la frecuencia esperada de incumplimiento. Modelo KMV Portfolio Manager®	379
<i>Figura 2.34.</i> Distribución de valores de la cartera según riesgo de mercado y de crédito. Modelo CreditMetrics®	383
<i>Figura 2.35.</i> Generalización del modelo de Merton para migraciones de ratings. Modelo CreditMetrics®	388
<i>Figura 2.36.</i> Distribución de eventos de incumplimiento. Modelo CreditRisk+®	392
<i>Figura 2.37.</i> Distribución final de pérdidas de la cartera. Modelo CPV®	397
<i>Figura 2.38.</i> Ratings “through the cycle” vs. “current condition”	406
<i>Figura 2.39.</i> Probabilidades de incumplimiento según ratings. Agencia S&P (2001)	411
<i>Figura 2.40.</i> Asociación entre ratings internos, ratings externos y probabilidades de incumplimiento	411
<i>Figura 2.41.</i> Asociación entre ratings internos y externos mediante comparación de prestatarios	412

	Pág.
CAPÍTULO 3.	
ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO MEDIANTE CALIFICACIONES CREDITICIAS O RATINGS	
<i>Figura 3.1. Proceso de elaboración de ratings (I): Etapas seguidas por S&P</i>	455
<i>Figura 3.2. Proceso de elaboración de ratings (II): Etapas seguidas por Fitch</i>	456
<i>Figura 3.3. Proceso de obtención de ratings: Perspectiva del demandante</i>	460
<i>Figura 3.4. Equivalencia entre las calificaciones a largo y corto plazo para la agencia S&P</i>	465
<i>Figura 3.5. Diferencias medias entre las calificaciones otorgadas por Moody's y las principales agencias de rating norteamericanas (1990)</i>	485
<i>Figura 3.6. Relación entre las calificaciones y la probabilidad de incumplimiento a lo largo del tiempo</i>	498
<i>Figura 3.7. Distribución de las calificaciones un año antes del fracaso (1983-2001)</i>	499
<i>Figura 3.8. Incidencia de los sistemas de validación en el uso de ratings</i>	514
<i>Figura 3.9. Componentes del sistema de validación de ratings</i>	515
<i>Figura 3.10. Variación de las probabilidades de incumplimiento según el modelo de calificación</i>	516
<i>Figura 3.11. Ejemplo de curva CAP</i>	518
<i>Figura 3.12. Ejemplo de curva ROC</i>	519
<i>Figura 3.13. Entropía de la información</i>	521
<i>Figura 3.14. Mapping o asociación entre diferentes escalas de rating</i>	524
<i>Figura 3.15. Distribución de incumplimientos para carteras tipo LDP</i>	526
<i>Figura 3.16. Factores fundamentales para la asignación de un rating</i>	566
 CAPÍTULO 4.	
ESTUDIO EMPÍRICO DEL RATING DE LAS ENTIDADES ASEGURADORAS EUROPEAS	
<i>Figura 4.1. Esquema de la actividad aseguradora</i>	622
<i>Figura 4.2. Principales entradas y salidas en una compañía de seguros</i>	622
<i>Figura 4.3. Ciclos económicos típicos de las entidades aseguradoras</i>	623
<i>Figura 4.4. Procesos de las entidades aseguradoras</i>	624
<i>Figura 4.5. Composición de la prima de seguros</i>	625
<i>Figura 4.6. Principales riesgos relacionados con la actividad aseguradora</i>	634
<i>Figura 4.7. Causas de insolvencia de entidades aseguradoras del ramo no-vida</i>	648
<i>Figura 4.8. Esquema básico del proceso de selección de variables explicativas</i>	674
<i>Figura 4.9. Esquema típico de una Red Neuronal Artificial</i>	679
<i>Figura 4.10. Arquitectura básica de la red Perceptron Multicapa</i>	680
<i>Figura 4.11. Arquitectura básica del mapa SOFM de características</i>	682
<i>Figura 4.12. Conjunto de términos lingüísticos asociado a la variable "grado de importancia"</i>	684
<i>Figura 4.13. Modelo genérico de árbol de decisión</i>	687
<i>Figura 4.14. Tipos de árboles de decisión según la combinación de variables explicativas</i>	689
<i>Figura 4.15. Diferencias temporales entre los ratings de los países</i>	709
<i>Figura 4.16. Frecuencia de aseguradoras en cada categoría</i>	711
<i>Figura 4.17. Escala ordinal</i>	714
<i>Figura 4.18. Esquema contable básico del ciclo de actividad de las entidades aseguradoras</i>	724
<i>Figura 4.19. Distribución de valores espúreos (Mahalanobis)</i>	751
<i>Figura 4.20. Distribución de valores espúreos (Tchebychev)</i>	752
<i>Figura 4.21. Selección final de variables explicativas</i>	803
<i>Figura 4.22. Selección final de variables explicativas (alternativa 2)</i>	805
<i>Figura 4.23. Análisis MDA: Red bayesiana</i>	823

	Pág.
<i>Figura 4.24.</i> Análisis logit: Red bayesiana	833
<i>Figura 4.25.</i> Esquema de aprendizaje y validación con redes tipo Perceptrón Multicapa ..	835
<i>Figura 4.26.</i> Determinación de la arquitectura óptima (red total-submuestra 1)	842
<i>Figura 4.27.</i> Red total ("backpropagation" y "SCG")	851
<i>Figura 4.28.</i> Combinación de redes parciales ("backpropagation")	852
<i>Figura 4.29.</i> Combinación de redes parciales ("SCG")	853
<i>Figura 4.30.</i> Redes neuronales SCG: Modelo bayesiano	856
<i>Figura 4.31.</i> Modelo SOFM clásico: Mapa final (GMC)	860
<i>Figura 4.32.</i> Modelo SOFM clásico: Mapa final (EMC)	861
<i>Figura 4.33.</i> Mapa SOFM clásico: Pesos asociados	862
<i>Figura 4.34.</i> Mapa topográfico bidimensional derivado de la matriz U clásica	865
<i>Figura 4.35.</i> Mapa topográfico tridimensional derivado de la matriz U clásica	866
<i>Figura 4.36.</i> Relevancia relativa de las variables (etiquetas lingüísticas)	869
<i>Figura 4.37.</i> Relevancia relativa de los expertos (etiquetas lingüísticas)	870
<i>Figura 4.38.</i> Modelo SOFM ponderado: Mapa final (GMC)	872
<i>Figura 4.39.</i> Modelo SOFM ponderado: Mapa final (EMC)	873
<i>Figura 4.40.</i> Mapa SOFM ponderado: Pesos asociados	874
<i>Figura 4.41.</i> Mapa topográfico bidimensional derivado de la matriz U ponderada	878
<i>Figura 4.42.</i> Mapa topográfico tridimensional derivado de la matriz U ponderada	878
<i>Figura 4.43.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo ChAID	882
<i>Figura 4.44.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo ASSISTANT	885
<i>Figura 4.45.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo C4.5	886
<i>Figura 4.46.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo Sipina	888
<i>Figura 4.47.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Gini univariante	890
<i>Figura 4.48.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Twoing univariante	892
<i>Figura 4.49.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Gini oblicuo	894
<i>Figura 4.50.</i> Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Twoing oblicuo	895
<i>Figura 4.51.</i> Árboles de decisión: Redes bayesianas	902
<i>Figura 4.52.</i> Bosque de decisión mediante enfoque combinatorio: Red bayesiana para el escenario indiferente	909
<i>Figura 4.53.</i> Bosques de decisión TreeNet® y RandomForests®: Redes bayesianas	915
<i>Figura 4.54.</i> Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo inicial	921
<i>Figura 4.55.</i> Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo ajustado con ARDIES	924
<i>Figura 4.56.</i> Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo con modificadores lingüísticos	927
<i>Figura 4.57.</i> Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo mixto	930
<i>Figura 4.58.</i> Sistema borroso de Benítez Sánchez: Redes bayesianas	940
<i>Figura 4.59.</i> Etiquetas lingüísticas asociadas a las variables exógenas	942
<i>Figura 4.60.</i> Algoritmo Wang&Mendel: Redes bayesianas	950
<i>Figura 4.61.</i> Algoritmo Cordón&Herrera: Redes bayesianas	957

CAPÍTULO 5.

CONTRASTE Y VALIDACIÓN TEMPORAL DEL ESTUDIO EMPÍRICO

<i>Figura 5.1.</i> Horizonte temporal de las muestras analizadas	990
<i>Figura 5.2.</i> Funciones de densidad: Muestra inicial y de validación	993
<i>Figura 5.3.</i> Red total ("backpropagation" y "SCG"). Muestra de validación	1009
<i>Figura 5.4.</i> Combinación de redes parciales ("backpropagation"). Muestra de validación	1010
<i>Figura 5.5.</i> Combinación de redes parciales ("SCG"). Muestra de validación	1011

	Pág.
<i>Figura 5.6. Modelo SOFM clásico: Mapa final (GMC). Muestra de validación.....</i>	1019
<i>Figura 5.7. Modelo SOFM clásico: Mapa final (EMC). Muestra de validación</i>	1020
<i>Figura 5.8. Mapa SOFM clásico: Pesos asociados. Muestra de validación</i>	1021
<i>Figura 5.9. Modelo SOFM ponderado: Mapa final (GMC). Muestra de validación.....</i>	1027
<i>Figura 5.10. Modelo SOFM ponderado: Mapa final (EMC). Muestra de validación.....</i>	1028
<i>Figura 5.11. Mapa SOFM ponderado: Pesos asociados. Muestra de validación.....</i>	1029
<i>Figura 5.12. Árbol de decisión ChAID. Modelo reestimado.....</i>	1033
<i>Figura 5.13. Árbol de decisión ASSISTANT. Modelo reestimado</i>	1036
<i>Figura 5.14. Árbol de decisión C4.5. Modelo reestimado</i>	1039
<i>Figura 5.15. Árbol de decisión Sipina. Modelo reestimado</i>	1042
<i>Figura 5.16. Árbol de decisión CART Gini univariante. Modelo reestimado</i>	1045
<i>Figura 5.17. Árbol de decisión CART Twoing univariante. Modelo reestimado</i>	1047
<i>Figura 5.18. Árbol de decisión CART Gini oblicuo. Modelo reestimado.....</i>	1050
<i>Figura 5.19. Árbol de decisión CART Twoing oblicuo. Modelo reestimado.....</i>	1052

Introducción

I. Aspectos generales

II. Objetivos y propósitos de la investigación

III. Estructura del trabajo de investigación

INTRODUCCIÓN

I. Aspectos generales

Esta Memoria de Tesis Doctoral presenta una nueva metodología para el análisis de los determinantes del riesgo de crédito combinando técnicas estadísticas clásicas, análisis bayesiano y modelos basados en inteligencia artificial.

El interés por realizar esta investigación parte de la necesidad constatada de desarrollar nuevos modelos de gestión del riesgo crediticio que permitan dar respuesta a los nuevos retos que afrontan las entidades financieras y aseguradoras, que han desembocado en los recientes acuerdos de Basilea II y Solvencia II.

El sistema financiero desempeña un papel crucial en el desarrollo de un país, afectando tanto a la adecuada asignación de recursos en el tiempo como a la correcta valoración del riesgo. Un correcto funcionamiento del sistema financiero permite a los países alcanzar mayores niveles de crecimiento así como unas condiciones macroeconómicas más estables. Asimismo, favorece el crecimiento económico y el bienestar, canalizando el ahorro hacia la inversión, facilitando una distribución temporal del gasto acorde con las preferencias de los agentes económicos, diversificando los riesgos y atrayendo recursos para la financiación de nuevos proyectos de inversión.

En los últimos años, la globalización de la economía de mercado, con la consiguiente necesidad de innovación, eficiencia y rentabilidad, y la entrada de nuevos competidores, ha incrementado la inestabilidad e inseguridad del negocio financiero, multiplicando los riesgos a los que se enfrentan estas entidades. La ausencia de técnicas apropiadas para la medición y control de riesgos ante el nuevo entorno ha tenido consecuencias muy graves, como la conocida quiebra del Banco Baring (1995), los problemas de la banca J.P. Morgan ante la crisis de los países asiáticos (1998), la liquidación de la aseguradora *HIH Insurance* (2001) o la crisis del banco berlinés *Bankgesellschaft Berlin*, que en 2001 estuvo a punto de disolverse debido a préstamos inmobiliarios incobrables.

El *riesgo de crédito*, que constituye el componente más importante de los riesgos financieros, se ha visto particularmente afectado, resultando mucho más volátil y difícil de predecir que en el pasado. La complejidad del entorno financiero actual, caracterizado por un comportamiento cada vez menos predecible de los clientes, dificulta la medición de los riesgos de crédito de la entidad bajo criterios tradicionales, acrecentando las dudas de la industria a la hora de asumir determinadas posiciones de riesgo.

En este contexto, se plantea la necesidad de revisar las técnicas tradicionales de medición y gestión de riesgos a fin de garantizar la solvencia y estabilidad de las entidades financieras en el futuro. Esta carencia se ha traducido en nuevas regulaciones

en materia de riesgos financieros, que afectan tanto a las entidades de crédito como a las compañías aseguradoras.

En el ámbito bancario, el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, conocido como *Basilea II*, ha promovido el empleo de sistemas de gestión del riesgo de crédito mediante ratings o calificaciones internas (enfoque IRB). En este ámbito, el banco puede utilizar sus propias estimaciones de cuatro componentes básicos de riesgo para la categorización crediticia de sus exposiciones: la probabilidad de incumplimiento (PD), pérdida en caso de impago o severidad (LGD), la exposición al incumplimiento (EAD) y la madurez efectiva de la exposición. De todos ellos, la probabilidad de incumplimiento constituye la variable más crítica a estimar por la entidad financiera, dado que, a diferencia de resto de componentes, no es proporcionada en ningún caso por las entidades supervisoras.

La aplicación del enfoque IRB exige que el banco proporcione definiciones claras y precisas acerca de sus sistemas internos de riesgo, debiendo demostrar la robustez y eficacia de los modelos utilizados. Asimismo, la estimación de la PD asociada a cada categoría debe basarse en técnicas de análisis que consideren de forma suficiente la experiencia crediticia a largo plazo, pudiendo aplicarse una o más de tres técnicas básicas: la experiencia interna de incumplimiento de la entidad, la asociación a datos externos y los modelos estadísticos de incumplimiento.

El desarrollo de *modelos estadísticos para la predicción de incumplimientos basados en datos históricos*, o modelos de *credit scoring*, ha sido un campo de investigación recurrente durante las últimas décadas, particularmente respecto a posiciones frente a empresas y particulares. En el ámbito contable, la falta de una teoría generalizada sobre el fracaso empresarial ha dado lugar al desarrollo de múltiples sistemas de alerta temprana que, apoyándose en ratios financieros, tratan de predecir con antelación las crisis empresariales, al objeto de adoptar las medidas correctoras oportunas. Uno de los análisis más interesantes en este ámbito es el que corresponde a la quiebra experimentada por los bancos españoles durante el periodo 1978-1982, que constituye el referente básico para el desarrollo de modelos de predicción de crisis empresariales en España. En dos Documentos de Investigación previos a esta tesis hemos analizado de forma detallada la problemática de este tipo de modelos de predicción, incluyéndose un estudio empírico de la crisis bancaria española bajo el prisma de la metodología propuesta en esta Memoria de Tesis Doctoral. El objetivo de estos estudios ha sido comprobar la validez de los modelos propuestos, comparando su capacidad de caracterización con la de investigaciones previas en la materia.

Ahora bien, los modelos estadísticos de incumplimiento se han centrado casi en exclusiva en la tarea de clasificación binaria “fracaso vs. no fracaso”, tal que la PD de las empresas toma el valor 1 y 0, respectivamente. Si bien estos modelos han resultado útiles para comprender algunos condicionantes de las crisis empresariales, así como para probar el contenido informativos de los datos contables sobre la solvencia de la empresa, resultan insuficientes para el desarrollo de modelos internos de calificación según el enfoque IRB propuesto por Basilea II, que precisa de una escala de ratings con diversas categorías (al menos siete grados) y la asignación de PD diferenciadas para cada una de ellas.

El desarrollo de sistemas de gestión del riesgo de crédito tipo IRB a partir de modelos estadísticos apoyados en la experiencia histórica exigiría que los bancos dispusieran de bases de datos detalladas que incluyeran información completa sobre aspectos como el historial de calificaciones y garantes reconocidos, tasas de morosidad históricas asociadas a cada grado o la migración de calificaciones a lo largo del tiempo. Pero en la práctica, los registros bancarios suelen ser limitados e incompletos, por lo que el Nuevo Acuerdo propone como solución la *asociación de las calificaciones internas a la escala utilizada por una agencia externa de rating*, atribuyendo posteriormente la PD externa de incumplimiento a los grados internos. Esta asociación o “mapping” debe basarse en una comparación rigurosa de los determinantes de los ratings internos y externos, por lo que los bancos precisan comprender de forma clara el proceso de calificación crediticia llevado a cabo por las agencias especializadas.

El empleo de datos externos resulta particularmente recomendable en el caso de posiciones para las que la entidad financiera dispone de datos muy limitados, las denominadas carteras de bajo incumplimiento o *low-default portfolios* (LDPs). Recientemente, se ha formulado un nuevo documento en el ámbito de Basilea II que recoge el tratamiento de estas posiciones, que incluyen, entre otros, a las carteras con un bajo número de incumplimientos históricos (como las posiciones frente a estados soberanos, bancos, entidades aseguradoras o empresas con elevada calificación) o con un reducido número global de observaciones. La ausencia de un número de observaciones estadísticamente significativo podría derivar en su exclusión automática del enfoque IRB, lo que resulta particularmente preocupante dada la sustancial importancia de estas posiciones en los activos bancarios. Para evitar esta situación, Basilea II recomienda el empleo de fuentes alternativas de datos y de métodos específicos para el tratamiento de datos escasos, que permitan la correcta cuantificación del riesgo de crédito y la validación de los sistemas IRB. Si bien el nuevo documento sólo ofrece líneas generales de actuación, sí destaca la importancia de que los bancos compartan datos entre sí o utilicen fuentes de datos externas (como las proporcionadas por agencias externas de calificación) para la correcta gestión de estas posiciones.

La literatura existente hasta la actualidad incluye diversas investigaciones relativas a los determinantes de los ratings de empresas industriales calificadas, sin embargo apenas existen trabajos en el ámbito de las entidades aseguradoras. Ahora bien, las empresas aseguradoras constituyen agentes claves en los mercados financieros, que proporcionan coberturas de riesgos, adquieren instrumentos financieros emitidos por otras entidades, y se encuentran sujetas a importantes incertidumbres y problemas de solvencia. La importancia y especificidad de la industria aseguradora afecta a los procesos externos de calificación, de forma que las agencias de rating califican a las aseguradoras de forma diferente al resto de empresas.

A medida que las empresas de seguros diversifican su negocio hacia nuevas áreas de actividad y nuevos mercados, la evaluación de su calidad crediticia por parte de agencias independientes resulta más significativa. Esta necesidad ha sido sentida por parte de distintas entidades supervisoras del sector asegurador a nivel mundial, y particularmente por las instituciones europeas, que iniciaron el proyecto *Solvencia II* en el año 2002.

El objetivo de “Solvencia II” era diseñar un nuevo conjunto de medidas y planes de actuación que reformen en profundidad el actual marco normativo en materia de mecanismos de supervisión, gerencia empresarial y control de riesgos, transparencia informativa y, como consecuencia, del nivel de recursos propios necesarios para el ejercicio adecuado de la actividad aseguradora. Para ello, se han establecido dos fases o etapas diferenciadas; la primera etapa, que concluyó en el año 2003, analizó los problemas relacionados con tres pilares básicos de las entidades aseguradoras, proponiendo soluciones mediante una estructura similar a la de Basilea II: provisiones técnicas y capital necesario, revisión supervisora y disciplina de mercado. La segunda etapa, que debería concluir a mediados de 2007, desarrollará un nuevo conjunto de Directivas que facilitarán la implementación de las propuestas recogidas en la primera etapa.

Al igual que en el caso de Basilea II, los ratings externos jugarán un papel fundamental en las futuras normas de solvencia de la industria aseguradora europea. En particular, estas calificaciones podrán utilizarse para asistir a las entidades supervisoras en su proceso de revisión prudencial, empleándose como indicadores de la fortaleza financiera de las empresas aseguradoras; indicadores del nivel de esfuerzo supervisor que debería dirigirse a una empresa en particular; evaluadores del riesgo vinculado a actividades de reaseguro; medio para que los supervisores contrasten la robustez de sus evaluaciones respecto a la información utilizada por las agencias externas para la formulación de ratings; y mecanismos de alerta de cambios en la solvencia de las empresas de seguros, cuando sus ratings asociados se modifiquen a lo largo del tiempo. No obstante, la utilidad real de estos ratings depende de que los supervisores comprendan claramente las metodologías y los determinantes utilizados por las agencias externas en su proceso de calificación.

En este contexto, y dado que el análisis crítico de los sistemas tradicionales de gestión del riesgo de crédito puede revelar su insuficiencia para responder de forma satisfactoria a las nuevas normas bancarias y aseguradoras, proponemos nuevos modelos basados en información económico-financiera y técnicas emergentes que, a partir del análisis de los determinantes de ratings externos, sirvan como instrumento de ayuda para la gestión del riesgo de crédito mediante modelos internos.

II. Objetivos y proposiciones de la investigación

De acuerdo con lo anterior, la presente Memoria de Tesis Doctoral plantea tres objetivos principales de investigación:

- ✓ Estudiar los retos a los que se enfrentan las entidades financieras (bancos y aseguradoras) para la gestión del riesgo de crédito en el entorno actual.
- ✓ Desarrollar sistemas operativos de gestión coherentes con el nuevo marco que permitan analizar los determinantes del riesgo de crédito en el entorno actual.
- ✓ Contrastar empíricamente la utilidad de los modelos propuestos a partir de una base de datos suficiente de entidades financieras.

Estos amplios objetivos generales han llevado a estructurar el esfuerzo de investigación en varios objetivos parciales en torno a los que se organiza este trabajo, a saber:

En primer lugar, y ante los cambios derivados de las nuevas normativas para la gestión de riesgos financieros, se plantea el objetivo de analizar tales regulaciones, al objeto de identificar los requisitos que deben cumplir los sistemas de gestión de riesgos y las principales recomendaciones para su construcción.

La importancia del riesgo de crédito como componente básico de los riesgos financieros exigirá el análisis detallado de su problemática. De esta forma, se plantea el objetivo de realizar un análisis crítico de los modelos desarrollados en la actualidad para la gestión del riesgo de crédito, considerando tanto las técnicas más tradicionales como los planteamientos más recientes, e identificando fortalezas y debilidades.

Dado que las nuevas disposiciones en materia de riesgos inciden en la importancia de desarrollar sistemas de gestión basados en ratings internos, se plantea como objetivo analizar las peculiaridades de los sistemas de calificación crediticia, sus requisitos, ventajas e inconvenientes.

Las limitaciones observadas en los modelos actuales para dar respuesta a los nuevos planteamientos de gestión del riesgo de crédito basados en ratings internos llevarán a considerar como otro objetivo particular el análisis de las técnicas matemáticas que permiten el tratamiento de datos escasos, complejos y altamente relacionados, en ámbitos de incertidumbre.

La ausencia de una teoría generalmente aceptada sobre los determinantes del riesgo de crédito planteará la necesidad de buscar herramientas que faciliten la selección de los determinantes más relevantes, definidos a partir de información económico-financiera de las empresas, a fin de desarrollar modelos de riesgo de crédito que sean tanto precisos y rigurosos en sus cálculos como sencillos y claros en su aplicación.

Posteriormente, el estudio se centrará en los principales modelos clasificatorios, tanto en el ámbito de la estadística tradicional, como en el campo de actuación de la estadística bayesiana y de los nuevos modelos basados en Aprendizaje Máquina (árboles de decisión, bosques de decisión, redes neuronales y sistemas expertos de inducción de reglas). Asimismo, el tratamiento de la incertidumbre se abordará mediante el análisis de la Teoría de los Subconjuntos Borrosos, procedente del ámbito de las Matemáticas.

La validez de los distintos modelos individuales se contrastará mediante una muestra empírica inicial relativa a entidades aseguradoras europeas, sector de actividad básico en los mercados financieros pero que apenas ha sido objeto de análisis por la literatura en la materia. Los resultados obtenidos permitirán dar respuesta a un nuevo objetivo parcial, relativo a la comparación de las distintas técnicas entre sí, detallando sus similitudes y diferencias respecto a las variables económico-financieras incluidas y sus respectivos coeficientes, así como en cuanto a la eficiencia o porcentaje de aciertos obtenido por cada sistema.

A partir de los resultados observados se planteará como objetivo parcial la integración de los modelos individuales en un sistema híbrido, que permita mejorar la capacidad explicativa obtenida sin introducir un excesivo grado de complejidad.

Por último, la necesaria validación longitudinal de los sistemas de gestión del riesgo de crédito planteará como objetivo adicional el contraste de la capacidad prospectiva de los modelos a lo largo del tiempo.

El logro de este objetivo se llevará a cabo mediante el análisis de una nueva muestra empírica de entidades aseguradoras europeas, relativa a un periodo de tiempo posterior y más actual.

Los objetivos previos pueden concretarse en distintas proposiciones o hipótesis de partida que tratarán de contrastarse a lo largo del desarrollo de esta Memoria de Tesis Doctoral.

Así, en primer lugar se puede formular la siguiente proposición inicial:

Proposición principal:

“En los mercados financieros actuales, caracterizados por la alta competitividad existente y la incertidumbre que rodea a las actividades bancarias y aseguradoras, se hace necesario disponer de sistemas avanzados para la gestión del riesgo de crédito al que se enfrentan estas entidades. Esta necesidad, recogida en la nueva normativa internacional, difícilmente puede ser satisfecha por los modelos tradicionales en este ámbito, que resultan insuficientes para el desarrollo de modelos internos de calificación crediticia robustos, precisos y comprensibles, especialmente en presencia de muestras reducidas. Por ello, es necesario el desarrollo de modelos alternativos que, mediante la combinación de modelos estadísticos y de técnicas emergentes, faciliten tal operativa y permitan obtener información relevante, flexible y adaptable a las condiciones cambiantes del entorno”.

El trabajo realizado en esta memoria intentará justificar el contenido de esta proposición a partir de otras proposiciones parciales y de los trabajos empíricos realizados, que se han diseñado siguiendo un razonamiento lógico deductivo y un enfoque constructivo de investigación, como sigue.

1ª Proposición

La correcta gestión de riesgos resulta básica para la supervivencia y expansión de todas las organizaciones empresariales y, en particular, de las entidades que intervienen en los mercados financieros. El nuevo entorno financiero internacional ha planteado la necesidad de reformular los mecanismos de gestión de riesgos, resultando cada vez más prioritario el empleo de modelos internos que exploten de forma eficaz toda la información disponible sobre las distintas posiciones.

2ª Proposición

El riesgo de crédito constituye el componente más importante de los riesgos a los que se enfrentan las entidades financieras, tanto por lo que respecta a su volumen como a sus consecuencias para el futuro de la organización. No obstante, las características de este tipo de riesgo se han modificado sustancialmente en las últimas

décadas, resultando cada vez más complejo y difícil de cuantificar, particularmente respecto a las posiciones frente a empresas.

3ª Proposición

La complejidad del riesgo de crédito ha llevado a diseñar distintos modelos para su medición y gestión, basados en componentes de riesgos. La mayoría de estos modelos presentan limitaciones prácticas para su implementación y no responden a los requisitos establecidos por las nuevas regulaciones financieras. Ante esta situación, se plantea la oportunidad de utilizar modelos de medición basados en calificaciones internas (ratings).

4ª Proposición

Las metodologías empleadas hasta la actualidad para la construcción de modelos internos basados en ratings presentan limitaciones, tanto en su concepción como en su aplicación al entorno incierto actual, lo que conlleva la necesidad de su reformulación. En particular, se plantea la conveniencia de asociar los grados internos a la escala utilizada por una agencia externa de calificación, lo que debe apoyarse en la exhaustiva comparación de los determinantes crediticios de cada modelo y en el análisis de la utilidad real de los ratings externos.

5ª Proposición

Los ratings externos proporcionan medidas relevantes y fiables del riesgo de crédito asociado con las entidades calificadas y de su variación a lo largo del tiempo, facilitando la toma de decisiones de diversos usuarios. En particular, el contenido informativo de los ratings externos resulta significativo para los mercados y entidades supervisoras.

6ª Proposición

La información económico-financiera constituye la principal fuente de información utilizada por las agencias para la emisión de ratings sobre empresas. Especialmente, los indicadores basados en ratios contables son determinantes esenciales para la asignación de calificaciones crediticias, permitiendo construir sistemas de calificación válidos y eficaces.

7ª Proposición

Los modelos tradicionalmente empleados para la caracterización de ratings externos presentan ciertas limitaciones, al imponer relaciones funcionales preestablecidas entre los determinantes del rating y la calificación final otorgada. El comportamiento real de los determinantes no tiene por qué ajustarse a tales distribuciones teóricas, por lo que los métodos empleados para su análisis deben ser flexibles, lo que suscita el interés por la combinación de modelos estadísticos clásicos, modelos bayesianos y técnicas basadas en Aprendizaje Máquina.

8ª Proposición

La incertidumbre inherente a la gestión del riesgo de crédito, en cuanto descansa en última instancia en decisiones adoptadas por personas, hace necesario incorporar al modelo información cualitativa que refleje los distintos grados de importancia, relevancia y fiabilidad otorgados a cada determinante. Dicha información no debería ser deformada para adecuarla a los requerimientos de las técnicas de análisis utilizadas, sino que debería mantenerse en los términos en que ha sido expresada, para lo que se propone la aplicación de la Teoría de los Subconjuntos Borrosos y el empleo de números borrosos trapezoidales.

9ª Proposición

La falta de completitud y reducido tamaño de las bases de datos utilizadas para el desarrollo de sistemas de gestión del riesgo de crédito precisa incorporar a los modelos técnicas para el tratamiento de muestras reducidas. El empleo de técnicas de remuestreo basadas en bootstrap puede resultar una solución robusta para la correcta estimación de la capacidad predictiva y complejidad de los modelos.

10ª Proposición

El volumen e interrelación de los potenciales determinantes de los ratings de crédito hace preciso introducir en el modelo mecanismos de búsqueda y selección de los atributos más relevantes. Las técnicas de selección de atributos desarrolladas hasta la actualidad, tanto en el ámbito de la Estadística como del Aprendizaje Máquina, únicamente proporcionan soluciones parciales a este problema, lo que conlleva la necesidad de su agregación en un modelo híbrido que explote las sinergias entre ellas y minimice sus limitaciones.

11ª Proposición

Las técnicas estadísticas multivariantes tradicionalmente propuestas para la resolución de problemas clasificatorios, si bien proporcionan soluciones robustas y significativas, presentan el inconveniente de sus restrictivas hipótesis de partida, por lo que deben ser aplicadas con precaución y sus resultados interpretados con la suficiente prudencia. Por consiguiente, un modelo de calificación crediticia sólido debe incorporar técnicas estadísticas clásicas pero no limitarse a sus resultados, especialmente si los datos no verifican los requisitos iniciales.

12ª Proposición

Las Redes Neuronales Artificiales (RNAs), que constituyen modelos conexionistas de Aprendizaje Máquina basados en la cooperación y/o competición entre procesadores elementales, pueden resultar una valiosa herramienta para analizar los determinantes del riesgo crediticio. La necesidad de conocer tanto las relaciones entre los determinantes del riesgo de crédito como la distancia crediticia entre los

individuos analizados, hace recomendable la aplicación de diversos modelos de RNAs, así como la comparación y combinación de sus resultados.

13ª Proposición

La aplicación de los modelos conocidos como Perceptrón Multicapa y Mapa Auto-Organizado de Kohonen, combinados con técnicas para el tratamiento de información incierta como el modelo 2-tuplas, puede generar resultados complementarios sobre las relaciones funcionales y la estructura de vecindad subyacente a los ratings de crédito. El inconveniente de “caja negra” de estos modelos puede reducirse mediante la aplicación de algoritmos que, por un lado, reduzcan la dimensión de la red al mínimo necesario y, por otro, permitan interpretar los resultados obtenidos de forma más próxima al lenguaje natural.

14ª Proposición

Los Árboles de Decisión, que llevan a cabo particiones recursivas del espacio muestral mediante la generación de reglas de decisión, pueden constituir una alternativa muy válida para la construcción de sistemas de calificación crediticia. En particular, la combinación de algoritmos de partición univariantes y oblicuos podría ser una solución adecuada para la modelización del riesgo de crédito, generando resultados eficaces y fácilmente interpretables por los usuarios.

15ª Proposición

La capacidad caracterizadora de los Árboles de Decisión puede mejorarse mediante la combinación de distintos algoritmos constructivos y la consideración de distintos escenarios de aprendizaje. De esta forma, el empleo de Bosques de Decisión, o algoritmos que integran de forma secuencial múltiples Árboles de Decisión individuales, puede resultar de interés para la ayuda a la toma de decisiones crediticias.

16ª Proposición

Los sistemas expertos basados en la inducción de reglas de decisión, o algoritmos de aprendizaje simbólico que extraen conocimiento directamente del espacio muestral, pueden constituir una solución eficaz para la gestión del riesgo crediticio, dado que no exigen el cumplimiento de hipótesis de partida y permiten adaptar las reglas obtenidas a la casuística concreta del problema analizado. En particular, los sistemas expertos de inducción de reglas borrosas y lingüísticas pueden resultar muy útiles para el tratamiento de la incertidumbre inherente a los datos, aproximando los modelos finales al lenguaje natural empleado por los expertos.

17ª Proposición

El análisis conjunto de las técnicas basadas en modelos estadísticos y Aprendizaje Máquina permitirá detectar los algoritmos más robustos respecto al dilema “precisión-comprensibilidad”. Asimismo, la hibridación de los modelos

individuales en un sistema final de calificación crediticia puede mejorar significativamente el desempeño del sistema, explotando sinergias entre las técnicas y reduciendo las limitaciones de cada una de ellas a nivel individual. En particular, la aplicación de redes bayesianas y esquemas de votación puede permitir obtener sistemas robustos y comprensibles por el usuario, que integren todas las informaciones parciales de cada método evitando excesivas redundancias.

18ª Proposición

El sistema final propuesto precisa su validación temporal. Si bien cabe esperar que los determinantes de los ratings permanezcan estables a lo largo del tiempo, los parámetros y coeficientes de los distintos modelos pueden precisar de ajustes para adaptarse al entorno cambiante.

III. Estructura del trabajo de investigación

De acuerdo con los objetivos y proposiciones previas, la presente Memoria de Tesis Doctoral se estructura en los siguientes capítulos que componen una secuencia lógica.

En el **Capítulo 1** se tratará de realizar una aproximación a la problemática de la gestión de riesgos financieros en el entorno actual, con el objetivo de conocer el estado del arte en este tipo de decisiones, así como la normativa que afecta a las entidades financieras en este ámbito. Con ello se pretende poner de manifiesto la importancia e influencia de la gestión de riesgos en los mercados financieros.

Para ello, se partirá de la definición de riesgo financiero, identificando los distintos componentes que lo integran, entre los que destaca de forma particular y preferente el riesgo de crédito. Posteriormente, se analizará el proceso de gestión de riesgos financieros, detallando los objetivos a alcanzar y las distintas etapas a cumplimentar por los gestores.

El tercer apartado del Capítulo se centra en el estudio de las regulaciones nacionales e internacionales en materia de riesgos, tanto a nivel nacional como internacional, respecto al ámbito financiero y contable, y en cuanto a las entidades bancarias y aseguradoras. De esta forma, se establecerá el marco de actuación del modelo a desarrollar, así como los requisitos a cumplir por parte del mismo.

Por último, se analizan las nuevas tendencias en materia de gestión de riesgos financieros, que permitirán identificar los retos más importantes en este ámbito, entre los que destaca la necesidad de explotar de forma intensiva bases de datos mediante modelos avanzados de carácter computacional.

Las consideraciones efectuadas respecto al riesgo financiero en el Capítulo 1 y, en particular, sobre la incidencia del riesgo de crédito en la supervivencia y expansión de las entidades financieras, plantearán el interés por analizar de forma detallada este componente. Así, en la primera sección del **Capítulo 2** se efectuará un análisis descriptivo del riesgo de crédito, estudiando su tipología y las características específicas de su proceso de gestión, con la finalidad de establecer las características que serían deseables que se incluyeran en los modelos para su tratamiento.

En el segundo apartado del Capítulo se analizarán de forma crítica los distintos enfoques existentes para el modelado del riesgo de crédito, contemplando tanto modelos para el tratamiento de posiciones individuales como modelos integrales de gestión. A partir de estos planteamientos, se estudiará la capacidad de los mismos para facilitar respuestas eficaces en el entorno financiero actual, justificándose la necesidad de desarrollar un enfoque diferente que permita construir sistemas de gestión crediticia basados en ratings internos coherentes con las nuevas tendencias internacionales.

En el **Capítulo 3** se realizará una aproximación conceptual a los sistemas de calificación crediticia o ratings, a fin de identificar sus principales características y los determinantes que les afectan.

En primer término, se analiza de forma detallada el proceso de obtención de calificaciones, haciendo especial hincapié en las etapas del mismo, la definición de las escalas empleadas y las ventajas e inconvenientes de los procesos de calificación. Asimismo, se estudian las diferencias entre las calificaciones otorgadas por las distintas agencias y el efecto de la solicitud sobre los ratings, al objeto de conocer las limitaciones existentes en cuanto a información disponible, calidad de los datos, credibilidad de las calificaciones y capacidad discriminatoria de los modelos.

Posteriormente, se introducirán las principales técnicas aplicables al problema de discriminación entre categorías crediticias, exponiendo brevemente el desarrollo conceptual de los modelos y la aplicación que de los mismos ha realizado la literatura en la materia, así como los resultados conseguidos. En particular, se considerará la utilidad de la información contable para el desarrollo de estos sistemas, advirtiéndolo tanto de sus limitaciones como de sus posibilidades de cara al análisis del riesgo de crédito.

A partir de este análisis, se observará que los estudios empíricos formulados respecto a los determinantes de los ratings se han centrado casi exclusivamente en empresas industriales y emisiones de bonos, siendo muy escasa la literatura en el ámbito financiero en general, y respecto al sector asegurador en particular. Por otro lado, las investigaciones realizadas apenas proporcionan medidas de eficacia de los modelos conseguidos, limitándose a reproducir una lista de atributos considerados explicativos, en mayor o menor medida, de las calificaciones analizadas.

Este análisis permitirá identificar la laguna (“gap”) a cubrir con esta investigación, relativa a la formulación de modelos de gestión del riesgo de crédito basados en calificaciones crediticias que, a partir de determinantes basados en información económica-financiera, permitan predecir de forma eficaz el nivel de riesgo asociado con entidades aseguradoras.

Tras la presentación del problema objeto de la investigación y de los requisitos que deben verificar los modelos de gestión a desarrollar, el **Capítulo 4** contiene los aspectos metodológicos y empíricos de la aplicación propuesta. Así, se aborda la construcción de diversos modelos para la identificación de los determinantes del riesgo crediticio, en circunstancias presididas por la incertidumbre, mediante la combinación de técnicas estadísticas clásicas, modelos bayesianos y heurísticas basadas en Aprendizaje Máquina, y respecto a las empresas del sector asegurador.

La diversidad de técnicas aplicadas y su carácter novedoso y vanguardista precisará en muchas ocasiones su implementación *ad hoc* mediante el lenguaje de programación informática conocido como Visual Basic.

En la primera sección del Capítulo 4 se analizan las características distintivas de la industria aseguradora, así como los estudios previos respecto a la solvencia de estas empresas, a nivel nacional e internacional. Posteriormente, se procede a desarrollar la metodología básica de trabajo, estructurada en seis etapas diferenciadas: (1) selección de variables explicativas; (2) análisis estadístico multivariante; (3) análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina; (4) combinación de metodologías; (5) validación fuera de muestra; y (6) validación fuera de tiempo.

A continuación se define el problema concreto objeto de estudio, las fuentes de información utilizadas y la muestra empírica finalmente seleccionada, relativa a ratings de fortaleza financiera de entidades aseguradoras europeas no vida para el periodo 1999-2000. En particular, se detallan las características de la información contable disponible, su alcance temporal y la problemática de su homogenización, así como los ratios económicos y financieros contruidos como variables potencialmente explicativas.

El elevado número inicial de determinantes exigirá la búsqueda de un número más pequeño de indicadores, que permitan formular modelos altamente predictivos pero fácilmente comprensibles por los usuarios. La búsqueda de la mejor combinación de variables explicativas se afrontará mediante el estudio descriptivo de sus distribuciones de probabilidad, acompañado de la estimación de la capacidad univariante de cada indicador en términos de clasificación. Posteriormente, se analizará la capacidad conjunta de caracterización de diversos subgrupos de variables, lo que constituye un problema de optimización NP-completo que se estudiará mediante modelos factoriales, métodos bayesianos (*Gibbs sampler*) y algoritmos de selección de atributos basados en Aprendizaje Máquina (RNAs y modelos vinculados al algoritmo *k-NN*).

La combinación de los distintos modelos llevará a identificar un número reducido de indicadores fuertemente relevante (siete variables), que se utilizarán para modelizar el sistema de calificaciones deseado. Para ello, en primer lugar, se analiza la relevancia de los modelos estadísticos multivariantes más conocidos, destacando el *análisis discriminante múltiple*, la *regresión logística multinomial* y el *modelo logit ordenado*. Los resultados obtenidos permiten observar la mayor capacidad clasificadora de los análisis logísticos, si bien los porcentajes de aciertos resultan bastante limitados.

A efectos de mejorar la capacidad explicativa del modelo, posteriormente se considera la oportunidad de aplicar modelos basados en Aprendizaje Máquina, tanto respecto al paradigma conexistente/adaptativo como al enfoque lógico/estructurado.

El estudio se inicia con los algoritmos conexionistas conocidos como Redes Neuronales Artificiales, aplicando dos modelos particularmente interesantes en este ámbito: el *Perceptrón Multicapa*, desarrollado a partir de distintos algoritmos constructivos, de poda y de aprendizaje, y el *Mapa Autoorganizado de Kohonen*, en su versión original e incluyendo información lingüística mediante el modelo 2-tuplas de tratamiento de la incertidumbre.

Posteriormente se estudia la capacidad explicativa de los modelos lógicos conocidos como Árboles de Decisión, analizando distintos algoritmos univariantes y multivariantes (*ChAID*, *ASSISTANT*, *C4.5*, *Sipina* y *CART*). Asimismo, se consideran modelos constructivos de Bosques de Decisión (*TreeNet* y *RandomForests*), que combinan múltiples árboles individuales mediante técnicas de boosting y bagger.

Dentro del paradigma lógico/estructurado se analiza también la capacidad explicativa de los sistemas expertos, considerando distintos algoritmos de inducción de reglas. En particular, se presenta un sistema inductivo de modelado borroso (*algoritmo de Benítez Sanchez* y sus variantes) y tres sistemas de modelado lingüístico (*Wang&Mendel*, *Cordón&Herrera* y *método cooperativo COR*).

Para cada uno de los modelos previos se calculan las tasas de error asociadas con la muestra original, las reestimaciones del error real mediante bootstrap y otras medidas de desempeño que relacionan las categorías reales y los ratings predichos. Estas medidas de error se utilizan para comparar los distintos modelos entre sí, a fin de determinar cuáles de los sistemas contruidos alcanzan mejores resultados al ser aplicados a los datos procedentes de la muestra analizada. En particular, se observa que algunos modelos de árboles de decisión individuales, redes neuronales y sistemas inductivos borrosos presentan de forma simultánea elevados porcentajes de acierto y arquitecturas fácilmente interpretables por los usuarios.

Asimismo, las medidas de error sirven de base para formular un modelo híbrido que integra los resultados obtenidos con cada técnica en un modelo final de gestión del riesgo de crédito mediante calificaciones. El objetivo de esta propuesta es explotar sinergias entre los modelos, a fin de mejorar la capacidad predictiva final pero sin introducir excesiva complejidad que dificulte la interpretación de los resultados.

Para ello se consideran cuatro enfoques alternativos (*voto por la mayoría simple*, *voto por la mayoría ponderado*, *formalismo bayesiano* y *formalismo bayesiano medio*), observando que los modelos bayesianos constituyen una alternativa muy eficaz, cuyo desempeño supera ampliamente a los resultados disponibles en la literatura previa sobre ratings de crédito.

La necesaria validación temporal del modelo de calificación crediticia propuesto se aborda en el **Capítulo 5**. En consecuencia, se define una nueva muestra de ratings y empresas de seguros europeas, relativa al periodo 2002-2003, para la que se calculan los determinantes seleccionados en el Capítulo previo.

A partir de dichas variables explicativas, se lleva a cabo un estudio detallado de los modelos estadísticos y técnicas de Aprendizaje Máquina desarrollados para el periodo inicial, calculando la capacidad predictiva de los modelos originales y reestimando sus parámetros de acuerdo con los nuevos datos. Asimismo, se considera la relevancia de las distintas propuestas híbridas de calificación previamente formuladas.

Los distintos modelos son comparados entre sí, analizando sus similitudes y diferencias a fin de determinar la robustez del sistema propuesto y su capacidad para adaptarse a los cambios del entorno.

Así, se comprueba que tanto los modelos individuales previamente analizados (en particular, algunos esquemas de árboles de decisión y redes neuronales artificiales),

como los esquemas híbridos propuestos (especialmente el modelo de votación ponderado y el formalismo bayesiano medio) resultan robustos a lo largo del tiempo. Como consecuencia, sus determinantes continúan siendo relevantes para distintos periodos temporales, los modelos iniciales presentan una elevada capacidad predictiva a posteriori y los ajustes a formular para adaptarse a los cambios del entorno afectan únicamente a las ponderaciones de las variables explicativas.

Finalmente, el **Capítulo 6** se destina a la presentación de las principales conclusiones obtenidas a partir de la realización de este trabajo, tanto del estudio de los planteamientos conceptuales, como de los aspectos metodológicos y los resultados empíricos obtenidos.

Asimismo, se indican las principales líneas de investigación a desarrollar en el futuro, tanto respecto a los modelos de gestión del riesgo de crédito como respecto a aplicaciones alternativas a partir de la metodología desarrollada.

Capítulo 1

El riesgo financiero y sus incidencias contables

1.1. El análisis de riesgos financieros

1.2. La gestión del riesgo financiero

1.3. La regulación del riesgo financiero

1.4. Nuevas tendencias en la gestión de riesgos financieros

Bibliografía Capítulo 1

Capítulo 1.

EL RIESGO FINANCIERO Y SUS INCIDENCIAS CONTABLES

1.1. El análisis de riesgos financieros

Desde el punto de vista etimológico, la palabra *riesgo* proviene del latín “*risicare*”, que significa transitar o atreverse por un sendero peligroso; de esta forma, el término presenta una fuerte connotación negativa, asociándose con pérdidas o siniestros. No obstante, en la práctica todo proceso de toma de decisiones presenta un componente de riesgo, que puede conducir tanto a un futuro beneficio como a una situación de pérdida.

En los últimos años han acontecido distintos cambios que afectan a los niveles de riesgo, en general, y de riesgo financiero, en particular. De esta forma, la creciente privatización de las economías mundiales, el crecimiento de la productividad y la progresiva globalización de las economías y empresas han supuesto la revisión del paradigma económico, dando lugar a la denominada “*nueva economía*”.

Tales cambios, que pueden agruparse en tres grandes apartados (empresa, industria y economía en general) se han caracterizado por los siguientes aspectos (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, págs. 89-92).

✓ Empresa

- *Cambios sustanciales en el pasivo de la empresa.* Las entidades disponen de un mayor número de alternativas de financiación, tanto propia como externa.
- *Cambios sustanciales en el activo de la empresa.* La estructura económica de la entidad ha pasado a tener un mayor peso en la valoración de la empresa y en el análisis de los procesos de creación de valor.
- *Nuevas estructuras y pautas de amortización.* Los procesos de obsolescencia de los activos son cada vez más rápidos, debido a la aparición de constantes novedades tecnológicas que limitan la vida útil efectiva del inmovilizado de las empresas.
- *Reducción de inventarios y mayor eficiencia en la gestión de stocks.* La implantación de procesos productivos y de gestión “justo a tiempo” (“*just-in-time*”) ha reducido el monto de recursos retenidos en la empresa, así como el riesgo asociado con ellos.
- *Incremento de la productividad empresarial.* El creciente aumento de la productividad microeconómica protege a las empresas de riesgos económicos generales, al disponer de un mayor volumen de recursos para luchar contra las fases recesivas del ciclo económico.
- *Acortamiento del ciclo de vida de los productos y de las empresas.* El menor ciclo de vida de productos y empresas genera mayores riesgos de obsolescencia y de falta de flexibilidad, capacidad de innovación y adaptación a los

mercados. De esta forma, se ha incrementado la dependencia de la entidad respecto a los gustos de los consumidores y a los cambios en los mercados.

- *Ampliación de las fronteras de posibilidades de producción.* El incremento de la productividad ha permitido que muchos de los nuevos productos puedan reproducirse ilimitadamente, prácticamente a coste cero.
- *Enfoque de productividad frente a enfoque de producción.* La empresa prima la eficiencia frente a la producción, por lo que se centra en el cliente en lugar de en el producto.
- *Nuevos métodos de valoración de las empresas.* En los últimos años se está incrementando la valoración de las inversiones a precios de mercado frente a los métodos de valoración tradicionales.

✓ Industria

- *Terciarización de la industria y desarrollo de tecnología como output final frente a la tecnología intermedia.* En los últimos años, la tecnología ha dejado de considerarse un input (“tecnología de transformación”) para convertirse en un “output” (“tecnología de consumo”), incrementando el riesgo tecnológico de las entidades.
- *Incremento de las relaciones industria-mercado financiero.* Recientemente se ha incrementado la vinculación entre las empresas y los mercados financieros, bien a través de las propias emisiones de las entidades (grandes empresas) o bien a través del capital-riesgo (pequeñas y medianas empresas).
- *Industrialización difusa frente a la industrialización concentrada clásica.* Las economías de aglomeración¹, muy expuestas al riesgo, están siendo sustituidas por economías menos aglomerativas, lo que permite una mayor dispersión del riesgo empresarial.

✓ Economía

- *Economías de redes.* Los escenarios de actuación de los agentes económicos se encuentran cada vez más interconectados y presentan un dinamismo creciente.
- *Nueva división del trabajo.* El paradigma económico conocido como la “nueva economía”, caracterizado por la presencia de continuas novedades tecnológicas, ha generado una nueva división del trabajo, de las tareas y de la cadena de valor de la empresa.
- *Menor intermediación en los mercados.* La conectividad interempresarial y las nuevas tecnologías de la información han permitido reestructurar la cadena de valor, siendo necesario un número cada vez menor de intermediarios, con el consiguiente riesgo de desabastecimiento de los agentes económicos.

Si bien los cambios previos afectan a la generalidad del entorno económico, en el caso de la banca se han agudizado, dado que tradicionalmente se ha tratado de una

¹ Según FUJITA y THISSE (1996) el concepto moderno de economías de aglomeración tiene que ver con alguno de los siguientes efectos: (i) economías de escala; (ii) economías de localización; y (iii) economías de urbanización.

industria protegida geográficamente por acuerdos de autorización, de forma que no se permitía entrar en un territorio a los bancos registrados en otro (MYERS, 1998, pág. 37).

En los últimos años, la generalización de la economía de mercado (con la consiguiente necesidad de innovación, eficiencia y rentabilidad) y el incremento de la competencia, procedente o no de entidades bancarias (fondos de inversión, compañías de seguros de vida y otros intermediarios) ha incrementado la inestabilidad e inseguridad del negocio bancario. Dentro de los distintos riesgos financieros a los que se enfrentan las entidades, *el riesgo de crédito* se ha visto particularmente afectado por el nuevo entorno económico, resultando mucho más volátil y difícil de gestionar que en el pasado.

No obstante, la ausencia de técnicas apropiadas para la medición y control de riesgos ha llevado a la consecución de grandes desastres financieros en los últimos años, por lo que en 1993 se constituyó una asociación internacional de carácter privado, conocida como el “Grupo de los 30” (G-30), que ha realizado distintas recomendaciones respecto a las instituciones con exposiciones a riesgos financieros (DE LARA HARO, 2003; JORION, 2000):

1. *Actuación de la alta dirección.* La alta dirección de la entidad debería definir por escrito las políticas y controles de riesgos de la empresa, estableciendo los límites que deben respetar las distintas áreas de negocio.

2. *Valoración a mercado de las posiciones de riesgo (“mark-to-market”).* Las carteras deben valorarse según precios de mercado, actualizándose diariamente a ser posible; la pérdida o ganancia no realizada de la posición se calcula por diferencia entre el precio de adquisición de la posición y su valor de mercado.

3. *Medición cuantitativa de riesgos.* Particularmente, se recomienda el empleo de la técnica de Valor en Riesgo (“Value at Risk” o VaR) para la medición del riesgo de mercado. El VaR resume en una única cifra la pérdida potencial máxima que puede sufrir una posición de riesgo dado un determinado nivel de confianza y respecto a un periodo de tiempo determinado.

4. *Situaciones extremas o de stress.* Dado que el VaR sólo es útil en condiciones normales de mercado, el riesgo de la posición debe valorarse también bajo condiciones extremas y adversas de mercado.

5. *Independencia en la medición de riesgos.* El administrador de riesgos debe ser independiente de las áreas de soporte administrativo y servicios centrales (“back-office”) y de las áreas de contratación del negocio y servicios al cliente (“front-office”), al objeto de evitar conflictos de intereses².

6. *Medición del riesgo de crédito.* El riesgo de crédito debe evaluarse con precisión, a través del cálculo de probabilidades de incumplimiento de la contraparte; asimismo, en instrumentos derivados debe medirse el riesgo actual (valor actual de las posiciones) y potencial de crédito (probable pérdida futura que puede registrar una cartera en caso de incumplimiento por parte de la contraparte de la operación).

² Para ello, MYERS (1998, págs. 174-176) recomienda la constitución de departamento de control intermedio (*middle-office*), que gestionaría una base de datos central, sofisticada y global de las transacciones de la empresa (con datos procedentes del *front-office*) y proporcionaría a los sistemas de *back-office* los datos esenciales para confirmaciones, pagos y liquidaciones. El *middle-office* tendría acceso a las aplicaciones de control, tales como la fijación de riesgos, gestión de riesgos, créditos, pérdidas y ganancias.

7. *Experiencia y conocimiento de estadística y sistemas.* Los gestores de riesgos deben tener una sólida formación técnica que les permita la correcta medición y control de riesgos; esta información debe presentarse de forma comprensible y accesible para los usuarios.

A partir de estas recomendaciones y de los cambios observados en el entorno, el presente Capítulo tiene por objeto analizar las características actuales de la gestión de riesgos financieros, que constituye la principal fuente de incertidumbre y pérdidas de las entidades financieras (banca, instituciones de inversión y compañías de seguros³). Asimismo, se realiza un análisis específico del *riesgo de crédito*, que constituye el campo de estudio de la presente Memoria, si bien éste se desarrolla en detalle en el Capítulo 2.

1.1.1. Concepto de riesgo financiero

El riesgo resulta inherente a toda actividad empresarial y, consecuentemente, a toda inversión en general, en la medida que los resultados derivados de ella vienen determinados por la presencia de diversos escenarios plausibles, previstos o no por los gerentes del negocio (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 13).

No obstante lo anterior, no existe un término generalmente aceptado del concepto de riesgo, pudiendo observarse distintas propuestas alternativas que consideran aspectos parciales del término.

Esta pluralidad de definiciones es consecuencia de la discusión acerca de una correcta definición de los conceptos de “riesgo” e “incertidumbre”, que ha ocupado a diversos especialistas (matemáticos, economistas, estadistas, etc) durante años, no existiendo una definición única válida para todos los campos de investigación. Como consecuencia, la definición de riesgo difiere entre disciplinas, observándose en ocasiones acepciones contradictorias.

Entre las definiciones más habituales del término “riesgo” cabe destacar las siguientes: (1) oportunidad de pérdida; (2) posibilidad de pérdida; (3) incertidumbre; (4) dispersión de los resultados obtenidos frente a los resultados estimados; y (5) probabilidad de obtener cualquier tipo de resultado diferente del esperado.

En todos los casos, el concepto de riesgo presenta dos características básicas asociadas:

- ✓ *La indeterminación del resultado:* Todas las nociones de riesgo recogen de forma implícita la existencia de un resultado indeterminado, existiendo al menos dos posibles consecuencias de cada decisión.
- ✓ *La posibilidad de pérdida:* Al menos uno de los posibles resultados es indeseable, bien como consecuencia de la obtención de un beneficio inferior al esperado o debido a la existencia de una pérdida propiamente dicha.

De esta forma, el concepto de *incertidumbre* aparece íntimamente ligado al de riesgo, pudiendo definirse el primero como un estado caracterizado por la duda,

³ Estos tres grandes tipos de entidades financieras realizan actividades cruzadas que permiten la convergencia de los sistemas de gestión de riesgos, si bien presentan también diferencias significativas que han dado lugar a distintas regulaciones para cada sector (MANZANO, 2004).

basado en una ausencia de certeza acerca de los acontecimientos que pueden ocurrir en el futuro.

A tenor de lo anterior, resulta posible distinguir tres situaciones básicas respecto a los procesos de toma de decisiones:

- *Toma de decisiones bajo certidumbre*: Aquella en la que existe un único estado de la naturaleza, y el decisor conoce con certeza el evento futuro.
- *Toma de decisiones bajo riesgo*: Aquella en la que existen varios estados de la naturaleza, pero se dispone de estimaciones de probabilidad para todos ellos (obtenidas a partir de la experiencia pasada).
- *Toma de decisiones bajo incertidumbre*: Aquella en la que existen varios estados de la naturaleza, pero no se conoce su probabilidad o posibilidad de ocurrencia. Este tipo de decisiones suelen tomarse bajo la estrategia “maximin”, esto es, buscando la maximización de los beneficios mínimos potenciales.

La toma de decisiones bajo incertidumbre es típica de las situaciones de riesgo, analizándose a continuación sus principales connotaciones respecto a tres niveles diferentes de detalle: (1) riesgo en términos generales; (2) riesgo en el ámbito empresarial; y (3) riesgo en el entorno de los mercados financieros.

En *términos generales*, el riesgo puede definirse como la combinación de la probabilidad de que ocurra un evento y sus consecuencias (AIRMIC *et al.*, 2002, pág. 2).

La guía ISO/CEI 73 define el riesgo como “la combinación de la probabilidad de un suceso y de su(s) consecuencia(s)/resultado(s)”. Dichas consecuencias pueden ser positivas (oportunidades) o negativas (amenazas) (ISO, 2003).

Según PUSCHAUVER y ECCLES (1996), el término riesgo, vinculado al concepto de incertidumbre, puede definirse como sigue:

“Riesgo como incertidumbre hace referencia a la distribución de todos los posibles resultados futuros, positivos y negativos. En este contexto, la gestión de riesgos trata de reducir la varianza entre los resultados previstos y los reales”.

Consecuentemente, el riesgo puede generar tanto potenciales beneficios futuros como potenciales pérdidas futuras (“*volatility risk*”), si bien generalmente suelen imperar las connotaciones de tipo negativo, relacionadas con la prevención y mitigación de daños (“*downside risk*”).

Así, el concepto de riesgo puede definirse como sigue:

“Una condición en la cual existe una posibilidad de una desviación adversa respecto a un determinado resultado esperado” (VAUGHAN, 1997, pág. 8).

De esta forma, el riesgo de un determinado suceso puede medirse mediante la estimación de su posibilidad de ocurrencia y la cuantía del resultado potencial o, en el caso de la definición pesimista del término, como el producto de la probabilidad de ocurrencia de una pérdida y la cuantía de la pérdida potencial.

En el *ámbito empresarial*, el término *riesgo* suele presentar connotaciones negativas, asociándose habitualmente con la exposición a la adversidad (VAUGHAN,

1997, pág. 7) o, en el caso de carteras de inversión, con las pérdidas potenciales que éstos pueden sufrir en un determinado periodo (DE LARA HARO, 2003, pág. 13).

De forma sencilla, BAPST y SOLÍS CÉSPEDES (2005) recogen una acepción habitual del riesgo en la empresa, vinculada con los procesos de creación de valor:

“Todo aquello que puede impedir que la empresa alcance sus objetivos estratégicos”.

Arthur Andersen propone la siguiente definición del término riesgo (ARTHUR ANDERSEN, 1995):

“La amenaza de que un evento o una acción afecte adversamente a la capacidad de la organización para alcanzar sus objetivos comerciales y ejecutar con éxito sus estrategias. El riesgo de negocio procede tanto de la posibilidad de que no ocurra un evento positivo como de la posibilidad de que ocurra un evento negativo”.

Asimismo, existen propuestas para la definición del riesgo empresarial desde una óptica completa, considerando tantos los resultados positivos como negativos derivados de la exposición.

El Accounting Standards Board propone la siguiente definición del término “riesgo” (ASB, 1994):

“Incertidumbre en la cuantía de los beneficios. El término incluye tanto los beneficios como las pérdidas potenciales derivadas de la exposición al riesgo”.

BAPST y SOLÍS CÉSPEDES (2005) recogen otra definición más genérica del riesgo empresarial, identificándolo con:

“Toda incertidumbre, amenaza u oportunidad que la empresa debe anticipar, entender y gestionar para proteger recursos y su valor, y alcanzar los objetivos definidos en la estrategia”.

Por su parte, MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE (2004) definen los riesgos empresariales como:

“Sucesos futuros inciertos que pueden influir en la capacidad de la organización para alcanzar sus objetivos estratégicos, operacionales y financieros. Entre las dimensiones del riesgo se incluye el impacto sobre la reputación de la empresa, incluyendo la pérdida de legitimidad derivada de actividades que causen daños inaceptables a la comunidad”.

Con independencia del enfoque empleado para la definición del riesgo empresarial, resulta posible distinguir dos grandes dimensiones relacionadas con sus consecuencias sobre la Cuenta de Resultados (SUÁREZ SUÁREZ, 1992; DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002; MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, 2003; 2004):

- Riesgo económico, vinculado con la variabilidad de los beneficios esperados antes de intereses y después de impuestos (BAIDT), y medido a través de su desviación típica. Se encuentra relacionado con la estructura económica o Activo de la empresa, siendo consecuencia directa de las decisiones de inversión adoptadas por la entidad, pero independiente de su estructura financiera.

- Riesgo financiero, relacionado con la variabilidad de los beneficios esperados por los accionistas o beneficios después de impuestos (BDIDT), y medido a través de su desviación típica. Está relacionado con la estructura financiera o Pasivo de la empresa, siendo consecuencia directa de las decisiones de financiación de la entidad, de forma que resulta mayor cuanto más elevado sea el endeudamiento externo con coste explícito de la empresa.

El riesgo financiero se encuentra directamente relacionado con el *apalancamiento financiero* de la entidad, o financiación de parte de los activos mediante el uso de endeudamiento, lo que implica unos costes financieros fijos que se asumen con la esperanza de que se traduzcan en un aumento de la rentabilidad de los accionistas.

No obstante lo anterior, en el sector crediticio la denominación “*riesgo financiero*” suele abarcar el conjunto de riesgos a los que se enfrenta la entidad (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002), que incluye distintas categorías (de crédito, de mercado y operacional, principalmente). Esta acepción es la que se emplea en la presente Memoria con carácter general, salvo indicación en contra.

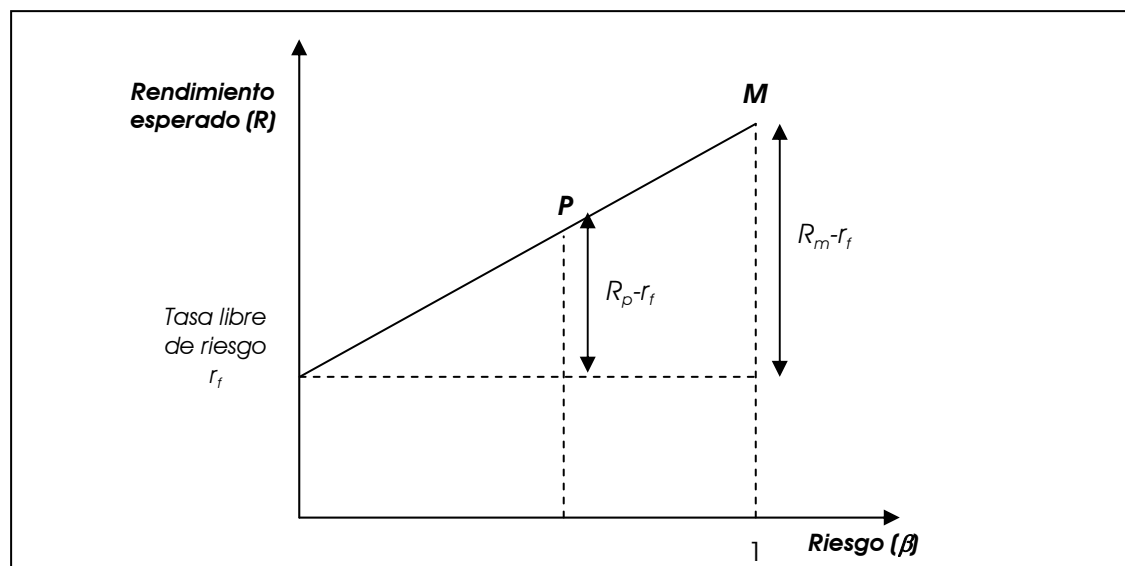
Por último, la importancia de *los mercados financieros* lleva a considerar un tercer nivel en la definición del término “riesgo”, que se asocia con “*la alteración del precio o valor de una inversión o cartera de inversiones*” (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 13), o bien, en términos empleados por el Banker Trust, el riesgo representa la variación potencial en el valor económico de una cartera de inversiones.

La gestión de riesgos en los mercados financieros se basa en la relación que existe entre el rendimiento y el riesgo asumido, que conforman las dos variables básicas para la toma de decisiones de inversión.

Así, considerando como rendimiento de un activo el cambio de valor que registra en un periodo respecto a su valor inicial:

$$R_i = \frac{\Delta \text{Valor}}{\text{Valor}_{\text{inicial}}} = \frac{\text{Valor}_{\text{final}} - \text{Valor}_{\text{inicial}}}{\text{Valor}_{\text{inicial}}},$$

resulta posible establecer una relación directa entre riesgo y rendimiento; es decir, en la medida en que una inversión es más arriesgada, debe exigírsele un mayor rendimiento (Figura 1.1).



Fuente: Adaptado de SHARPE (1964) y DE LARA HARO (2003), pág. 36

Relación entre riesgo y rendimiento
Figura 1.1

La relación entre riesgo y rendimiento se ve afectada por el fenómeno conocido como *diversificación de riesgos*, esto es, la inversión del presupuesto disponible en varias carteras poco correlacionadas entre sí⁴. De esta forma, pueden distinguirse dos tipos principales de riesgos (MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, 2004, pág. 18):

- Riesgos *diversificables* o *específicos*, que pueden llegar a ser prácticamente despreciables a través de la diversificación, tales como el riesgo de proyectos (relacionado con la estimación de la demanda de un producto), el riesgo competitivo (relacionado con la medición de la fuerza de la competencia) o el riesgo del sector (relacionado con las variaciones de rentabilidad derivadas exclusivamente del sector de operaciones de la empresa).
- Riesgos *no diversificables* o *sistémicos*, que si bien pueden reducirse algo a través de la diversificación nunca pueden eliminarse, tales como los riesgos derivados de una recesión económica, riesgos de tipos de interés adversos, etc.

De esta forma, el riesgo total de cualquier activo o cartera de activos viene dado por la expresión:

$$\sigma_p^2 = \beta_p^2 \sigma_m^2 + \sigma_{\varepsilon_p}^2,$$

donde σ_p^2 indica el riesgo total del activo p , medido mediante la varianza de sus rendimientos; β_p indica el coeficiente de volatilidad de dicho activo⁵; σ_m^2 indica el

⁴ Asimismo, la concentración bancaria a través de sucesivas fusiones entre entidades puede incrementar la diversificación y reducir el riesgo financiero (McALLISTER y McMANUS, 1993; DEMSETZ y STRAHAN, 1997; CHIONSINI et al., 2003). Por el contrario, la diversificación geográfica del negocio bancario no suele afectar al binomio riesgo-rentabilidad (MORGAN y SAMOLYK, 2003).

⁵ El coeficiente beta muestra cuánto varía el rendimiento de un activo cualquiera ante una variación determinada del rendimiento medio del mercado. Así, los activos más volátiles tendrán betas superiores a

riesgo total del conjunto de activos negociados en el mercado, a través de la varianza de sus rendimientos; y $\sigma_{\varepsilon_p}^2$ muestra el *riesgo específico* del activo, medido mediante las desviaciones de los posibles rendimientos con respecto al esperado. Por su parte, el producto $\beta_p^2 \sigma_m^2$ indica el *riesgo sistemático* del activo, que depende fundamentalmente del coeficiente beta.

Si bien el riesgo sistemático no puede reducirse, el riesgo específico puede eliminarse mediante la adquisición de entre 20 y 30 valores bien elegidos, de forma que la desviación típica de una cartera se compense con la de otra. Dado que el riesgo específico puede eliminarse mediante la correcta gestión de valores, el mercado únicamente remunera el riesgo sistemático de la inversión.

A partir de esta relación, SHARPE (1964) y LINTNER (1965) establecen que el rendimiento de un activo o cartera es igual a la tasa libre de riesgo más un premio por el riesgo que tiene ese instrumento o cartera (medido por el coeficiente *beta*). Este modelo, conocido como "*Capital Asset Pricing Model*" (CAPM), desarrollado por el profesor Sharpe de la Universidad de Stanford, puede representarse como sigue:

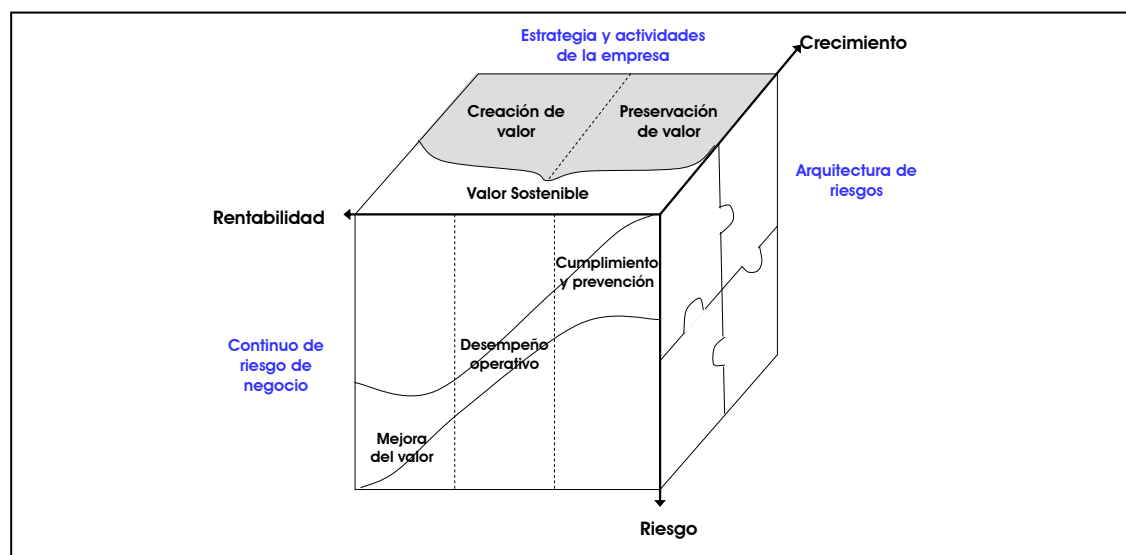
$$R_p - R_f = \beta_p (R_m - R_f),$$

siendo R_p el rendimiento esperado del activo financiero, R_f el rendimiento del activo sin riesgo y R_m el rendimiento medio del mercado; β_p representa el coeficiente de volatilidad del activo, que puede calcularse mediante la expresión:

$$\beta_p = \frac{\text{Cov}(R_p - R_m)}{\text{Var}(R_m)}.$$

De esta forma, la teoría CAPM adopta un enfoque especulativo frente al riesgo, identificando al mismo no sólo con la posibilidad de pérdida sino con la capacidad para obtener un rendimiento adecuado a partir de un determinado activo.

Finalmente, la relación entre riesgo y rendimiento puede completarse con una tercera dimensión, la *creación y sostenibilidad de valor para los accionistas* (Figura 1.2), en un proceso interactivo que da lugar a la gestión integral de riesgos de la empresa, según el modelo previsto por el IFAC (1999). Este modelo constituye el marco más complejo para la gestión de riesgos de la entidad, siendo el enfoque utilizado en la presente Memoria.



Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 5.

Efectos del riesgo sobre la creación de valor
Figura 1.2

1.1.2. Clasificación de riesgos

Los riesgos empresariales pueden clasificarse atendiendo a distintos criterios o bases, algunos de ellos contrapuestos entre sí. Entre otros, pueden citarse los siguientes tipos de riesgos (WILLET, 1951; MOWBRAY y BLANCHARD, 1961; VAUGHAN, 1997; DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002; AIRMIC *et al.*, 2002; ARTHUR ANDERSEN, 1996; PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002):

1. *Riesgos financieros vs. no financieros*, según que supongan o no pérdidas de carácter financiero (respectivamente); los riesgos financieros son aquellos derivados de la relación entre un individuo u organización y un activo o pasivo financiero susceptible de pérdida o deterioro (riesgo de crédito, riesgo de mercado y riesgo de liquidez, principalmente); los riesgos no financieros son aquellos no directamente relacionados con los activos y pasivos financieros de la entidad, si bien tienen implicaciones sobre la rentabilidad y liquidez de la empresa, por lo que a veces se les denomina “riesgos indirectamente financieros”.

2. *Riesgos internos vs. riesgos externos*, según que procedan de decisiones tomadas por la gestión de la empresa o que no sean directamente controlables por la dirección de la entidad (Tabla 1.1). A su vez, los riesgos internos, pueden dividirse en dos categorías: los “riesgos de proceso” y los “riesgos de toma de decisiones” (ARTHUR ANDERSEN, 1996).

3. *Riesgos de negocio vs. riesgos financieros*, según que se deriven de los usos económicos de los activos y pasivos de la empresa (actividad habitual de la empresa) o procedan del ámbito financiero (relaciones entre la empresa y los mercados financieros). Mientras que los riesgos de negocio son específicos del sector industrial y del mercado en el que opera la empresa, los riesgos financieros se asocian a pérdidas producidas por movimientos adversos en precios de mercado de activos financieros y al hecho de operar en esos mercados.

3. *Riesgos sistémicos vs. riesgos no sistémicos*, según que sean propios del conjunto del sistema económico-financiero, o bien procedan de la cartera específica de inversiones de la entidad. Según Sharpe y Markowitz, el riesgo derivado de las condiciones económicas generales no puede evitarse mediante la diversificación del portafolio de la entidad, constituyendo el riesgo mínimo al que se enfrenta la empresa.

2. *Riesgos dinámicos vs. estáticos*, según que se deriven o no de cambios económicos (respectivamente); los riesgos dinámicos pueden proceder de:

- Cambios en el entorno externo, de carácter no controlable. Pueden afectar a la economía, el sector industrial, los competidores o los consumidores, y generan pérdidas financieras en la entidad.
- Errores en las decisiones de gestión de la entidad, de carácter controlable. Pueden relacionarse con decisiones productivas, comerciales, financieras, etc.

Por su parte, los riesgos estáticos tienen lugar incluso si no se producen cambios en las condiciones económicas, y están relacionados principalmente con aspectos naturales (incendios, inundaciones, etc.) o morales (fraudes, etc.); generalmente presentan un grado de regularidad temporal, por lo que resultan más predecibles que los riesgos dinámicos, y más fáciles de cubrir a través de seguros.

3. *Riesgos puros vs. especulativos*, según que puedan generar o no una pérdida, o bien que puedan dar lugar a una pérdida o un beneficio (respectivamente). Mientras que los riesgos puros hacen referencia a situaciones que suponen únicamente la posibilidad de pérdida o no pérdida (destrucción de un activo, pérdida de la propiedad de un bien, etc.), los riesgos especulativos describen situaciones que pueden desembocar en una pérdida o en un beneficio (inversiones en mercados, etc); con carácter general, sólo los riesgos puros son asegurables, por lo que la gestión de riesgos debe considerar de forma particular los riesgos de naturaleza especulativa.

4. *Riesgos fundamentales vs. particulares*, según el origen y las consecuencias de la pérdida. Los riesgos fundamentales se refieren a pérdidas impersonales tanto en origen como en consecuencia (debidas a fenómenos políticos, económicos, sociales o incluso físicos), mientras que los riesgos particulares afectan particularmente a un determinado individuo (incendio de una propiedad, etc.). Mientras que los primeros pueden ser cubiertos parcialmente por actuaciones gubernamentales (policía, programas sociales y económicos, etc.), los riesgos particulares se conciben como de responsabilidad individual, siendo el sujeto que los sufre el responsable de su cobertura. Entre los riesgos particulares cabe destacar los siguientes:

- Riesgos personales ("*personal risks*"), derivados de la posibilidad de pérdida de ingresos o activos, o de la pérdida de la capacidad para obtener ingresos (muerte prematura, dependencia personal, enfermedad, desempleo).
- Riesgos de propiedad ("*property risks*"), relacionados con la pérdida o robo de las propiedades del sujeto; a su vez, pueden clasificarse en pérdidas directas (propiedad propiamente dicha) e indirectas o derivadas (posibilidad de uso).
- Riesgos por obligaciones ("*liability risks*"), derivados del daño intencionado o no a la propiedad debido a negligencias o falta de celo.

- Riesgos de incumplimientos (“*risks from failure*”) y otros, relacionados con el incumplimiento de obligaciones contractuales.

La Tabla 1.1 recoge algunos de los riesgos empresariales más comunes, clasificados en “riesgos externos” y “riesgos internos” de acuerdo con la categorización previamente comentada.

CATEGORÍA DE RIESGOS	
Riesgos Externos	
R. DE INFRAESTRUCTURA	Relacionado con estructuras tales como los sistemas de transporte, sistemas de energía, proveedores, relaciones empresariales con socios, dependencia o riesgos derivados de Internet o e-mail.
R. ECONÓMICO	Relacionado con factores como los tipos de interés, tipos de cambio o inflación.
R. LEGAL Y REGULATORIO	Relacionado con las leyes y regulaciones destinadas a reducir riesgos.
R. MEDIOAMBIENTAL	Relacionado con hechos como el consumo de combustible, la polución, etc.
R. POLÍTICO	Relacionado con posibles hechos políticos, como el cambio de gobierno.
R. COMPETITIVO	Relacionado con hechos como la competición por el suministro de bienes.
R. DE CATÁSTROFES	Relacionado con incendios, inundaciones, terremotos, etc.
Riesgos Internos	
R. PRESUPUESTARIO	Relacionado con la disponibilidad de recursos o la localización de recursos.
R. DE FRAUDE O ROBO	Relacionado con la pérdida no productiva de recursos.
R. DE SEGUROS	Relacionado con áreas potenciales de pérdidas que pueden ser aseguradas.
R. DE INVERSIÓN DE CAPITAL	Relacionado con la toma de decisiones apropiadas de inversión.
R. DE OBLIGACIONES	Relacionado con el derecho a demandar o ser demandado.
R. POLÍTICO	Relacionado con la adecuación de las políticas de la empresa.
R. OPERACIONAL	Relacionado con los procesos empleados para alcanzar objetivos particulares.
R. DE INFORMACIÓN	Relacionado con la adecuación de la información empleada para la toma de decisiones.
R. REPUTACIONAL	Relacionado con la reputación pública de las organizaciones y sus consecuentes efectos.
R. DE TRANSFERENCIA	Relacionado con los riesgos que pueden ser transferidos o con la transferencia de riesgos a un coste inapropiado.
R. TECNOLÓGICO	Relacionado con el uso de la tecnología para alcanzar los objetivos de la empresa.
R. DE PROYECTOS	Relacionado con la planificación de proyectos y los procesos de gestión.
R. DE INNOVACIÓN	Relacionado con la explotación de nuevas oportunidades de negocio.
R. DE PERSONAL	Relacionado con la disponibilidad y retención de personal adecuado.
R. DE SALUD Y SEGURIDAD	Relacionado con la salud del personal.

Fuente: HM TREASURY (2001), pág. 5. Traducción libre.

Principales categorías de riesgos en la empresa
Tabla 1.1

De forma alternativa, la Figura 1.3 recoge las relaciones más significativas entre los principales riesgos a las que está sometida la empresa, diferenciando entre factores internos y externos de riesgo, y agrupándolos en cuatro grandes categorías (ROUSSEAU, 2005, pág. 33):

- ✓ *Riesgos estratégicos:* Aquellos que pueden limitar el crecimiento de la empresa y su capacidad para alcanzar los objetivos comerciales por la imposibilidad de seguir la evaluación dinámica de sus mercados.
- ✓ *Riesgos operacionales:* Aspectos que pueden debilitar los procesos productivos, los factores de producción y los outputs de producción y sus precios.
- ✓ *Riesgos aleatorios o azarosos:* Relacionados con “shocks” exógenos que pueden desestabilizar los procesos generativos de valor de la empresa.
- ✓ *Riesgos financieros:* Relacionados con la variación de intereses y tipos de cambio, principalmente.



Fuente: AIRMIC *et al.* (2002), pág. 3. Traducción libre.

Naturaleza de riesgos en la empresa
Figura 1.3

Mientras que los riesgos estratégicos y operacionales forman los conceptos creadores de valor para la empresa⁶, los riesgos aleatorios y financieros son correctivos y restan valor.

⁶ Según el EVA, modelo de evaluación basado en el concepto de creación de valor mediante su expresión básica de liberación de flujos de caja, una empresa genera valor si su gestión de los riesgos operacionales y

Centrando la atención en el *ámbito financiero*, pueden observarse de nuevo distintas clasificaciones de riesgos, entre las que destaca la tipología atendiendo a su *naturaleza* (DE LARA HARO, 2003, págs. 16-17; BESSIS, 2002, págs. 12-22; DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, págs. 19-23; IOSCO, 1998b, pág. 5; 1998c, págs. 4-7; HM TREASURY, 2005, pág. 2):

- *Riesgo de mercado*: Pérdida que puede sufrir un inversionista debido a la diferencia de precios que se registran en el mercado o a movimientos de los factores de riesgo (tasas de interés, tipos de cambio, etc). Representa la posibilidad de que el valor presente neto de una cartera se mueva adversamente ante cambios en las variables macroeconómicas que determinan el precio de los instrumentos que lo componen. Este tipo de riesgo es el que más se ve afectado por el proceso de globalización, dado que las causas explicativas de la volatilidad de los precios de los activos son cada vez más globales y sistémicas.

El riesgo de mercado incluye dos componentes que, debido a su importancia, suelen analizarse de forma independiente:

- *Riesgo de tipos de interés*: Pérdidas que podrían acontecer debido a variaciones adversas en los tipos de interés con que opera la entidad. Su importancia depende de la indexación de los tipos de interés de la empresa (fijos, variables, revisables a corto o largo plazo, etc) que, al igual que los instrumentos financieros derivados, suele actuar como mecanismo de cobertura de la entidad.
- *Riesgo de tipos de cambio*: Pérdidas sufridas por variaciones adversas en los tipos de cambio entre distintas monedas, que pueden afectar a posiciones deudoras y acreedoras de los agentes económicos. Su importancia depende del volumen de operaciones en moneda extranjera, así como de los seguros de cambio contratados y de los productos derivados de cobertura.
- *Riesgo de crédito*: Pérdida potencial como consecuencia del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye un compromiso de pago, habitualmente un negocio o contrato de carácter económico o financiero. Este riesgo resulta difícil de eliminar debido a la selección adversa y al azar moral originados por la transferencia de información entre las partes del contrato.
- *Riesgo de liquidez*: Pérdidas que puede sufrir una institución como consecuencia de requerimientos superiores de recursos para financiar sus activos a un costo posiblemente inaceptable (pérdidas derivadas de una inadecuada gestión de activos y pasivos o *Asset-Liability Management*⁷). Este riesgo, relacionado con la falta de oportunidad a la hora de deshacer una posición en un activo real o financiero, es consecuencia de los desfases entre el grado de exigibilidad de las

derivados de la operatividad es capaz de generar para los accionistas más rentabilidad que un activo en riesgo.

⁷ La liquidez de la empresa puede proceder tanto del activo como del pasivo del balance. Desde el pasivo, las entidades pueden obtener liquidez a través de distintos préstamos y créditos, mientras que desde el activo la liquidez puede proceder de la conversión en tesorería de activos líquidos (IOSCO, 2002d, pág. 3). Para un análisis detallado de los modelos ALM puede consultarse (BESSIS, 2002, págs. 191-242).

operaciones pasivas ligadas a la inversión y el grado de realización de los activos⁸, y se relaciona con un cálculo inadecuado de la liquidez de un determinado instrumento o segmento de mercado (IOSCO, 1998b, pág. 5).

El riesgo de liquidez también incluye la imposibilidad de transformar en efectivo un activo o cartera (imposibilidad de vender un activo en el mercado).

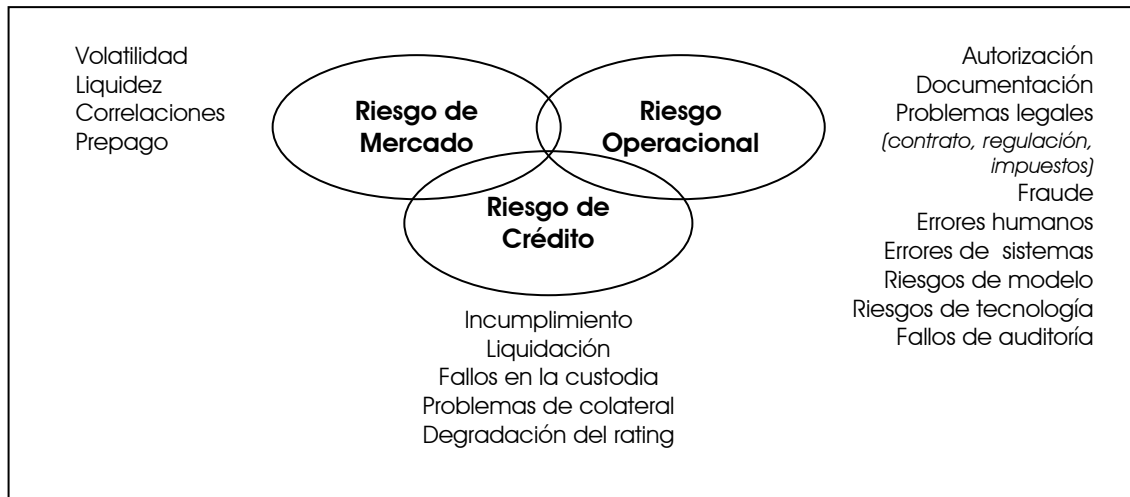
- *Riesgo operacional*: Pérdidas relacionadas con fallos en los sistemas, procedimientos, modelos o personas que manejan tales sistemas, incluyendo pérdidas derivadas de eventos externos, tales como catástrofes naturales. Se incluyen las pérdidas por fraudes o por falta de capacitación de los empleados, las pérdidas irreversibles o temporales de información, así como las derivadas de eventuales renunciaciones de algún empleado y la pérdida de capital intelectual por parte de la entidad.
- *Otros riesgos*:
 - *Riesgo legal*: Pérdida sufrida por deficiencias en los contratos firmados, debido al incumplimiento de una contraparte a la que no se puede exigir, por vía judicial, el cumplimiento de los compromisos de pago, por errores de interpretación jurídica, omisiones en la documentación, etc. También recoge los riesgos ocasionados por la opacidad en determinadas cláusulas contractuales y asimilados.
 - *Riesgo de imagen o reputación*: Pérdidas que podrían producirse como consecuencia de no concretar oportunidades de negocio atribuibles al desprestigio de una institución por falta de capacitación del personal, fraude, errores, conculcación consciente o no de la ley, campañas publicitarias de efectos perversos, condiciones de trabajo de los empleados, etc.
 - *Riesgo de inflación*: Incertidumbre introducida en la tasa interna de retorno (TIR) nominal, por la existencia de inflación y la alteración adversa en los niveles generales de precios. El marco de estabilidad macroeconómica presente en la Unión Europea ha permitido minimizar este riesgo, que continua siendo significativo en determinados mercados financieros (Centroamérica, Venezuela, etc).
 - *Riesgo de solvencia*: Riesgo de que la entidad sea incapaz de absorber las pérdidas derivadas de los distintos tipos de riesgos con su capital disponible. Este riesgo ha sido profusamente tratado por los reguladores financieros, que establecen un ratio de “*adecuación de capital*” para evitar situaciones de insolvencia bancaria. La implantación de dicho ratio requiere: (1) la valoración de todos los riesgos potenciales, al objeto de compararlos con el capital del banco; (2) el ajuste del capital de la entidad a un nivel acorde con el riesgo asumido, dado un determinado nivel de confianza.

⁸ En el sector bancario, el riesgo de liquidez procede de problemas en la denominada “regla de la compensación”, mediante la cual la retirada de depósitos por parte de los clientes se compensa con la captación de nuevos depósitos y clientes. Si existen problemas de reputación de la entidad o rumores de problemas de liquidez, los depositantes acudirán en masa a retirar sus depósitos, mientras que la captación de nuevos depósitos se reducirá notablemente.

- *Riesgo de fraude*: Vulnerabilidad de la entidad respecto a situaciones de fraude e irregularidad⁹, incluyendo tanto la probabilidad de ocurrencia del fraude como su impacto en términos monetarios.
- *Riesgo de reinversión*: Incertidumbre que sufre el inversionista como consecuencia de la amortización futura de una inversión que desea renovarse, si bien a un precio desconocido.
- *Riesgo por cambios imprevistos en las cadencias amortizativas*: Riesgo de obsolescencia debido a la aparición de novedades técnicas que contribuyan a reducir el valor de los activos productivos actuales. Una consecuencia de este riesgo es la tendencia observada respecto a menores plazos de amortización de los activos a lo largo del tiempo.
- *Riesgo país*: Riesgo relacionado con las condiciones políticas, económicas y sociales del país del deudor, que afecta a todos los activos que el acreedor posee en dicho país. Incluye a su vez dos tipos de subriesgos: (1) *el riesgo soberano*, o ineficacia de las acciones legales sobre el deudor de otro país; y (2) *el riesgo por transferencia*, o imposibilidad por parte del deudor de materializar la deuda por no disponer el país de la divisa en la que está denominada.
- *Riesgo moral*: Riesgo relacionado con los incentivos que tienen los depositantes y directivos de la entidad para asumir un riesgo superior al recomendable; el azar moral puede minimizarse mediante la disciplina de mercado y la regulación y supervisión financiera.
- *Riesgo sistémico*, o riesgo de que el fracaso de una empresa o segmento de mercado afecte al sistema financiero general [*“the domino effect”* (IOSCO, 1998b, pág. 6; 1998d, pág. 7)]. Asimismo, incluye el riesgo derivado de una crisis de confianza entre los inversores, creando condiciones de iliquidez en el mercado.
- *Riesgos varios*, como el riesgo de ejecución, el riesgo de redimensionamiento, etc.

A pesar de la existencia de múltiples clasificaciones de riesgos financieros, existe un consenso generalizado para destacar tres categorías fundamentales: *riesgo de mercado*, *riesgo de crédito* y *riesgo operacional*, que se encuentran relacionadas entre sí (Figura 1.4).

⁹ Entre otras, situaciones de soborno, falsificación, extorsión, corrupción, robo, conspiración, malversación, falsa representación, etc. (HM TREASURY, 2005, pág. 2).



Fuente: Adaptado de DE LARA HARO (2003), pág. 18

Principales tipos de riesgos financieros

Figura 1.4

A continuación se resumen algunas de las características más destacadas de cada una de las categorías previas. El *riesgo de crédito*, que constituye el objeto de estudio de esta Memoria, es analizado en detalle en el Capítulo 2.

1.1.2.1. Riesgo de mercado

El riesgo de mercado resulta inherente a cualquier inversión financiera, al identificarse como la posibilidad de que dicha inversión no resulte tan rentable como se preveía debido a las oscilaciones en los precios del mercado.

Así, J.P. MORGAN (1996) identifica el riesgo de mercado con cambios inesperados en los precios de activos financieros o sus derivados en intervalos cortos de tiempo, mientras que DUFFIE y PAN (1997) consideran los cambios potenciales en el valor de una posición como resultado de cambios en los precios de mercado.

Por su parte, MANZANO (2004) define el riesgo de mercado como el riesgo de incurrir en pérdidas por el mantenimiento de posiciones en los mercados, como consecuencia de un movimiento adverso de las variables financieras o factores de riesgo (tipos de interés, tipos de cambio, precios de acciones, precios de bienes genéricos o *commodities*) que determinan precisamente el valor de mercado de dichas posiciones.

Debido a las múltiples causas que pueden afectar al retorno de las inversiones financieras, existen distintas subcategorías de riesgo de mercado, entre las que se incluyen las relacionadas con los tipos de interés, tipos de cambio, precios de *commodities* (materias primas, bienes primarios), etc. Asimismo, se incluyen los riesgos asociados con dividendos, intereses de valores de renta fija y riesgos por correlaciones entre inversiones.

No obstante, los dos componentes más importantes del riesgo de mercado son:

❶ Riesgo de interés o riesgo de tipos de interés

El riesgo de interés, de carácter sistemático, hace referencia a cómo afectan las variaciones de los tipos de interés de mercado al rendimiento de las inversiones. Así,

pueden distinguirse dos efectos principales (MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, 2004, pág. 53):

- Alteraciones en el valor de mercado de los activos financieros cuyos flujos de caja son independientes de las variaciones de los tipos de interés (por ejemplo, Bonos y Obligaciones del Estado). Esta variación tiene por objeto ajustar las tasas de competitividad de los activos respecto a otras inversiones semejantes de mercado.
- Alteraciones en el valor de los flujos de caja de los activos financieros, si éstos se encuentran relacionados con el tipo de interés vigente (por ejemplo, bonos con cupones variables).

La gestión del riesgo de interés resulta muy compleja¹⁰, dado que los tipos de interés dependen de múltiples variables difíciles de predecir, tales como los déficits gubernamentales, políticas monetarias, nivel de la actividad económica, balanza de pagos, inflación, etc, así como de las expectativas futuras del mercado (RUIZ DOTRAS *et al.*, 2005). Asimismo, existen diferencias entre los tipos de interés a corto y largo plazo, siendo significativamente más volátiles los primeros que los segundos. Por otro lado, la diversificación de carteras puede reducir significativamente el nivel de riesgo asumido, incrementado la rentabilidad global de la cartera (GÓMEZ-BEZARES y LARRINAGA, 1998).

Asimismo, cabe comentar brevemente la problemática que plantea uno de los componentes del riesgo de interés, conocido como *riesgo de reinversión*. Este riesgo hace referencia a la incertidumbre asociada a la rentabilidad de la inversión respecto al rendimiento obtenido al reinvertir los fondos generados por ella. Para que la TIR de la inversión no se viera afectada por este riesgo, los flujos de caja intermedios generados deberían reinvertirse a la propia TIR, si bien a priori no puede predecirse cuál será la tasa de reinversión real. De esta forma, el riesgo de reinversión afecta principalmente a aquellos activos que generan un volumen elevado de flujos intermedios, vía reparto de rendimientos y/o devolución del principal, por lo que la gestión de la empresa deberá evaluar las condiciones previstas de mercado a la hora de decidirse por este tipo de inversiones.

② Riesgo de cambio o riesgo de tipos de cambio

El riesgo de cambio, de carácter sistemático, hace referencia a cómo afectan las variaciones en los tipos de cambio de las divisas al rendimiento de las inversiones. Entre las transacciones afectadas por el riesgo de cambio cabe destacar las siguientes:

- Exportaciones: Si los contratos se realizan en divisas extranjeras, la depreciación de la divisa generará pérdidas en el vendedor.
- Importaciones: Si los contratos se realizan en divisas extranjeras, la apreciación de la divisa generará pérdidas en el comprador.
- Préstamos en divisas otorgados al extranjero: La depreciación de la divisa extranjera será perjudicial para el prestamista, tanto por lo que respecta al cobro de intereses como a la recuperación del principal.

¹⁰ Así, por ejemplo, en el mercado de renta fija es habitual aproximar el riesgo de interés mediante la denominada “duración modificada”, que hace referencia a una relación no lineal entre precios y rendimientos de los bonos (MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, 2004, págs. 55-65).

- Préstamos en divisas recibidos del extranjero: Los préstamos recibidos en divisas se ven afectados por el tipo de cambio siempre que no estén destinados a financiar operaciones que produzcan flujos de caja en dicha divisa, de forma que una apreciación de la divisa generará pérdidas en el prestatario.
- Inversiones directas en el extranjero: Estas inversiones están afectadas por el riesgo de cambio de distintas formas. Las filiales en el extranjero tendrán denominado su Balance en la divisa extranjera, por lo que cualquier variación en el tipo de cambio afectará a su valor y, por ende, al de todo el grupo. Adicionalmente, todos los flujos comerciales y financieros entre la matriz y la filial que estén denominados en las dos monedas se encontrarán sometidos a dicho riesgo.
- Empréstitos sobre los mercados internacionales de capitales: Con carácter general el inversor sufrirá pérdidas siempre que la divisa en que se ha emitido el empréstito se deprecie respecto a la doméstica.

Las fluctuaciones en el tipo de cambio se ven afectadas por múltiples decisiones no controlables por las empresas (política económica, movimientos especulativos, proceso de arbitraje, etc.), lo que dificulta su gestión en el seno de la entidad.

Por lo que respecta a la gestión del riesgo de mercado, una de los modelos más conocidos es la propuesta de “*Black y Scholes*” (B&S), también conocida como “*Black, Scholes y Merton*”, basada en el empleo de derivados, en particular opciones¹¹, como instrumentos de cobertura.

Los autores aplican la teoría de movimientos brownianos geométricos para modelizar las opciones del mercado europeo, incorporando aspectos relacionados con la teoría matemática avanzada del cálculo estocástico¹².

Las hipótesis básicas del modelo B&S son:

- ✓ El tipo de interés es conocido y constante a lo largo del período.
- ✓ No hay costes de transacción ni impuestos.
- ✓ Si el activo subyacente es una acción, no se reparten dividendos ni existen ampliaciones de capital.
- ✓ Las fluctuaciones del precio de activo siguen una distribución normal.
- ✓ El valor de la opción se fundamenta en que no se puede constituir una cartera de acciones ni opciones si la rentabilidad que ofrece no es superior al tipo de interés sin riesgo.

A partir de estas condiciones, los autores desarrollan la “*ecuación diferencial de Black-Scholes*”, que debe satisfacer el valor de cualquier derivado financiero:

$$\frac{\partial V(S,t)}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 V(S,t)}{\partial S^2} + rS \frac{\partial V(S,t)}{\partial S} - rV(S,t) = 0,$$

¹¹ Cabe recordar que una opción es un contrato que proporciona al poseedor (comprador) el derecho, pero no la obligación, a comprar (opción de compra) o vender (opción de venta) un activo subyacente en una fecha determinada o durante un período de tiempo determinado, a un precio de ejercicio fijado previamente. Como contrapartida, el comprador entrega al vendedor de la opción una prima, que es el precio de la opción (DE PABLO LÓPEZ, 1998, pág. 513).

¹² También conocida como *cálculo de Itô* (ITÔ, 1944).

donde $V(S,t)$ es el precio de una opción sobre el activo subyacente, S el precio del activo, t el tiempo transcurrido desde la emisión de la opción, σ la volatilidad del activo subyacente y r la tasa de interés libre de riesgo.

Esta ecuación diferencial presenta múltiples soluciones según las condiciones iniciales consideradas. En el caso de una opción de compra ("call") europea (OC), con un precio de ejercicio P_e y un término de expiración T , el valor de la opción (p_r) en un momento de tiempo t viene dado por la expresión:

$$p_r(OC) = P_m \cdot N(d_1) - P_e e^{-r(T-t)} N(d_2),$$

donde P_m representa el valor del activo subyacente y $N(x)$ es el valor de la función de probabilidad acumulada de una distribución normal estándar, siendo d_1 y d_2 :

$$d_1 = \frac{\log\left(\frac{P_m}{P_e}\right) + \left(r + \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t)}{\sigma \cdot \sqrt{(T-t)}},$$

$$d_2 = d_1 - \sigma \cdot \sqrt{(T-t)} = \frac{\log\left(\frac{P_m}{P_e}\right) + \left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \cdot (T-t)}{\sigma \cdot \sqrt{(T-t)}}.$$

Por su parte, el valor de la opción de venta (OV) viene dado por:

$$p_r(OV) = p_r(OC) - P_m + P_e \cdot e^{-r(T-t)}.$$

En el modelo B&S todos los parámetros son observables, excepto la volatilidad, que debe estimarse a partir de datos históricos del mercado, si bien a veces se originan problemas de estabilidad temporal.

A partir de la fórmula de Black y Scholes se puede analizar la sensibilidad del precio de la opción ante variaciones de algunas de las variables que lo definen, a través de los denominados coeficientes *delta*, *gamma*, *theta* y *vega*:

- ✓ *El coeficiente delta*. Analiza la sensibilidad de la prima al variar el precio del activo subyacente:

$$\Delta_{OC} = \frac{\partial p_r(OC)}{\partial P_m} = N(d_1), \quad \Delta_{OV} = \frac{\partial p_r(OV)}{\partial P_m} = N(d_1) - 1.$$

- ✓ *El coeficiente gamma*. Mide la sensibilidad de la delta ante los cambios en el precio del activo subyacente:

$$\gamma = \frac{\partial \Delta}{\partial P_m} = \frac{\partial^2 p_r(OC)}{\partial P_m^2} = \frac{N'(d_1)}{P_m \cdot \sigma \cdot \sqrt{(T-t)}},$$

de forma que valore altos de *gamma* exigen gran atención a la posición, pues pequeñas variaciones en P_m tienen gran efecto en el precio de la prima.

- ✓ *El coeficiente theta*. Analiza la sensibilidad de la prima respecto a la duración de la opción (a mayor t mayor prima):

$$\theta_{OC} = \frac{\partial p_r(OC)}{\partial (T-t)}, \quad \theta_{OV} = \frac{\partial p_r(OV)}{\partial (T-t)},$$

tal que si la duración es larga y el coeficiente *theta* es pequeña, el tiempo ejerce poca influencia sobre el precio de la prima; por el contrario, si el ejercicio de la opción está próximo y *theta* es alto, debe prestarse gran atención a la gestión de la posición que se mantenga.

- ✓ El coeficiente *vega*. Mide la sensibilidad de la prima ante variaciones de la volatilidad del activo subyacente:

$$v_{oc} = \frac{\partial p_r(OC)}{\partial \sigma}, \quad v_{ov} = \frac{\partial p_r(OV)}{\partial \sigma}.$$

Posteriormente, DUPIRE (1998) extendió el coeficiente *vega* para distintos tipos de volatilidades, descomponiendo la volatilidad implícita del activo subyacente en distintas volatilidades locales (volatilidades instantáneas condicionadas al valor de mercado al contado que se consiga).

El análisis de sensibilidades facilita la aplicación del modelo, cuya principal aportación radica en que permite una administración científica del riesgo de mercado, facilitando la cobertura del riesgo de mercado asociado con los subyacentes de las opciones negociadas.

Asimismo, entre las metodologías más utilizadas para la medición y gestión del riesgo de mercado destacan los modelos de *Valor en Riesgo* ("Value at Risk") o VaR¹³ y sus variantes (como DeltaVAR, CAViaR, VAR condicional, etc.) que, utilizando análisis probabilísticos basados en un intervalo de confianza común (por ejemplo, 95% ó 99%) y un horizonte temporal fijo (por ejemplo, un día), miden la máxima pérdida de capital esperada en una cartera de inversiones con una composición fijada (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 3; FERIA DOMÍNGUEZ y OLIVER ALFONSO, 2005).

De esta forma, el VaR es un estadístico (percentil) de una variable aleatoria (pérdidas de la cartera) cuya estimación puede llevarse a cabo mediante dos metodologías diferentes (FERIA DOMÍNGUEZ y OLIVER ALFONSO, 2004; MANZANO, 2004; ABAD y BENITO, 2005):

- ✓ A partir de los resultados observados (distribución muestral y simulación a partir de datos históricos), caracterizados mediante factores de riesgo (tipos de interés, tipos de cambio, fluctuaciones bursátiles, etc).
- ✓ Asumiendo una distribución estadística teórica que caracterice suficientemente bien el comportamiento de la cartera, ya sea mediante un *método paramétrico* [basado en el cálculo de la matriz de varianzas-covarianzas, estimada generalmente a partir del modelo de NELSON y SIEGEL (1987)] o bien mediante *métodos no paramétricos* (como la simulación de Monte-Carlo).

Si bien inicialmente se calcula el VaR para cada posición individual, posteriormente resulta preciso redefinir el VaR del conjunto de la cartera, teniendo en cuenta la correlación existente entre las distintas posiciones. No obstante, los modelos VaR no constituyen la panacea para la gestión del riesgo de mercado, sino que

¹³ Los modelos de Valor en Riesgo son analizados en detalle en el Capítulo 2 respecto a la gestión del riesgo de crédito. La definición de "Value at Risk" (VaR) procede de la banca JP Morgan, si bien existen otros modelos similares con denominaciones diferentes, tales como el "Capital at Risk" (CAR) del Bankers Trust, el "Daily Earning at Risk" (DEaR), también de JP Morgan, el "Dollars at Risk" (DaR), el "Money at Risk" (MaR), etc.

presentan limitaciones derivadas de la no inclusión de todos los aspectos que afectan a éste, por lo que se requiere su complementación con análisis de escenarios de crisis (pérdida potencial bajo situaciones no contempladas por los modelos) y análisis de los peores casos (pérdida potencial por encima del nivel de confianza elegido) (GONZÁLEZ MOSQUERA, 2004). En particular, las metodologías que suelen emplearse para complementar los análisis VaR son las siguientes (FERIA DOMÍNGUEZ y OLIVER ALFONSO, 2004):

- *Ejercicio de Autocomprobación o Back-testing*: Análisis comparativo, dentro de un horizonte temporal determinado, entre la pérdida realmente experimentada en una cartera y la estimación previa realizada en términos de VaR. De esta forma, se pretende conocer el grado de exactitud de la metodología de medición empleada a través del cómputo del número de excepciones (días en los que la pérdida de la cartera supera la cifra VaR). La situación ideal se daría cuando dicho número fuera cercano al nivel de significatividad establecido para el VaR (habitualmente, 5% ó 1%).
- *Prueba de Tensión o Stress-testing*: Análisis de situaciones extremas de mercado, con baja probabilidad de ocurrencia pero con una incidencia crítica sobre la actuación de la entidad.

Otras alternativas susceptibles de empleo, utilizadas principalmente para la medición del riesgo de interés, son los modelos basados en simulaciones del comportamiento de variables financieras a partir de las cifras del Balance de la empresa o "*Asset-Liability Management Models*" (ALM) y los modelos "*Mark-to-Market*" (MTM), centrados en la estimación de los valores futuros de mercado de las carteras ante distintas fluctuaciones de las variables analizadas (tipos de interés, tipos de cambio, etc).

Finalmente, un análisis detallado de las distintas metodologías para la gestión del riesgo de mercado puede consultarse en RISKMETRICS GROUP (1999a; 1999b).

Algunos de los ejemplos más destacados de los peligros inherentes al riesgo de mercado son los siguientes¹⁴:

- Bancarrota del Condado de Orange (Orange County, EE.UU.): El tesorero del Condado realizó inversiones en diversos tipos de derivados, estimando una bajada de los tipos de interés; la subida final de éstos generó pérdidas superiores a los 1.700 millones de dólares para el Orange Country Investment Pool, que se declaró en bancarrota en diciembre de 1994.
- La empresa "Gibson Greetings, Inc" sufrió un deterioro similar debido al incremento de los tipos de interés, perdiendo más de 20 millones de dólares en abril de 1994.
- También en 1994, la empresa "Procter & Gamble" (P&G) incurrió en pérdidas superiores a los 157 millones de dólares debido a la subida de los tipos de interés en contratos de derivados indexados a los tipos alemanes y estadounidenses.

¹⁴ Si bien, en muchas ocasiones el riesgo de mercado y el riesgo operacional están íntimamente unidos, hasta el punto de que algunos autores consideran que estas pérdidas se debieron realmente a problemas operativos de las empresas [véase, por ejemplo, DUCHAH y WILKERSON (1996)].

1.1.2.2. Riesgo de crédito

El riesgo de crédito o de insolvencia hace referencia a la posibilidad de que una de las partes del contrato no cumpla sus obligaciones financieras (principalmente, el pago de los intereses y la amortización de las deudas), estando relacionado con el fallido de la contraparte en operaciones de préstamos, swaps, opciones, etc.

El riesgo de crédito está directamente relacionado con factores como la cuantía de la deuda o la tasa de interés a ella asociada, presentando una relación inversa respecto al plazo de reembolso, esto es, las deudas a corto plazo suelen presentar un riesgo superior que las obligaciones a largo plazo.

Desde el punto de vista del inversor, la mejor protección contra el riesgo de crédito consiste en colocar las inversiones en organizaciones con bajo riesgo de insolvencia, tales como el Estado, empresas públicas y empresas privadas con bajo endeudamiento (MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, 2004, pág. 115). No obstante, en la práctica no es habitual limitar las transacciones a entidades de estas características, por lo que la gestión de la empresa debe tratar de minimizar el riesgo de crédito mediante técnicas adecuadas de gestión y control, así como mediante la imposición de requisitos a las contrapartes, tales como el mantenimiento de colaterales adecuados, márgenes de liquidez suficiente y la dotación de provisiones contractuales (IOSCO, 1998c, pág. 5).

Entre los casos más conocidos de pérdidas por riesgo de crédito cabe destacar el de la banca estadounidense J.P. Morgan, que en 1998 se resintió extraordinariamente de la crisis de los países asiáticos, o del banco berlinés Bankgesellschaft Berlin, que en 2001 estuvo a punto de disolverse debido a préstamos inmobiliarios incobrables.

No obstante, el análisis de la problemática del riesgo de crédito se analiza en profundidad en los siguientes Capítulos de la presente Memoria.

1.1.2.3. Riesgo operacional

El riesgo operacional, o riesgo operativo según la denominación incluida en el nuevo Acuerdo de Capital de Basilea II (CSBB, 2004a)¹⁵, se relaciona con las pérdidas financieras derivadas de problemas en los procesos operativos o de gestión de la empresa. Asimismo, este riesgo abarca el riesgo de pérdida debido a dificultades en los controles de la empresa, entre los que se incluyen excesos no identificados sobre los límites establecidos, transacciones no autorizadas, fraudes comerciales, falta de rigor contable, inexperiencia del personal, delitos informáticos, etc.

Hasta hace escasos años, la gestión del riesgo operacional ha sido muy heterogénea, por lo que no se contaba con una definición universal del mismo. Así, con carácter generalista, JAMESON (1998) define el riesgo operacional como toda fuente de riesgo que cae fuera de las áreas cubiertas por el riesgo de crédito y el riesgo de mercado.

No obstante, en los años 1998 y 1999 un grupo de instituciones encabezadas por PricewaterhouseCoopers elaboraron un informe sobre las mejores prácticas en la

¹⁵ Si bien en la actualidad la práctica totalidad de los profesionales considera el término “riesgo operacional” como la alternativa más adecuada de denominación.

gestión del riesgo operacional, definiendo éste como el riesgo de pérdidas directas o indirectas resultantes de procesos inadecuados o fallidos, de personal, de sistemas, o como resultado de acontecimientos externos. Esta definición fue contemplada posteriormente por el Institute of International Finance (IIF), que en el año 2000 añadió algunos matices y excluyó determinados componentes del riesgo operacional, tales como los riesgos de negocio, riesgos estratégicos, riesgos de liquidez y riesgos de reputación (JIMÉNEZ RODRÍGUEZ y MARTÍN MARÍN, 2005).

Una acepción alternativa la proporciona la British Bankers' Association (BBA) en 1999 que, a partir de una encuesta enviada a bancos de todo el mundo, define el riesgo operacional como el riesgo de pérdidas directas o indirectas resultantes de procesos inadecuados o fallidos, personal, sistemas o como resultado de acontecimientos externos. Se incluyen aquellos riesgos asociados con errores humanos, procesos y controles inadecuados, actividades criminales y fraudulentas, problemas tecnológicos, riesgo legal, caídas de los sistemas, fallos en el cumplimiento de las regulaciones, impactos adversos en la reputación de la entidad y factores externos, como desastres naturales, ataques terroristas o actos fraudulentos, entre otros.

Finalmente, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea define el concepto de riesgo operacional, o riesgo operativo según su denominación inicial, como el riesgo de pérdida resultante de una falta de adecuación o un fallo de los procesos, el personal o los sistemas internos, o bien como consecuencia de acontecimientos externos (CSBB, 2004a). La definición de Basilea II incluye el riesgo legal pero excluye el riesgo estratégico y reputacional¹⁶, si bien este último es una de las derivadas más peligrosas del riesgo operacional, que influye decisivamente sobre la volatilidad de los beneficios y puede tener consecuencias catastróficas (KURITZKES, 2002; ARTÉS I MORATA, 2004; VÁZQUEZ, 2004; GARCÍA, 2004).

Los riesgos operacionales asumidos por las entidades pueden agruparse atendiendo a distintos criterios o bases de clasificación:

❶ *Según la procedencia del riesgo*

Se puede distinguir entre riesgos por pérdidas potenciales derivadas de fallos internos en el negocio y el riesgo de pérdidas por factores externos a la organización (DE LARA HARO, 2003, pág. 206).

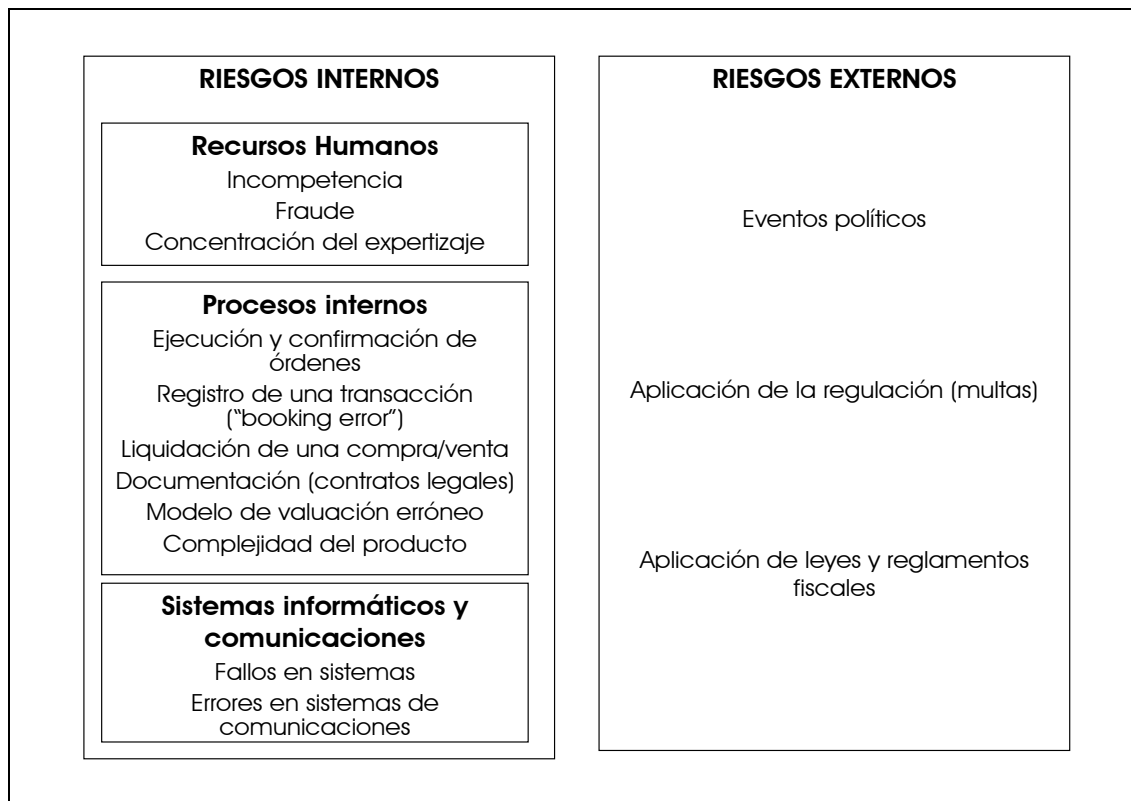
ALEXANDER (2003, pág. 37) distingue tres subcategorías dentro de los riesgos internos, lo que lleva a establecer cuatro perspectivas estratégicas básicas integradas por distintos componentes (Figura 1.5): (1) indicadores de procesos internos; (2) indicadores de recursos humanos; (3) indicadores de sistemas informáticos y de comunicaciones; y (4) indicadores de riesgos externos a la entidad.

¹⁶ El *riesgo legal* podría definirse como el riesgo de sufrir pérdidas como consecuencia de una discrepancia entre la caracterización legal de las operaciones en los libros y la que finalmente les otorguen los tribunales de justicia en caso de litigio con la contrapartida o las autoridades competentes sobre la naturaleza de las mismas. El *riesgo estratégico* sería el riesgo de sufrir pérdidas como consecuencia de la elección de una estrategia que se demuestre inadecuada para permanecer y competir efectivamente en el negocio. El *riesgo reputacional* sería el riesgo de sufrir pérdidas como consecuencia de los cambios adversos que pueda sufrir el nivel de confianza en la marca por parte de los distintos stakeholders o grupos de interés, tales como la clientela, los inversores, la autoridad reguladora o los empleados (ARTÉS I MORATA, 2004; GARCÍA, 2004).

McKIBBEN (2002) identifica cuatro categorías básicas de riesgos operacionales: (1) riesgos derivados de las tecnologías de la información, relacionados con fallos en los sistemas de comunicación; (2) riesgos de operaciones, que incluyen desde fallos humanos a desastres naturales; (3) riesgos en el flujo de negocios, relacionados con problemas en la cadena de valor de la entidad; y (4) riesgos criminales, vinculados a fraudes y actividades ilícitas.

Por su parte, el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea propone una clasificación alternativa de los riesgos operacionales, que distingue cuatro grandes inductores de riesgo (*risk drivers*): procesos internos, recursos humanos, sistemas informáticos y comunicaciones y riesgos externos.

A partir de estos inductores, los eventos de pérdida del riesgo operacional se clasifican en tres niveles, cada uno de ellos más detallado que el anterior, recogidos en el Anexo 7 del Nuevo Acuerdo (CSBB, 2002; 2004a). El primer nivel incluye siete categorías a las que las entidades deberán asignar sus datos de pérdidas: (1) fraudes internos; (2) fraudes externos; (3) relaciones laborales y seguridad en el puesto de trabajo; (4) prácticas con clientes, productos y negocios; (5) daños a activos materiales; (6) incidencias en el negocio y fallos en los sistemas; y (7) ejecución, entrega y gestión de procesos. El segundo nivel aporta un desglose superior al anterior, mientras que el tercer nivel añade ejemplos de actividades de cada una de las categorías del nivel 2. Este nivel de detalle constituye un intento de estandarización de la definición del riesgo operacional entre diversas entidades.



Fuente: Elaboración propia a partir de DE LARA HARO (2003), pág. 206.

Clasificación de riesgos operacionales
Figura 1.5

❷ *Según el tipo de pérdida que generan*

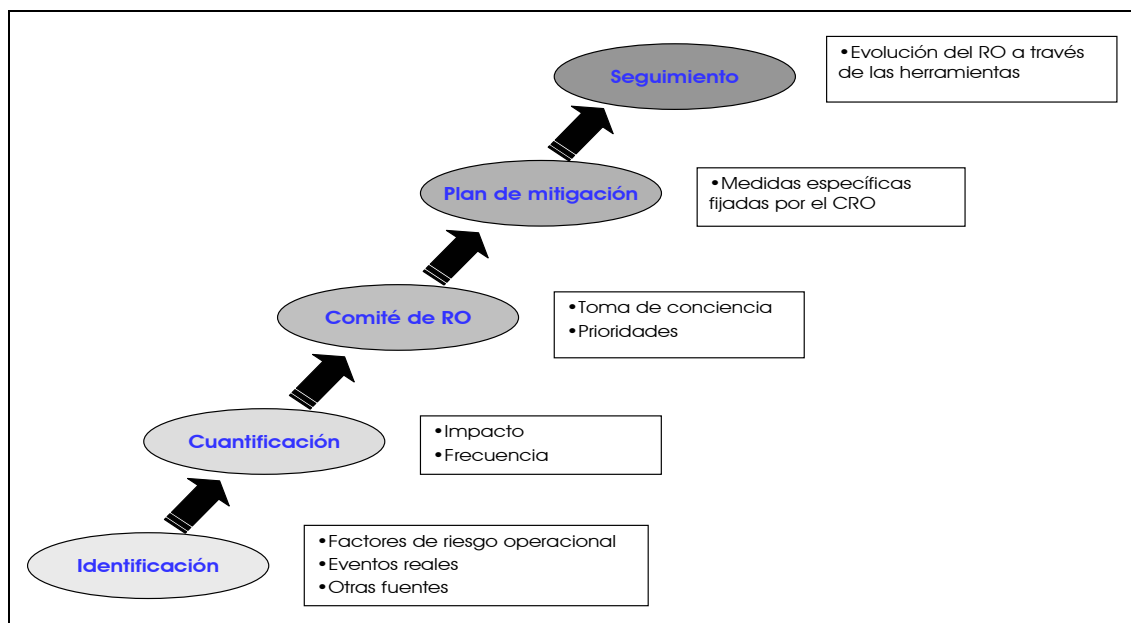
Con carácter general, los eventos de riesgo operacional provocan tres tipos distintos de pérdidas (GARCÍA, 2004):

- Contables explícitas: Pérdidas reconocidas específicamente en la Contabilidad, porque tienen cuentas asociadas directamente a dichas pérdidas (ejemplo: diferencias de caja).
- Contables implícitas: Pérdidas que aparecen combinadas con otros conceptos de gastos que no tienen relación con eventos de riesgo operacional (ejemplo: gastos de consultoría informática evolutivos y correctivos).
- No contables (lucro cesante): En este caso los eventos de riesgo operacional no generan ningún efecto en la Contabilidad, si bien suponen una pérdida de negocio futuro, como es el caso de la pérdida de talento (ejemplo: el director de una oficina se marcha a la competencia y se lleva a su cartera de clientes).

Cabe comentar que la mayoría de los riesgos operacionales pertenecen a las dos últimas categorías, por lo que resultan opacos a la Contabilidad, dificultando su seguimiento y control.

Por lo que respecta a la administración del riesgo operacional, GARCÍA (2004) señala las distintas fases de su ciclo de gestión (Figura 1.6):

“El ciclo natural de gestión del riesgo operacional comienza con la identificación del mismo, a través de un inventario de factores de riesgo que se detectan mediante cuestionarios o entrevistas con las personas expertas en los procesos de la unidad. Identificados los factores de riesgo es necesario cuantificarlos de alguna forma, con el objetivo de determinar los distintos niveles de importancia, y por consiguiente, para determinar las prioridades para la mitigación. El análisis exhaustivo del riesgo asumido se lleva a cabo en los Comités de Riesgo Operacional (CRO) que se constituyen a nivel de línea de negocio/apoyo. En este Comité se deciden las medidas de mitigación a implantar y se efectúa un seguimiento en el tiempo para comprobar que las mismas han surtido efecto. Es importante realizar un análisis coste/beneficio ya que podría darse el caso de que sea más económico convivir con los eventos de riesgo operacional que invertir en la mitigación”.



Fuente: Adaptado de GARCÍA (2004).

El ciclo de gestión del riesgo operacional
Figura 1.6

Por lo que respecta a la primera etapa de *identificación* de este tipo de riesgos, se recomienda seguir cuatro pasos básicos (DE LARA HARO, 2003, págs. 206-208):

- 1.- Identificar cada uno de los procesos en la organización, entendiendo por proceso la secuencia de tareas repetitivas o recurrentes en las que puede presentarse un riesgo operacional.
- 2.- Detallar las actividades particulares que se desarrollan en cada proceso.
- 3.- Identificar los riesgos operacionales que se pueden presentar en cada etapa.
- 4.- Identificar los controles que existen para reducir o eliminar los riesgos operacionales que se hayan detectado.

Por su parte, ARTÉS I MORATA (2004) analizan los factores comunes a algunos de los casos más significativos de pérdidas por riesgo operacional (caso Enron y WorldCom), identificando los siguientes:

- ✓ Segregación de funciones inadecuada o inexistencia de segregación.
- ✓ Catadura moral, cuanto menos cuestionable, de los individuos causantes.
- ✓ Deseo de la alta dirección de generar una ficción creíble de las ganancias generadas, o de la ausencia de riesgos que realmente se estaban asumiendo.
- ✓ Conocimiento de la dinámica del negocio concentrado en los estratos más operativos de la dirección pero sin abarcar a la totalidad de la organización.

En cuanto a su *medición y valoración*, como punto de partida el gestor debe modelar el grado de severidad de la pérdida esperada y su probabilidad de ocurrencia;

para ello, a partir de datos históricos reflejados en histogramas de frecuencias, debe inferirse la curva de distribución de probabilidad más adecuada¹⁷.

Dado que en materia de riesgo operacional es habitual la presencia de un gran volumen de pequeñas pérdidas (alta frecuencia y baja severidad), suelen utilizar las distribuciones exponencial y de Weibull¹⁸ para su modelización, como sigue:

- *Distribución exponencial:*

$$\lambda(x) = \lambda e^{-\lambda x}, \quad \text{donde } x > 0 \text{ y } \lambda > 0$$

- *Distribución de Weibull:*

$$W(\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta^{-\alpha}} x^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\alpha}, \quad \text{donde } \alpha > 0; \beta > 0$$

La distribución de Weibull devuelve la distribución exponencial para $\lambda = 1 / \beta$. Por su parte, las distribuciones lognormal y de Pareto también son habituales.

Asimismo, pueden aplicarse diversos métodos estadísticos centrados en la predicción de las pérdidas esperadas ante fallos operativos¹⁹, la identificación de pérdidas inesperadas, y la identificación de indicadores clave²⁰ de riesgos operacionales ("*key risk factors*") (LEWIS, 2004).

Por otra parte, resulta habitual el empleo de redes causales de tipo bayesiano (KING, 2001), análisis de colas respecto a las funciones de probabilidad de ocurrencia de pérdidas ("*Loss Distribution Approach*"), desarrollo de modelos de simulación (cadenas de Markov) y de la técnica de escenarios. Asimismo, se han desarrollado modelos de Valor en Riesgo (OPVaR) complementarios a los desarrollados para el riesgo de crédito y riesgo de mercado (MEDOVA, 2001), que pueden definirse como el capital necesario para cubrir las pérdidas por riesgo operacional respecto a un periodo de tiempo y para un determinado nivel de confianza (LEWIS, 2004, pág. 17).

De la misma forma, suele plantearse la elaboración de un Cuadro de Mando Integral ("*Balanced Scorecard*") que, a partir de la identificación de los factores cuantitativos y cualitativos que originan las distintas categorías de riesgo operacional, establezca un sistema estratégico de control y de toma de decisiones basado en la comparación de las distintas variables con niveles de referencia preestablecidos (ALEXANDER, 2000; 2003; CSBB, 2001; MacEACHERN, 2005). Dicho Cuadro de Mando Integral puede implementarse gráficamente mediante el desarrollo de mapas de riesgos y rankings de riesgos (ALEXANDER, 2003, págs. 254-255), y complementarse con el desarrollo de modelos de simulación²¹.

¹⁷ Ahora bien, el mayor problema de la gestión del riesgo operacional reside en obtener una base de datos suficiente y de calidad (McKIBBEN, 2002, págs. 4-6; JIMÉNEZ RODRÍGUEZ y MARTÍN MARÍN, 2005).

¹⁸ Esta distribución resulta particularmente adecuada cuando la tasa de fallos en el proceso no resulta constante en un intervalo de tiempo.

¹⁹ Entre ellos, la regresión lineal, regresión logística y la consideración de la Teoría del Valor Extremo (LEWIS, 2004).

²⁰ Los denominados "*operational risk indicators*" hacen referencia a variables empleadas para predecir futuras pérdidas por riesgos operacionales; por ejemplo, un incremento del número de negocios impagados podría indicar la existencia de problemas en el área de pagos del "*back office*" de la entidad, etc (LEWIS, 2004).

²¹ Así, por ejemplo, VÁZQUEZ (2004) señala como principales herramientas para la gestión del riesgo operacional del Grupo Santander las bases de datos de errores e incidencias, los cuestionarios de

Las auditorías, tanto internas como externas, siempre han jugado un papel decisivo en la gestión del riesgo operacional, ya que en sus revisiones periódicas detectan debilidades en los procesos que deben ser objeto de corrección (ARCENEGUI RODRIGO y MOLINA SÁNCHEZ, 2004; GARCÍA, 2004). En particular, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea ha aceptado que la función de auditoría, inicialmente, participe en el desarrollo del programa de gestión del riesgo operacional, transfiriendo posteriormente la gestión a otra unidad (CSBB, 2003b). Así, en un reciente estudio realizado respecto a las Cajas de Ahorro españolas, se observa que cerca del 80% de las mismas incluyen la gestión del riesgo operacional dentro de las funciones desarrolladas por su departamento de auditoría interna (ARCENEGUI RODRIGO y MOLINA SÁNCHEZ, 2004). La realización de cuestionarios de autoevaluación también puede resultar de gran utilidad para la detección de riesgos operacionales.

La Tabla 1.2 resume las ventajas e inconvenientes más significativas de algunas de las herramientas comentadas para la medición del riesgo operacional.

METODOLOGÍA	VENTAJAS	INCONVENIENTES
Enfoque de Distribución de Pérdidas (LDA)	- Refleja la experiencia real de pérdidas de la entidad.	- La adecuación de la información capturada y su tratamiento posterior. - Carencia de datos de sucesos de baja frecuencia y gran impacto. Dependencia de datos externos.
Autoevaluaciones	- Reflejan el perfil de riesgo en cada momento. - Incentivan a los gestores de las líneas de negocio a modificar su perfil de riesgo.	- Se basan en opiniones de expertos muchas veces subjetivas. - Deben ser claramente contrastadas con el resto de fuentes de información (bases de datos, etc.)
Indicadores	- Son dinámicos y permiten su seguimiento incluso en tiempo real. - Son objetivos al basarse en medidas concretas sobre los controles operativos realizados o las estadísticas de actividad en las distintas líneas de negocio. - Pueden servir para predecir pérdidas.	- La identificación de todos los indicadores relevantes. - La necesidad de tratamiento en un formato de análisis homogéneo que simplifique el análisis y permita agregaciones. - Dificultad para encontrar correlaciones si no se seleccionan adecuadamente.
Análisis de escenarios	- La gestión del riesgo es realmente una gestión de diferentes escenarios (no es una gestión de pérdidas históricas o perfiles actuales de riesgo).	- Muchos de ellos se basan en la opinión subjetiva de expertos. - Es necesario el contraste de las hipótesis asumidas con las fuentes de información disponibles.

Fuente: Adaptado de VÁZQUEZ (2004).

Herramientas para la medición del riesgo operacional

Tabla 1.2

autoevaluación, los indicadores de riesgo operacional, los flujogramas de proceso y mapas de riesgo operacional, las matrices de riesgo operacional y los organigramas funcionales.

Por su parte, MARSHALL (2001), MORI y HARADA (2000; 2001) distinguen dos grandes categorías de modelos para la medición y cuantificación del riesgo operacional²²:

- *Métodos top-down*, que consideran medidas agregadas de riesgo de toda la entidad, para posteriormente distribuir el riesgo global obtenido entre las distintas unidades de negocio. Incluye, entre otras, las siguientes metodologías:
 - * Método basado en un indicador.- Parte de la hipótesis de la existencia de una relación entre un determinado indicador empresarial (beneficio bruto, volumen de ingresos, volumen de activos y pasivos, etc) y el nivel de riesgo operacional; de esta forma, el riesgo operacional de la entidad se mide como un porcentaje de la magnitud seleccionada (por ejemplo, 15% del beneficio bruto).
 - * Método CAPM.- El método CAPM puede utilizarse para la medición del conjunto de riesgos de la entidad. Si de la cifra obtenida se deducen las partes correspondientes a riesgo de crédito y mercado, se obtiene la cifra de riesgo operacional.
- *Métodos bottom-up*, que llevan a cabo un análisis detallado del riesgo de cada unidad de negocio para agregar posteriormente la información en un medida global de riesgo operacional.
 - * Método de medición estadística.- Analiza el riesgo operacional relacionado con n líneas de negocio de la entidad y m categorías de riesgo, obteniendo una matriz de orden (n,m) que refleja datos de frecuencia y severidad, bien mediante un enfoque paramétrico o bien mediante un enfoque no paramétrico.
 - * Análisis de escenarios.- Se utiliza para cuantificar riesgos operacionales que generan pérdidas indirectas no medibles objetivamente.

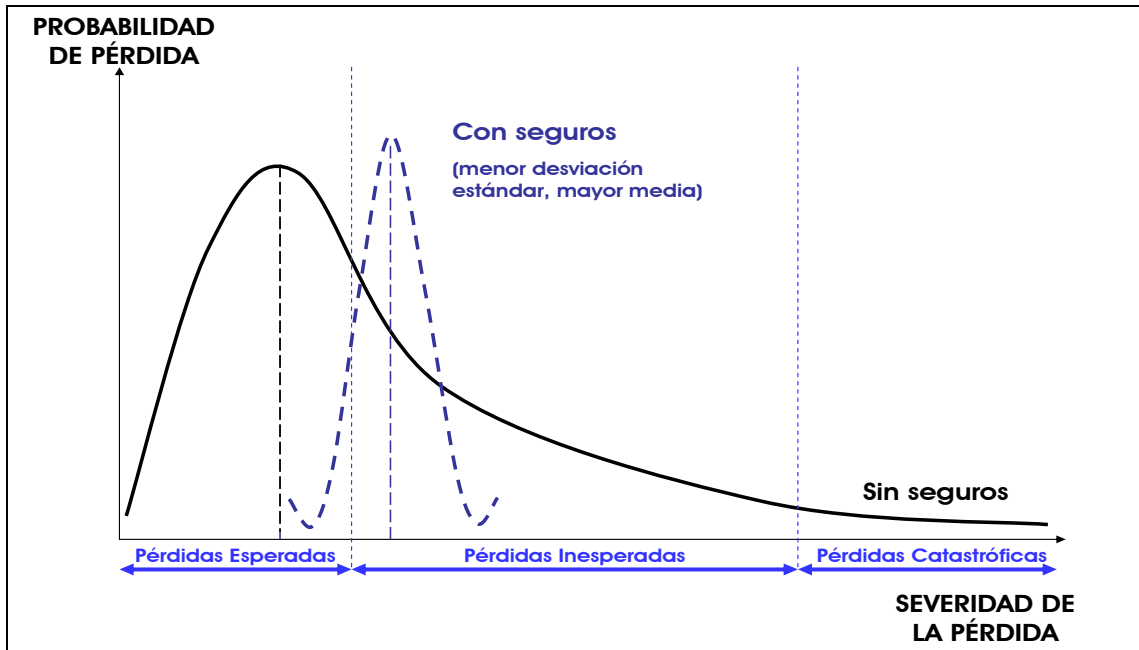
Asimismo, puede comentarse el desarrollo de distinto software especializado para la medición y gestión de riesgos operacionales, tal como el programa “*Business Process Management*” o BPM o el software @Risk4.5 desarrollado por Palisade (CANCELA FRÍAS, 2005).

La gestión del riesgo operacional depende del tipo de riesgo al que se enfrente la entidad (BUNGE *et al.*, 2002); así, los riesgos con alta frecuencia pero baja severidad, o pérdidas esperadas, son asumidos por las entidades como costes operativos que se tratan de minimizar; los riesgos de baja o media frecuencia y media o alta severidad, o pérdidas inesperadas, son tratados mediante *contratos de seguros*²³ o reservas de capital; y, por último, los riesgos de muy baja frecuencia pero de muy alta severidad, o pérdidas catastróficas, constituyen el gran problema de gestión de las entidades,

²² Esta clasificación se utiliza también para los modelos generales de gestión de riesgos financieros, véase el apartado 1.2. para un análisis detallado.

²³ Véase INSURANCE COMPANIES (2001), BUNGE *et al.* (2002) y YOUNG y ASHBY (2003) para un análisis más detallado de los distintos tipos de seguros específicos para la cobertura de riesgos operacionales.

resultando muy complejos de medir²⁴ y precisando la adopción de mecanismos de vigilancia muy estrictos²⁵ (Figura 1.7).



Fuente: Elaboración propia a partir de BUNGE *et al.* (2002), págs. 9-12.

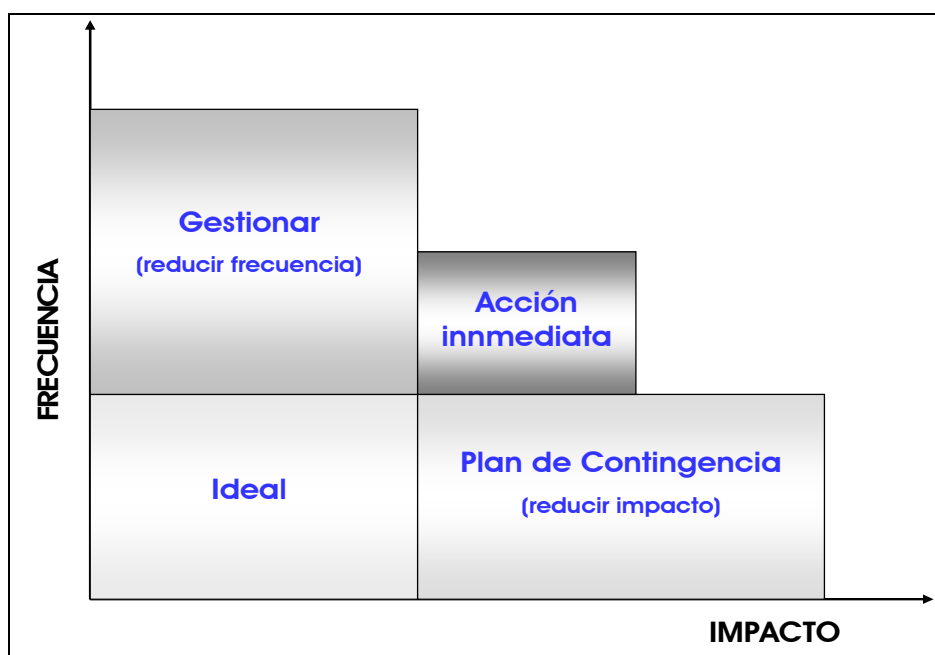
Gestión de riesgos operacionales: Clasificación de posiciones Figura 1.7

GARCÍA (2004) señala también distintos *planes estratégicos de gestión* para cada tipo de riesgo, según su impacto y frecuencia (Figura 1.8). Así, los eventos de baja frecuencia y bajo impacto no deberían ser objeto de preocupación para la entidad. Los eventos de bajo impacto y alta frecuencia deben tratarse mediante mecanismos de control para disminuir su periodicidad²⁶. Los riesgos de alto impacto y baja frecuencia, como los derivados de grandes fraudes y desastres naturales o provocados, suelen modelizarse mediante una pérdida media esperada relativamente pequeña pero con una gran cola de pérdidas, por lo que requieren planes de contingencia o de continuidad destinados a reducir el impacto. Y los eventos de alto impacto y alta frecuencia, poco habituales en la práctica, requieren de acciones inmediatas de control.

²⁴ Entre las técnicas que se proponen para la medición de estos eventos destaca la Teoría del Valor Extremo ("Extreme Value Theory" o ETV), véase EMBRECHTS *et al.* (1997), EMBRECHTS (2000).

²⁵ Autores como HIRTLE *et al.* (2001) o KURITZKES (2002) consideran que este tipo de riesgos operacionales son los únicos que deberían cubrirse mediante capital.

²⁶ Suele ser habitual el empleo de técnicas estadísticas en las que la frecuencia se modeliza según una distribución de Poisson mientras que la severidad se modeliza mediante distribuciones alternativas (Lognormal, Weibull, Exponencial, Pareto, etc), como se ha comentado previamente.



Fuente: Adaptado de GARCÍA (2004).

Planes estratégicos para la gestión del riesgo operacional
Figura 1.8

VÁZQUEZ (2004) señala que la mayor dificultad en la gestión del riesgo operacional reside en la identificación y eliminación de focos de riesgo, independientemente de que hayan producido pérdidas o no. Si bien la medición de riesgos contribuye a la gestión, al permitir que se establezcan prioridades y jerarquicen decisiones, el autor considera que no debe esperarse a medir para gestionar el riesgo operacional.

Los desarrollos tecnológicos relacionados con la automatización de procesos, el incremento de los servicios bancarios a través de Internet ("*e-commerce*"), la integración de sistemas derivada de los procesos de fusiones y adquisiciones y el incremento de la subcontratación ("*outsourcing*") llevan a que las pérdidas por riesgos operacionales sean cada vez más frecuentes e importantes.

Así, en 2002 el *Risk Management Group* del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea llevó a cabo una recopilación de datos sobre las pérdidas operacionales soportadas durante el año 2001 en el sector bancario, identificando alrededor de 50.000 eventos de fallos operacionales, que ocasionaron un importe en pérdidas cercano a los 7.800 millones de euros (CSBB, 2002). La Tabla 1.3 resume las distribuciones observadas de pérdidas por tipos de eventos y líneas de negocios.

Tipo de evento	Severidad (%)	Frecuencia (%)	Línea de negocio	Severidad (%)	Frecuencia (%)
Ejecución, entrega y gestión de procesos	29	35	Intermediación minorista	12	7
Interrupción de operaciones y fallos de sistemas	3	1	Gestión de activos	3	2
Daños a activos físicos	24	1	Servicios a sucursales	4	3
Clientes, productos y prácticas comerciales	13	7	Pagos y liquidaciones	3	4
Prácticas de empleo y seguridad laboral	7	9	Banca de empresas	29	7
Fraude externo	16	42	Banca minorista	29	61
Fraude interno	7	3	Negociación y ventas	15	11
Otros	1	1	Banca corporativa	4	1
			Otros	1	4

Fuente: Adaptado de CSBB (2002) y JIMÉNEZ RODRÍGUEZ y MARTÍN MARÍN (2005), págs. 64-65.

Distribución de pérdidas por riesgo operacional

Tabla 1.3

Uno de los ejemplos más conocidos del peligro del riesgo operacional es el del colapso de Banco británico Barings en febrero de 1995, con un coste superior a los 1.300 millones de dólares, que según las autoridades supervisoras británicas se debió a pérdidas provocadas por transacciones no autorizadas con derivados llevadas a cabo a lo largo de dos años por un empleado no supervisado de las oficinas de Singapur, Nick Leeson, que no fue detectado por los controles de la entidad.

Otros casos significativos de pérdidas por riesgo operacional son los siguientes:

- *Empresa Cendant*: En 1998 esta entidad, especializada en la prestación de servicios a empresas, anunció que había descubierto irregularidades contables por importe superior a 300 millones de dólares, realizadas por directivos al objeto de mantener la cotización de la empresa en la bolsa de Nueva York.
- En 1996, la *Sumitomo Mitsui Banking Corporation* se enfrentó a pérdidas superiores a los 2.600 millones de dólares, debido a que un trader de la entidad negoció, en el mercado de metales de Londres, contratos de cobre que acumularon durante tres años pérdidas no registradas. Si bien en este caso la empresa no quebró, sí sufrió un impacto importante sobre su reputación.
- *Banco Daiwa* de Japón: En 1995 el vicepresidente de la sucursal de Nueva York de la empresa Daiwa confesó que había ocultado más de 1.100 millones de dólares de pérdidas derivadas de su gestión a lo largo de 11 años, valiéndose de su posición de custodio, al conseguir el acceso a los libros contables de la empresa, violando la necesaria separación entre las funciones comerciales y contables en la empresa.
- En 1994, la empresa *Kidder, Peabody & Co.* descubrió que cerca de 350 millones de dólares en beneficios atribuidos a la actividad de uno de sus gestores se

debían exclusivamente a manipulaciones en los sistemas contables de la entidad, concluyendo en la liquidación de la entidad.

- En 1994, la empresa óptica *Bausch & Lomb* se vio sometida a una investigación por parte de la Securities and Exchange Commission (SEC) de EE.UU., que descubrió irregularidades en sus prácticas contables, habiéndose registrado 42,3 millones de dólares de beneficios no realizados.
- A mediados de 1993, la empresa *Salomón Inc.* realizó una auditoría interna al objeto de fortalecer sus sistemas de control, así como debido a importantes diferencias entre la división financiera de la empresa y sus auditores independientes. Como resultado, se descubrieron desequilibrios patrimoniales que requirieron ajustes superiores a los 303 millones de dólares en 1994, si bien se reforzaron significativamente los mecanismos de gestión de riesgos.
- En 1991 se llevó a cabo la intervención, por distintos organismos supervisores de más de 70 países, del "*Bank of Credit and Commerce International*" (BCCI), acusado de prácticas como fraude contable, préstamos irregulares, adquisiciones ilegales de otras empresas o implicación en el negocio del tráfico internacional de armas. Dichas prácticas se vieron facilitadas por la ausencia de una legislación bancaria internacional y por la inadecuada comunicación entre los distintos reguladores nacionales. Las pérdidas asociadas con este escándalo se estiman entre 10.000 y 17.000 millones de dólares.

Asimismo, recientemente se han producido otros ejemplos particularmente relevantes de riesgos operacionales:

- El fallo de uno de los departamentos de inversiones del *Bank of Scotland*, que administró de forma inapropiada fondos de clientes, por lo que fue multado con 750.000 libras esterlinas por parte de la autoridad financiera competente (Financial Services Authority).
- Los ataques terroristas al *World Trade Center* de Nueva York, en septiembre de 2001, con la consiguiente pérdida de recursos humanos y físicos para las empresas allí localizadas. Asimismo, los ataques terroristas perpetrados en Madrid en marzo de 2004 pueden considerarse un ejemplo de riesgo operacional.
- La liquidación de la aseguradora australiana *HIH Insurance* en marzo de 2001, debido a la acumulación de pérdidas entre 3.600 y 5.300 millones de dólares australianos, consecuencia de sobrevaloraciones de los activos e infravaloraciones de los pasivos de la entidad. Estas prácticas eran consecuencia de problemas de gestión de la entidad, que ofrecía seguros a muy bajo precio y adquiría a otras aseguradoras con problemas para cubrir sus requerimientos mínimos de capital.
- El colapso de la empresa eléctrica *Enron* en 2001, debido a manipulaciones contables en operaciones de "partnership" (ingeniería financiera en la venta de activos de la empresa) que llevaron a la sobrevaloración de la compañía por un importe cercano a los 1,2 millones de dólares. La suspensión de pagos de la empresa en Diciembre de 2001 arrastró también a la auditora Arthur Andersen, hasta entonces una de las siete grandes firmas de auditoría globales. Por su

parte, los bancos JP Morgan Chase y Citigroup constituyeron reservas próximas a los 9.000 millones de dólares para hacer frente a costes de litigios.

- En 2002, el grupo bancario *Citigroup* experimentó pérdidas próximas a los 2.650 millones de dólares debidas al caso *WorldCom*. Bernard Ebbers, presidente de la compañía, realizó una serie de fraudes contables por importe próximo a los 9.000 millones de dólares que llevaron a su quiebra, por lo que Citigroup tuvo que llegar a un acuerdo extrajudicial con los accionistas, a los que pagó 2.650 millones de dólares a cambio de que retiraran la demanda colectiva que habían planteado. Como consecuencia del escándalo, en septiembre de 2004 Citigroup recibió la orden de las autoridades japonesas de cerrar su banca operativa privada en Japón, mientras que en octubre de 2004 Korea anunció que estaba sometiendo la operativa de Citigroup en el país a una inspección rutinaria.
- En 2005, el incendio del edificio *Windsor* en Madrid provocó la cancelación y/o reducción del negocio de distintos comercios y empresas situadas dentro del perímetro de seguridad.

Por último, puede destacarse la interacción de los distintos tipos de riesgos (crédito, mercado y operacional), por lo que es habitual que en las pérdidas por riesgos financieros intervengan varios componentes; así, por ejemplo:

- *Allied Irish Bank* (riesgo de mercado + riesgo operacional): En 2002, el Allied Irish Bank (el segundo mayor banco de Irlanda), soportó una pérdidas de 691 millones de dólares debido del fraude cometido por un empleado de la filial de Baltimore. Este trabajador había falsificado sistemáticamente documentos y registros bancarios relativos a operaciones con opciones y derivados en moneda extranjera, al objeto de esconder las pérdidas soportadas por cambios en el valor de mercado de tales activos debido a oscilaciones en el tipo de cambio yen/dólar.
- *First National Bank of Keystone* (riesgo de crédito + riesgo operacional): En 1999 el regulador de EE.UU. decidió disolver el First National Bank of Keystone, ante la acumulación de pérdidas superiores a 515 millones de dólares, no reflejadas contablemente. Dichas pérdidas eran consecuencia de la política de préstamos de la entidad, excesivamente arriesgada, que dio lugar a pérdidas significativas por impagos, ocultadas sistemáticamente por los directivos de la entidad.
- *LTCM - Long-Term Capital Management* (riesgo de mercado + riesgo operacional): En 1998 el fondo de inversiones LTCM precisó una inyección de fondos de la Reserva Federal de EE.UU. por importe de 3.500 millones de dólares, que fue utilizada para devolver a los inversores el 90% de su aportación, perdiéndose el resto. Dicho fondo había sido creado en 1994 por un gestor de la empresa Salomon Brothers, mediante la combinación de modelos cuantitativos procedentes de académicos (entre ellos, los premios Nobel Scholes y Merton) y de juicios cualitativos aportados por gestores de carteras; sin embargo, problemas en la liquidez de sus activos y en la valoración de las carteras llevaron a las dificultades del fondo, especialmente a partir de la crisis de la deuda pública de Rusia en 1998.

- *NatWest Markets* (riesgo de mercado + riesgo operacional): En 1997, la empresa NatWest Markets, filial de inversiones de uno de los principales bancos del Reino Unido (National Westminster), reveló el descubrimiento de pérdidas superiores a los 90 millones de libras esterlinas (cerca de 127 millones de dólares) en sus operaciones con opciones y swaps, que no habían sido reflejadas en los libros contables de la empresa. La causa de estas pérdidas había sido el empleo de volatilidades equivocadas en su modelo de valoración de swaps.
- *Morgan Grenfell* (riesgo de mercado + riesgo operacional): En 1996, un gestor de fondos de la entidad empleó el dinero invertido en los tres mayores fondos de pensiones europeos para adquirir valores de renta variable altamente especulativos, operación que fue ocultada a los inversores. Como consecuencia de las variaciones adversas de los precios de mercado, cerca del 30% de los inversores perdieron sus ahorros, lo que supuso un coste cercano a los 400 millones de libras esterlinas.
- *Metallgesellschaft Refining and Marketing* (riesgo de mercado + riesgo operacional): En 1993, esta empresa de productos químicos y petrolíferos tuvo que asumir pérdidas superiores a 1.300 millones de dólares debido a contratos de venta a precios fijos que fueron cubiertos con futuros a corto plazo. La caída en el precio del petróleo generó pérdidas derivadas de los futuros que llevaron a la disolución de la compañía.
- *Crédit Lyonnais* (riesgo de crédito + riesgo operacional): En 1993 el Ministerio de Finanzas francés reemplazó al CEO del mayor banco del país, el Crédit Lyonnais, acusado de mala gestión. Ésta se concentró en una política de crecimiento de la empresa basada en una cartera de préstamos de baja calidad y unas inversiones inmobiliarias inadecuadas, que desembocaron en una grave crisis de la entidad ante la recesión económica derivada de la Guerra del Golfo en 1991. Los escasos controles internos y las deficiencias en los sistemas de gestión de riesgos aceleraron la crisis, y la empresa tuvo que asumir pérdidas superiores a 17.000 millones de dólares por impagados, si bien el coste total se estima entre 20.000 y 30.000 millones de dólares.

1.2. La gestión del riesgo financiero

La preocupación por la seguridad y la protección de la empresa ante las adversidades constituye un antiguo anhelo en el ámbito de la organización industrial. En la conocida división de actividades realizada por Henry Fayol en 1916, ya se incluye de manera destacada la función de “seguridad”, entendida como protección de la propiedad y personas que forman parte de la empresa (Figura 1.9).

No obstante lo anterior, el término de “gestión de riesgos” (“*risk management*”) es de reciente aparición, estando relacionado principalmente con la gestión de riesgos puros en la empresa²⁷.

Así, el primer trabajo sistematizado no aparece hasta 1973, fecha en la que Robert Mehr y Bob Hedges publicaron la obra “*Risk Management in the Business*

²⁷ Su empleo se remonta a la década de los años 50 del siglo XX (GALLAGHER, 1956; GORDON y HOWELL, 1959; PIERSON, 1959).

Enterprise” (MEHR y HEDGES, 1973), considerado hasta la actualidad como el manual básico de referencia en este campo (FERNÁNDEZ ISLA e ITURMENDI MORALES, 2005). Posteriormente, los mismos autores publicaron la obra *“Risk Management: Concept and Applications”*, dando un soporte actualizado a la función de Gerencia de Riesgos.

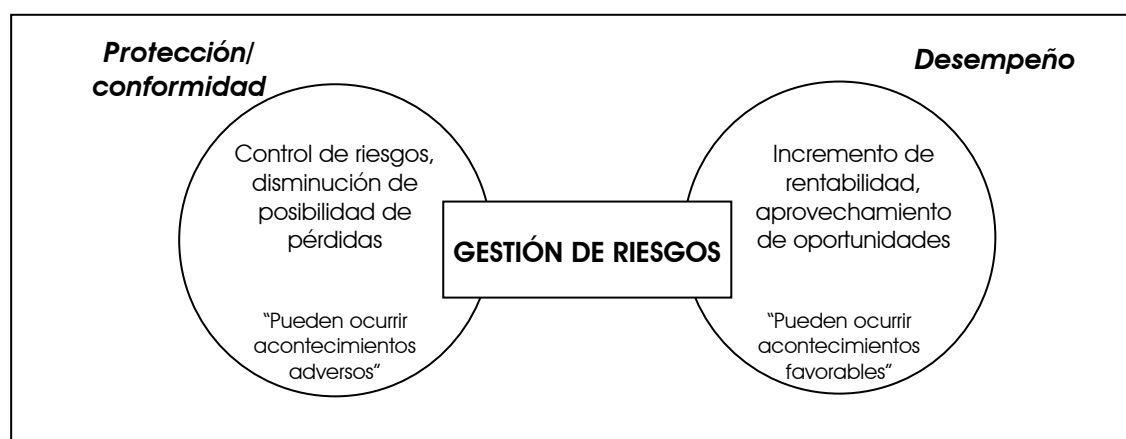
En los últimos años, las malas prácticas profesionales de algunos gestores y sociedades de auditoría (casos Enron, Worldcom, Tyco, etc.) han llevado a replantear el modelo de gerencia de riesgos y el buen gobierno de las empresas, dando lugar a numerosos informes (Cadbury Code, COSO-Tredway, Turnbull Report, Informe Olivencia, etc.) y nuevas regulaciones (Basilea II, ley Sarbanes-Oxley, Solvencia II).



Fuente: FAYOL (1916).

Funciones principales en la organización industrial de la empresa Figura 1.9

Con carácter general, la gestión de riesgos puede analizarse desde una perspectiva de *protección*, centrada en evitar los efectos negativos derivados de posibles pérdidas futuras, o desde una perspectiva de *desempeño*, que considera la posibilidad de incrementar la rentabilidad y el valor de la empresa mediante la asunción de determinados niveles de riesgo por parte de la firma (Figura 1.10).



Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 7.

Distintos enfoques en la gestión de riesgos: Protección vs. desempeño Figura 1.10

Si se considera el *desempeño* de la entidad, la relación entre la gestión de riesgos de la empresa y la valoración de la firma no debería subestimarse, si bien existen teorías contrapuestas en este ámbito.

Así, según la Teoría Financiera Neoclásica, las empresas no pueden crear valor gestionando riesgo, llegando a una extensión natural de la proposición de irrelevancia de la estructura de capital de Modigliani y Miller (SCHROECK, 2002).

Frente a esta concepción, la moderna Teoría de Carteras sí considera la posibilidad de que el nivel de riesgo afecte al valor esperado de las acciones, si bien distingue dos tipos de situaciones:

- Riesgos diversificables o específicos de la empresa: Los accionistas bien diversificados no pagarán más por las acciones de una empresa que tenga menos riesgo específico, ya que pueden compensar ese riesgo con el riesgo específicos de otras acciones.
- Riesgos sistemáticos o de mercado: Los accionistas esperan una retribución adicional por soportar este riesgo, que se debe a fluctuaciones de la economía, por lo que el riesgo sí se refleja en el valor de mercado de las acciones.

En este sentido, AIRMIC *et al.* (2002, pág. 2) definen la gestión de riesgos como el proceso por el cual las organizaciones tratan metódicamente con el riesgo asociado a sus actividades, al objeto de conseguir beneficios continuados en todas y cada una de sus actividades.

A partir de estas concepciones, SCHROECK (2002) distingue distintos escenarios respecto a la conveniencia de gestionar o no los riesgos a los que se enfrentan las empresas (Tabla 1.4)

INVERSORES	GESTIÓN DEL RIESGO	RIESGO ESPECÍFICO O DIVERSIFICABLE	RIESGO SISTEMÁTICO O DE MERCADO
Bien diversificados	<i>Medidas financieras</i>	Escenario 1 y 2	Escenarios 3 y 4
	<i>Medidas operativas</i>	Escenario 5	Escenario 6
Mal diversificados	<i>Medidas financieras</i>	Escenario 7	Escenario 8
	<i>Medidas operativas</i>	Escenario 9	Escenario 10

Fuente: Adaptado de TASCÓN FERNÁNDEZ y AMOR TAPIA (2004), pág. 3.

Escenarios en la gestión del riesgo empresarial

Tabla 1.4

A continuación se analizan brevemente las actuaciones propuestas para cada escenario:

- *Escenario 1* (neutral): En mercados perfectos y sin costes de transacción, la gestión de riesgos específicos no afecta a los flujos de caja ni al coste de capital, por lo que no influye en el valor de la empresa.

- *Escenario 2* (destrucción de valor): La empresa emplea dinero y tiempo para eliminar riesgos específicos, reduciendo sus flujos de caja pero sin modificar los costes de capital, esto es, se produce una reducción del valor de la empresa.

- *Escenario 3* (creación de valor): Si la empresa reduce el riesgo sistemático sin reducir sus flujos de caja, el valor de la entidad se incrementa. Sin embargo, en las condiciones del mercado neoclásico una reducción del riesgo sistemático siempre tiene un impacto negativo sobre los flujos de caja esperados, por lo que este escenario no suele ser real.

- *Escenario 4* (incierto): Si, de acuerdo con las condiciones neoclásicas de mercado, el riesgo sistemático varía junto con los flujos de caja, el efecto neto dependerá de la proporción del cambio de cada uno de ellos, siendo: (1) positivo, si la reducción de los flujos de caja presenta un coste inferior al precio obtenido a cambio en el mercado (hipótesis no válida para mercados perfectos); (2) negativo, si la reducción del riesgo sistemático tiene un coste mayor que el incremento de precio conseguido a cambio en el mercado (hipótesis no válida para mercados perfectos); (3) neutral, si el coste o beneficio derivado de los cambios en el riesgo sistemático es igual al cambio que la gestión del riesgo genera sobre los flujos de caja esperados.

- *Escenario 5* (neutral o de destrucción de valor): Al igual que en los escenarios 1 y 2, los cambios operativos para eliminar riesgo específico no reducen las tasas de descuento de las empresas cuyos propietarios tienen carteras bien diversificadas, por lo que el efecto sobre el valor de la empresa es nulo (sin costes) o negativo (en presencia de costes).

- *Escenario 6* (creación de valor): Si se reduce el riesgo sistemático a través de medidas operativas de nulo o bajo coste, se reduce la tasa de descuento a aplicar a los flujos de caja de la empresa, aumentando así su valor.

- *Escenario 7* (creación de valor): La gestión del riesgo específico de la empresa es apreciada por los inversores individuales, que no diversifican sus carteras,

aumentando el valor de la empresa para los accionistas aunque no el valor global de la entidad.

- *Escenario 8* (incierto): Si el riesgo sistemático puede comprarse o venderse en el mercado a su valor razonable, no se producirán beneficios para los inversores individuales, que pueden replicar estas transacciones sin cargo. No obstante, deben considerarse los escenarios 3 y 4 para decidir si el efecto neto sobre la creación de valor es positivo, negativo o neutral.

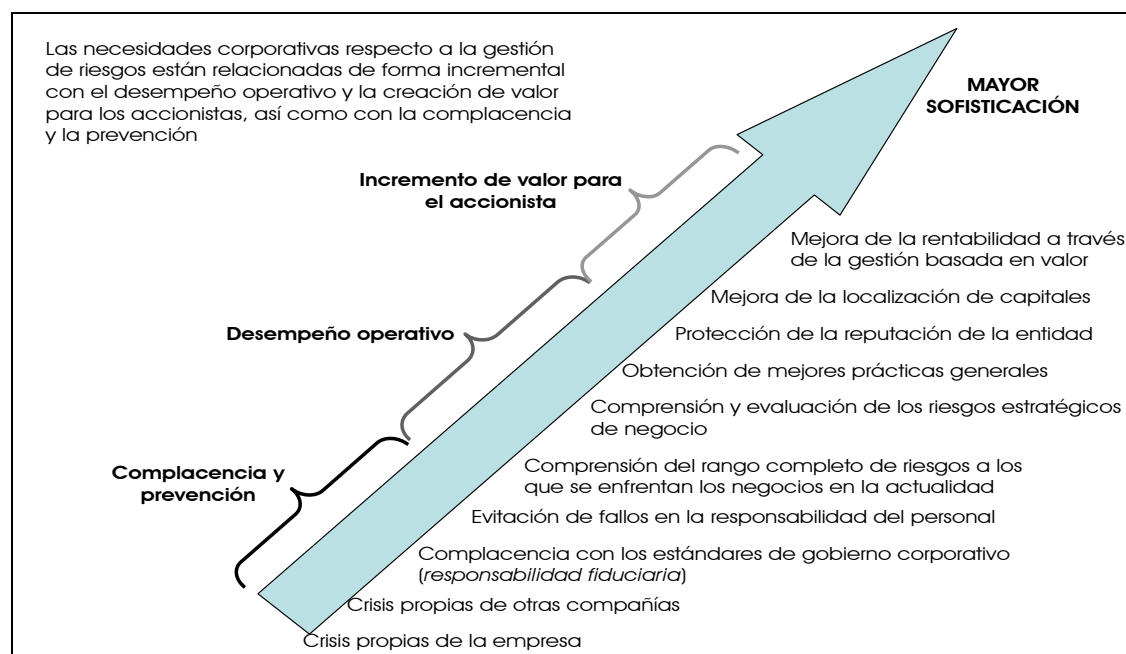
- *Escenario 9* (creación de valor): Análogo al escenario 7 para riesgo específico.

- *Escenario 10* (creación de valor): Análogo al escenario 6 para riesgo sistemático.

Dado que los distintos escenarios pueden darse simultáneamente en apartados diferentes de la gestión de riesgos de la entidad, la realidad de cada entidad se sitúa en una posición intermedia entre la irrelevancia y la relevancia total en la gestión de riesgos empresariales.

Analizando la *industria financiera en particular*, el riesgo es fundamental en el negocio bancario, dado que la aceptación de riesgos razonables es una actividad propia del mercado de capitales, por lo que una reducción excesiva del riesgo puede reducir el valor de la franquicia de una institución financiera o de una empresa industrial (MYERS, 1998, pág. 41).

Así, se observa una progresión natural desde la gestión de riesgos centrada en la prevención, hacia la gestión de riesgos relacionada con incertidumbres en el resultado operativo de la firma, avanzando posteriormente hacia la gestión de oportunidades de riesgos (Figura 1.11).



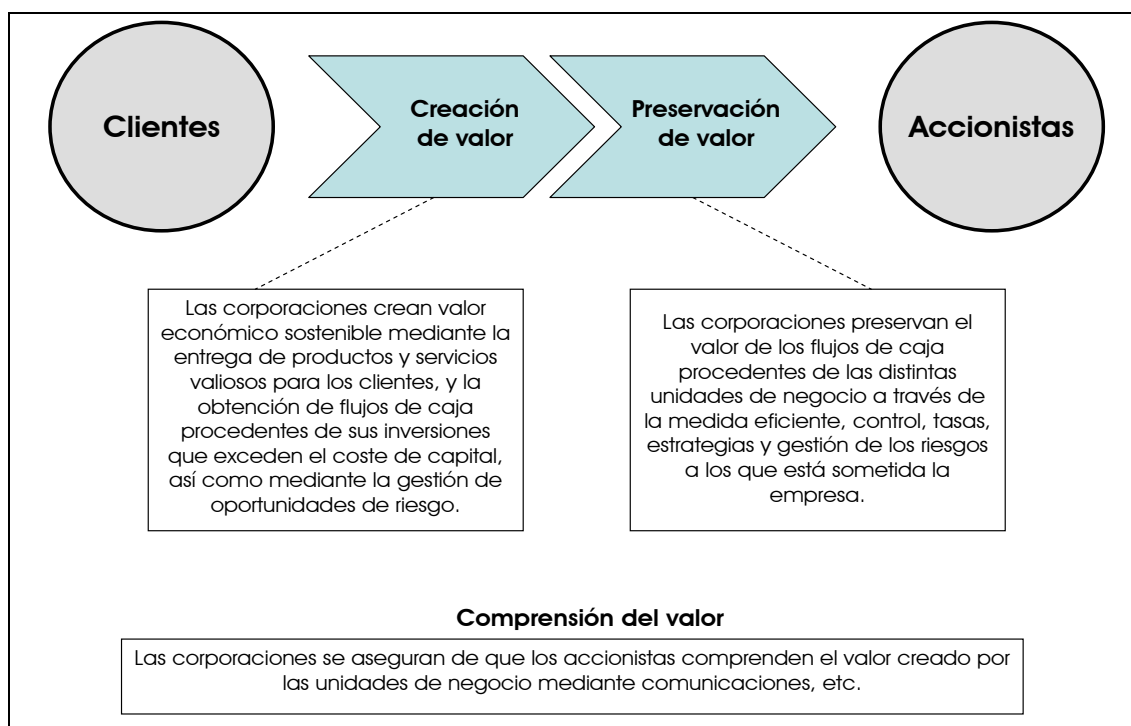
Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 7. Traducción libre.

Evolución del proceso de gestión de riesgos
Figura 1.11

Entre los principales efectos derivados del empleo de métodos sofisticados de gestión de riesgos cabe destacar los siguientes (IFAC, 1999, pág. 10):

- Permite una mejor localización de los capitales a partir del nivel de riesgo de la entidad y de las iniciativas de gestión de riesgos.
- Soporta una mejor localización de los recursos de gestión de riesgos.
- Proporciona mejores indicadores de desempeño y oportunidades de análisis (generalmente, las medidas anuales resultan inadecuadas y estáticas).
- Proporciona cierta protección contra los riesgos de personal y de publicidad adversa relacionada con inversores y otros agentes económicos.
- Facilita la elaboración de mejores informes sobre riesgos en la empresa.

Para poder alcanzar una gestión completa de riesgos al nivel más alto de sofisticación resulta necesario analizar el proceso de creación de valor en la entidad, así como los riesgos de negocio a los que ésta se enfrenta y el impacto de las distintas políticas sobre los inductores de valor de la empresa (Figura 1.12).



Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 10. Traducción libre.

Creación de valor sostenible mediante la gestión de riesgos

Figura 1.12

Ahora bien, aunque cada vez más se concibe el término de forma integral, mediante la inclusión de los efectivos positivos y negativos del riesgo, en la práctica se sigue primando la *protección* de la entidad frente a pérdidas potenciales.

Esta concepción se deriva de la conclusión clásica de que el riesgo reduce el valor de la empresa, dado que para asumir riesgos se requiere un mayor rendimiento;

puesto que los inversores son adversos al riesgo, la reducción del riesgo contribuirá a su bienestar.

De esta forma, la eliminación de riesgos reduciría la prima de riesgo, disminuiría la volatilidad de los rendimientos e incrementaría el valor de los flujos de caja de la empresa, rebajándose finalmente el tipo de descuento y mejorando la situación de los inversores (MYERS, 1998, pág. 40).

En particular, pueden distinguirse cinco situaciones básicas en las que la cobertura frente a riesgos se considera especialmente significativa para la empresa (MYERS, 1998, págs. 42-46):

1. *Empresas sometidas a impuestos asimétricos respecto a los gravámenes de resultados positivos y negativos*: si una empresa se encuentra ante resultados inciertos, el efecto impositivo derivado de la tributación progresiva del beneficio no es igual al efecto impositivo en caso de pérdida. De esta forma, el alineamiento de beneficios derivado de una reducción del riesgo genera un mejor resultado tributario para la empresa, incrementando su valor esperado. No obstante, esta situación no es habitual en las entidades mercantiles (por ejemplo, en el caso de España el tipo de gravamen general del impuesto sobre beneficios es del 35%, tipo fijo con independencia de la base imponible).
2. *Reducción de los efectos de los riesgos de quiebra o dificultades financieras*: si se considera el capital de la empresa como una opción, de forma que el riesgo de quiebra tiene por efecto acortar el plazo de tal opción, las transferencias de riesgos permitirán disminuir los costes de dificultades financieras en el contexto de opciones, creando valor para la entidad.
3. *Posibilidad de acometer inversiones en períodos de turbulencias financieras*: en épocas de incertidumbre económica, la obtención de fondos en los mercados de capitales externos se encarece, debido a la volatilidad extrema de los flujos de caja de las entidades. La reducción del riesgo disminuye la volatilidad de los rendimientos, facilitando el acceso a las fuentes de financiación.
4. *Problemas de agencia o conflictos entre propietario y acreedores*: la cobertura del riesgo derivado de proyectos de inversión facilita la coincidencia de objetivos entre propietario (rentabilidad) y acreedor (seguridad).
5. *Motivación de empleados y directivos*: Si los empleados y directivos de una empresa son adversos al riesgo, debido a que, por ejemplo, su retribución no considera este parámetro, la transferencia de riesgos mejorará su motivación y les otorgará seguridad en el desarrollo de sus funciones.

Considerando la idea de protección y cobertura, una propuesta muy interesante del término “*gestión de riesgos*” es la siguiente:

“Disciplina científica para el tratamiento de riesgos puros a través de la anticipación de posibles pérdidas accidentales y el diseño y la implementación de procedimientos que minimicen la ocurrencia de pérdidas o el impacto financiero de las pérdidas que realmente tengan lugar” (traducción libre). (VAUGHAN, 1997, pág. 30).

De esta forma, las principales características de la gestión de riesgos en la empresa serían las siguientes:

- ✓ Se trata de una disciplina científica, basada en la aplicación de reglas generales obtenidas de la experiencia, a través de un procedimiento de carácter deductivo.
- ✓ Emplea procedimientos específicos, conocidos como “herramientas de gestión de riesgos” (“*risk management tools*”), que pueden clasificarse en dos grupos principales: (1) herramientas para el control de riesgos, destinadas a minimizar los riesgos a los que está expuesta la entidad; y (2) herramientas para la financiación de riesgos, destinadas a asegurar la disponibilidad de fondos suficientes para hacer frente a las pérdidas potenciales, en el caso de que acontezcan.

Consecuentemente, entre los objetivos principales de la administración de riesgos cabe citar los siguientes:

- ✓ Evitar que una institución o inversionista sufra pérdidas económicas inaceptables (no tolerables).
- ✓ Mejorar el desempeño financiero de dicho agente económico, a partir del cálculo del rendimiento ajustado por el riesgo.

VAUGHAN (1997, pág. 39), define al gestor de riesgos (“*risk manager*”) como aquel individuo que lleva a cabo a cabo tareas de gestión de riesgo, con independencia de que se trate de un empleado de la organización, un consultor externo, un agente o un “broker”.

Ahora bien, no todas las organizaciones disponen de un gestor de riesgos específicamente destinado a este fin sino que, por el contrario, es habitual que los responsables de cada sección o departamento gestionen los riesgos asociados a su área de actuación.

De esta forma, si bien es habitual que las empresas dispongan de un gestor encargado de la toma de decisiones relacionadas con los riesgos “puros” de la empresa (catástrofes, etc.), sólo las organizaciones más importantes disponen de un gestor global de riesgos²⁸, cuyas funciones se resumen en la Tabla 1.5.

²⁸ No obstante, aún en empresas grandes el gestor de riesgos suele asignarse a los departamentos financiero, laboral o productivo de la entidad, según la función principal a desarrollar en la entidad.

TAREA	DESCRIPCIÓN
Asistencia en el desarrollo de la política de gestión de riesgos	El gestor de riesgos debe identificar los objetivos básicos y diseñar la política a implementar para la gestión de pérdidas potenciales, que deberá ser aprobada por el consejo directivo de la entidad.
Compromiso en la identificación y medición de riesgos	La tarea de identificación de riesgos resulta particularmente crítica, por lo que el gestor debe diseñar un sistema de alerta ante la aparición de nuevas pérdidas potenciales.
Selección de alternativas para la financiación de riesgos	Las políticas de retención y transferencia de riesgos requieren la selección de alternativas de actuación por parte del gestor.
Negociación de coberturas de seguros	El gestor de riesgos debe determinar qué tipo de seguros deben emplearse y, en su caso, seleccionar en el mercado las alternativas de aseguramiento con mayor cobertura y menor riesgo.
Gestión de reclamaciones	La gestión de reclamaciones hace referencia tanto a las relaciones con los aseguradores como con los prestatarios y trabajadores.
Supervisión de la administración interna	El gestor debe asegurarse del adecuado almacenamiento de información relevante para la administración de riesgos, tales como estadísticas de pérdidas y manuales de procedimiento.
Comunicación con otros gestores	La comunicación con otros gestores dentro de la empresa, así como con contrapartes fuera de la entidad, suele realizarse a través de documentos formales, comunicaciones escritas y contactos personales. Esta comunicación permite dar a conocer los objetivos de la gestión de riesgos, así como recabar información para su identificación.
Tratamiento contable	El gestor de riesgos es el encargado de la localización de los costes de cobertura entre los distintos centros de costes de la empresa.
Administración de las funciones de riesgo	Entre las funciones a administrar cabe destacar la supervisión de los contratos de seguro, la gestión de su renovación, la asistencia al departamento legal de la entidad, etc.
Supervisión de la prevención de riesgos	El gestor de empresa debe determinar las carencias existentes en la prevención de riesgos, y proponer medidas correctoras.
Gestión de los beneficios laborales	La gestión de los beneficios laborales constituye una tarea habitual de los gestores de riesgos, si bien deberían considerarse como funciones separadas dentro de la entidad.

Fuente: Elaboración propia.

Funciones a desarrollar por el gestor de riesgos
Tabla 1.5

Por lo que respecta a las entidades más pequeñas, el gestor de riesgos suele ser a la vez un gestor financiero o productivo, por lo que presenta una menor profesionalización y, de esta forma, una menor competencia para la administración de riesgos.

Como consecuencia, es habitual recurrir a fuentes de asistencia externa, entre las que destacan los consultores de riesgos, los agentes de seguros y los “brokers”:

- *Consultores de riesgos*: Proporcionan todo un catálogo de servicios de gestión, que incluyen desde el diseño de programas de aseguramiento, el análisis de la gestión de riesgos por departamentos, el diseño e implementación de procesos de control de pérdidas, etc. *Ejemplos*: Tillinghast, Ebasco Risk Management Consultants Inc., Risk Planning Group, RIMCO, etc.
- *Agentes de seguros y “brokers”*: Desarrollan servicios profesionales de gestión para sus clientes, si bien deben evitar problemas de conflictos de intereses entre

la empresa a la que asesoran y la aseguradora en la que trabajan, en su caso. Ejemplos: Alexander and Alexander, Frank B. Hall, Fred S. James, etc.

Con independencia del modelo utilizado para la gestión de riesgos, pueden definirse tres reglas básicas que resultan determinantes para su éxito:

- *No arriesgar más de la pérdida que se pueda afrontar.* Esta es la regla fundamental de la gestión de riesgos, que permite determinar qué riesgos deben ser retenidos y cuáles no. Para ello, debe analizarse la pérdida máxima potencial para una determinada exposición, rechazando aquellos riesgos cuyas pérdidas asociadas puedan generar graves problemas financieros en la entidad.
- *Considerar las oportunidades.* La probabilidad o posibilidad de pérdida resulta un factor esencial para determinar qué técnica de gestión utilizar para un determinado riesgo, así como para decidir si debe recurrirse o no al aseguramiento de los mismos.
- *No arriesgar mucho por poco.* Esta regla afecta a aquellos riesgos que, si bien no generan la quiebra de la empresa y, por tanto, se retienen de acuerdo con la primera ley, sin embargo presentan una prima reducida en relación con la pérdida potencial que tienen asociada. Esto lleva al establecimiento de un “nivel de retención máximo” por parte de la entidad, por encima del cual no debe retenerse ningún riesgo. No obstante, la fijación de este límite resulta bastante compleja, dado que depende del *cash-flow* y reservas líquidas actuales, así como de la capacidad de la organización para conseguir financiación externa en caso de necesidad.

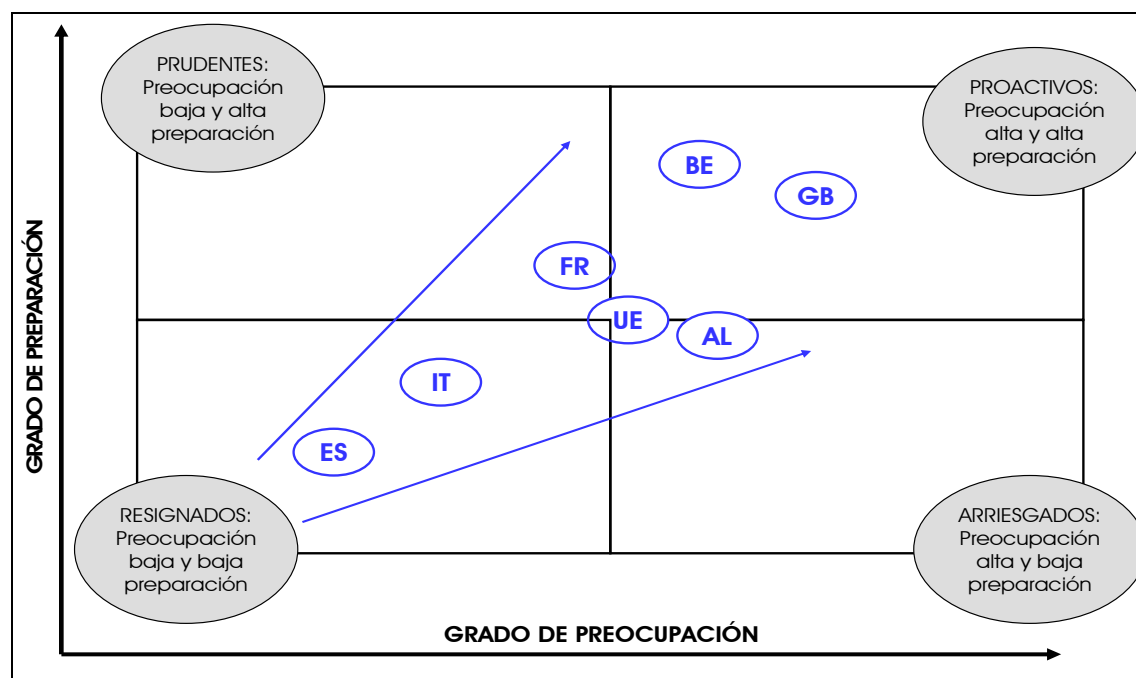
La cultura del riesgo en la empresa y su consiguiente gestión eficiente depende de varios factores relacionados entre sí (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 16):

- *El marco regulatorio y su aplicación por parte de la empresa.* La entidad puede internalizar con mayor o menor celo el marco regulatorio que le afecte, que puede incidir sobre su organización, composición del neto patrimonial, etc.
- *La flexibilidad de la empresa.* La entidad puede disponer de una mayor o menor flexibilidad para obtener coberturas ante la aparición de nuevos riesgos.
- *La política de retribución de los directivos.* La empresa debe retribuir a sus directivos teniendo en cuenta los resultados ajustados al riesgo, o bien el rendimiento generado sobre el capital consumido, al objeto de evitar un efecto perverso de riesgo moral.
- *La trayectoria de subsidiación en la empresa entre líneas de producto.* La entidad debe fijar el precio de cada uno de sus productos según su valor en riesgo, para lo que precisa disponer de información acerca de la rentabilidad relativa según los riesgos por transacción, producto, centro, zona geográfica y/o unidad de negocio.
- *La tecnología y la obtención de información.* La medición y valoración del riesgo precisa de un sistema adecuado de información que facilite la adopción de medidas adecuadas de gestión.

- *Las metodologías aplicadas por empresas e industrias.* Determinadas metodologías y técnicas de gestión resultan más adecuadas para la gestión y medición de riesgos que otras.
- *La complejidad de las operaciones.* Cuanto más complejas son las operaciones de la entidad, mayor es el número de interrelaciones y variables de supervisión, resultando más compleja la gestión de riesgos.

Asimismo, la visión global de la misión de la empresa afecta directamente a su posicionamiento estratégico frente a la espera de riesgos (ROUSSEAU, 2005).

El entorno de operaciones y la cultura y valores generales de la sociedad también parecen afectar a la posición adoptada por la empresa frente a la gestión de riesgos, observándose en el caso español una posición de resignación que contrasta con las posturas prudentes, proactivas y arriesgadas de otros socios comunitarios, como Francia, Gran Bretaña y Alemania (Figura 1.13).



Fuente: Elaboración propia a partir de ROUSSEAU (2005), pág. 36.

Nota: AL=Alemania; BE=Bélgica; ES=España; FR=Francia; GB=Gran Bretaña; IT=Italia; UE= Media de la Unión Europea.

Sistematización de la gestión de riesgos. Diferencias en la Unión Europea Figura 1.13

Centrando el análisis en la concepción de riesgos puros, esto es, aquellos acontecimientos que pueden generar exclusivamente una pérdida de valor en la entidad, la empresa puede implementar cinco políticas básicas para su gestión:

1. *Evitación de riesgos.* La evitación de riesgos tiene lugar cuando el individuo o la organización rechazan el evento que genera el riesgo. Esta técnica presenta más connotaciones negativas que positivas, dado que supone rechazar oportunidades que pueden devengar posibles beneficios futuros a la entidad.

2. *Reducción de riesgos.* La reducción de riesgos constituye una técnica habitual de gestión, pudiendo llevarse a cabo de dos modos diferenciados: mediante el control y prevención de pérdidas y mediante el empleo de la ley de los grandes números.
 - a) *Control y prevención de pérdidas.* Estas técnicas pueden hacer referencia tanto a la prevención de la ocurrencia de la pérdida como a la reducción de su severidad. Debe tenerse en cuenta que estas medidas de control suponen un coste para la entidad, por lo que debe aplicarse siempre el principio de economicidad en su gestión. A su vez, los sistemas de control interno pueden clasificarse en cuatro grandes grupos (HM TRESAURY, 2001, págs. 10-11):
 - Controles detectivos: Identifican riesgos ya realizados, por lo que sólo son apropiados cuando resulta posible aceptar la pérdida o daño acontecido (ejemplo: análisis de los movimientos realizados en las inversiones de la empresa al objeto de detectar transacciones no autorizadas).
 - Controles directivos: Su objetivo es asegurar la consecución de los resultados deseados. Resultan importantes cuando es necesario evitar eventos adversos (ejemplo: requerimientos para que los empleados utilicen ropas seguras con el objetivo de evitar accidentes de trabajo).
 - Controles preventivos: Se diseñan para limitar la posibilidad de ocurrencia de acontecimientos adversos (ejemplo: separación de las funciones de caja y contabilidad en una empresa).
 - Controles correctivos: Se diseñan para corregir resultados no deseados que ya han tenido lugar, con el fin de recuperar parte de los recursos perdidos como consecuencia del daño o pérdida (ej: seguros de protección frente a riesgos).
 - b) *Empleo de la ley de los grandes números.* La combinación de un número elevado de exposiciones al riesgo permite realizar estimaciones razonables de las futuras pérdidas que deberán soportarse, facilitando su gestión.
3. *Retención de riesgos.* La retención de riesgos es probablemente la forma más común de gestionar el riesgo, y hace referencia a la asunción del riesgo por parte de la entidad sin llevar a cabo ninguna acción para evitarlo. La retención puede ser consciente (se detecta el riesgo y se decide mantenerlo) o inconsciente (no se reconoce la exposición al riesgo). Asimismo, puede calificarse de voluntaria (acuerdo tácito de mantenimiento del riesgo ante la ausencia de alternativas más atractivas) o involuntaria (retención inconsciente o imposibilidad de ejercitar otras opciones). De esta forma, las organizaciones deben llevar a cabo retenciones conscientes y voluntarias, reteniendo aquellos riesgos que puedan traducirse en pérdidas relativamente reducidas.

4. *Transferencia de riesgos*. La transferencia de riesgo de una entidad a otra puede utilizarse como técnica de gestión tanto de riesgos puros como especulativos (contratos de futuros, seguros, etc)²⁹.
5. *Compartir riesgos*. El compartir riesgos constituye un caso especial de transferencia de riesgos, que podría considerarse asimismo una forma de retención. Cuando el riesgo se comparte, la probabilidad de pérdida se transmite del individuo al grupo, que retiene la totalidad de los riesgos de los individuos que lo componen.

Asimismo, en el caso de riesgos puros cabe distinguir una forma adicional de gestión de riesgos, a través de la *diversificación* de la cartera analizada. De acuerdo con el modelo CAPM, los inversores más arriesgados requieren una tasa de retorno más elevada, si bien los riesgos diversificados no afectan al cálculo del rendimiento esperado (prima de riesgo). De acuerdo con la teoría, no se precisaría la reducción de riesgos, sino que la diversificación generaría los mismos resultados, por lo que no se precisaría de la contratación de seguros, que tienen un coste innecesario; no obstante, para que esta premisa sea cierta, deben cumplirse una serie de restrictivas hipótesis de partida, como que la diversificación sea posible (depende de la naturaleza del negocio), o que no afecte a los flujos de caja futuros de la entidad³⁰.

Por lo que respecta específicamente al *ámbito financiero*, la gestión de riesgos se refiere al conjunto de procesos y modelos de gestión que permiten a las entidades financieras implementar las políticas y prácticas basadas en riesgos (BESSIS, 2002).

En el ámbito bancario, el análisis, medición y gestión de riesgos constituye un actividad crítica debido al gran volumen de recursos movilizado por esta industria, que afecta transversalmente al resto de sectores productivos; asimismo, la propia estructura del Balance bancario, caracterizado por un elevado volumen de pasivos a muy corto plazo (depósitos de clientes), que pueden ser reclamados por los acreedores de forma inmediata, precisa la necesidad de desarrollar mecanismos avanzados de gestión de riesgos.

No obstante, lo anterior, debe tenerse en cuenta que el sistema ideal de gestión de riesgos no existe. Como señala Stephen F. Myers, directivo del Banck Gesellschaft:

“El Sistema de Gestión de Riesgos Perfecto no existe, ni existirá probablemente nunca. Si existiera, tendríamos un sistema que, por definición, debería ser totalmente profético. Nos diría exactamente qué provecho podríamos sacar de una determinada situación lo que, a su vez, implicaría que podríamos invertir el proceso completo y pedir al sistema la medida a adoptar en primer lugar para conseguir el beneficio deseado. Ello significaría que los operadores resultarían superfluos y que podríamos dejar simplemente que las máquinas llevaran el negocio. Al final, todas las operaciones se realizarían a través de tales sistemas, pero ello constituiría su propia perdición. Pues los sistemas están diseñados para reaccionar ante ciertas circunstancias. Por lo tanto, acabaríamos con todos los sistemas

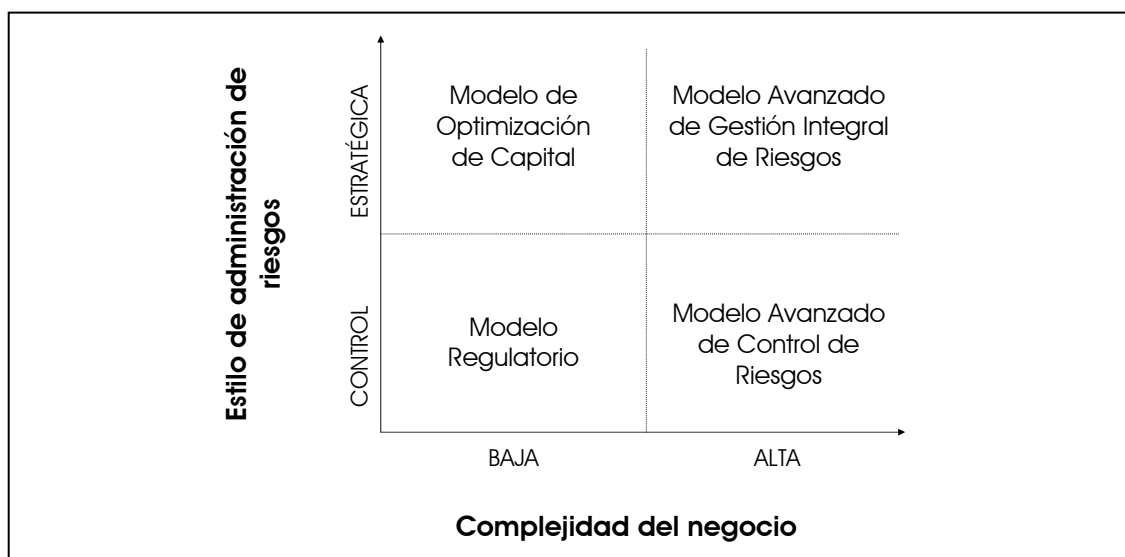
²⁹ Un estudio muy interesante para determinar el punto óptimo de transferencia de riesgos, mediante la aplicación de la Teoría de las Cópulas, pueden consultarse en RIVAS LÓPEZ y CUESTA INFANTE (2005).

³⁰ Diversas teorías financieras argumentan que la inadecuada gestión de riesgos diversificados reducen el cash-flow futuro de la organización. Véase, por ejemplo, MAYERS y SMITH (1982).

parados a la espera de que ocurriera algo, pero ninguno estaría preparado para dar el primer paso. ¡Jaque mate!” (MYERS, 1998, págs. 173-174).

Ahora bien, asumir la imposibilidad de una gestión perfecta de riesgos no debe impedir trabajar en la mejora de los distintos controles, técnicas y sistemas implementados para tal fin. En este sentido, el diseño del sistema final de administración de riesgos en la industria financiera debe considerar dos variables fundamentales (Figura 1.14):

- *La complejidad del negocio*; cuanto más complejo es éste, más avanzado debe ser el sistema de gestión de riesgos.
- *El estilo de administración de riesgos*; si la empresa pretende cumplir las normas previstas en la regulación al efecto, el sistema de gestión se centrará en el control de riesgos; si la entidad pretende maximizar sus rendimientos esperados mediante la gestión de riesgos, el sistema incorporará herramientas estratégicas.



Fuente: Adaptado de PRICEWATERHOUSECOOPERS (2002).

Diseño del sistema de gestión de riesgos en la industria financiera
Figura 1.14

Las distintas unidades de la empresa asumirán diferentes roles y responsabilidades en el proceso de administración de riesgos (AIRMIC *et al.*, 2002, pág. 12):

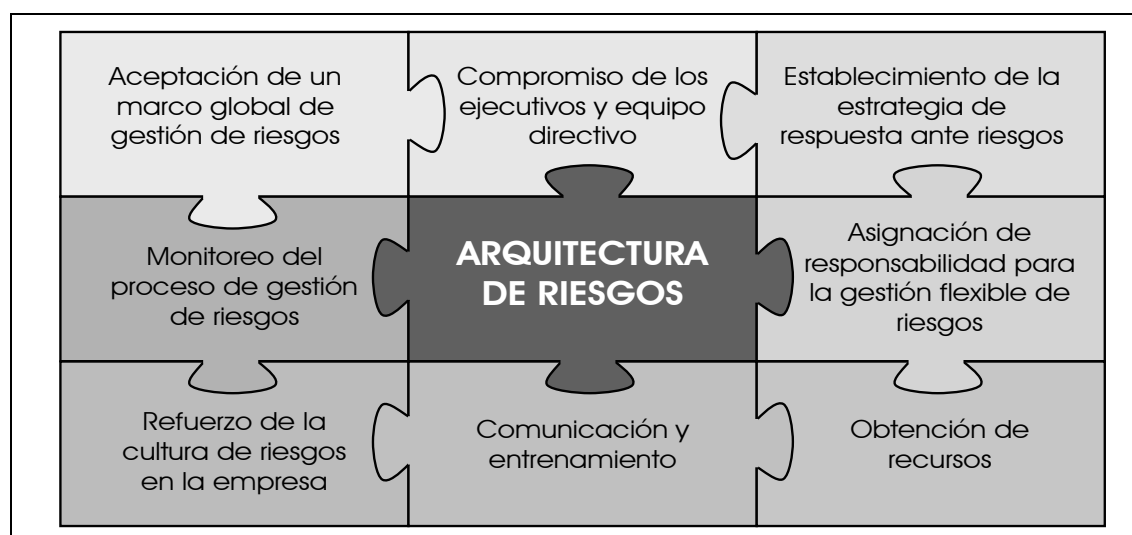
1. *Equipo Directivo*: El equipo directivo es el responsable de determinar la estrategia de la organización y de crear el entorno y las estructuras necesarias para la gestión eficiente de riesgos, bien a través de un grupo ejecutivo, un comité no ejecutivo, un comité de auditoría, etc.

Entre otras cosas, el equipo directivo debe evaluar la naturaleza y extensión de los riesgos a los que se enfrenta la empresa, estableciendo los niveles que se consideran admisibles; la probabilidad de que tales riesgos tengan lugar; la forma de gestionar los riesgos que se consideran inaceptables; la

capacidad de la entidad para minimizar la probabilidad e impacto de los riesgos; la eficacia del proceso de gestión de riesgos; y las implicaciones de las decisiones tomadas por el equipo directivo sobre los riesgos de la entidad.

2. *Unidades de Negocio:* Las unidades de negocio son las responsables directas de la gestión diaria de riesgos, así como del empleo de medidas de prevención de riesgo en sus operaciones ordinarias. Estas unidades deben asegurar que las políticas de gestión de riesgos son incorporadas en todos los proyectos de la entidad.

De esta forma, la correcta gestión de riesgos financieros exige el diseño de una “*arquitectura de riesgos*” (“*risk architecture*”) que, de forma flexible, involucre a toda la organización y constituya un nuevo paradigma integral de gestión. Así, IFAC (1999, pág. 26) establece un plan en ocho puntos, resumido en la Figura 1.15, destinado a involucrar a toda la organización en la gestión efectiva de riesgos.



Fuente: Elaboración propia a partir de IFAC (1999), pág. 26.

Arquitectura de riesgos: El plan de 8 puntos (“8 points plan”) Figura 1.15

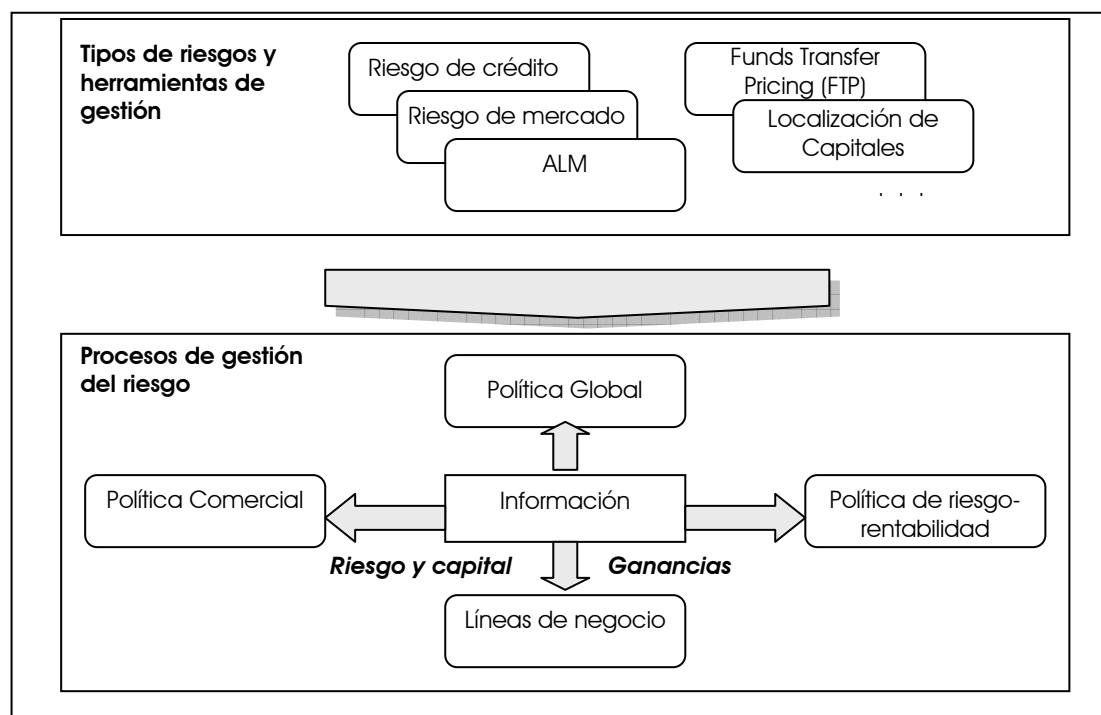
Los ocho puntos fundamentales que integran el plan pueden resumirse como sigue:

- I. *Aceptación de un marco global de gestión de riesgos.* Para conseguir resultados óptimos, la empresa debe diseñar un marco general que permita integrar la gestión de riesgos dentro de las operaciones habituales de la entidad. En ese marco deberían incluirse, entre otros elementos, la definición de la política de gestión de riesgos, la identificación de los recursos requeridos, la formalización de los procesos de gestión a implementar y la definición de los informes finales a obtener.
- II. *Compromiso de los ejecutivos y equipo directivo.* El gobierno corporativo es responsabilidad directa del equipo directivo de la entidad, que debe de

integrar la gestión de riesgos dentro del objetivo general de protección y defensa de los accionistas. Asimismo, la Alta Dirección debe establecer las funciones y responsabilidades asociadas por cada departamento o área de la empresa en el ámbito de la gestión de riesgos.

- III. *Establecimiento de la estrategia de respuesta ante riesgos.* Ante la presencia de niveles inaceptables de riesgo, deben establecerse claramente las acciones a adoptar por los distintos departamentos de la entidad; así se deben establecer desde las medidas de vigilancia a mantener de forma continua hasta los planes de contingencia a adoptar ante situaciones particularmente críticas.
- IV. *Asignación de la responsabilidad para la gestión flexible de riesgos.* La presencia de entornos cambiantes requiere la realización de ajustes continuos en la política de riesgos de la entidad, por lo que el sistema de gestión de riesgos debe estar dotado de un alto grado de flexibilidad.
- V. *Obtención de recursos.* En este punto deben definirse claramente los recursos de que dispone la empresa para la gestión de riesgos, particularmente por lo que respecta a los recursos humanos y su formación (grupo de gestión de riesgos, supervisores, etc.)
- VI. *Comunicación y entrenamiento.* Se necesita disponer de canales efectivos de comunicación y formación para conseguir introducir la cultura de gestión de riesgos a todos los niveles organizativos.
- VII. *Refuerzo de la cultura de riesgos en la empresa.* La aceptación de la cultura de riesgos puede facilitarse mediante la introducción de modificaciones en el diseño de los puestos de trabajo, sistemas de incentivos, medidas de desempeño, programas de formación, etc.
- VIII. *Monitoreo del proceso de gestión de riesgos.* Por último, deben establecerse informes que permitan evaluar la eficacia del sistema de gestión de riesgos, bien de tipo interno (a nivel de grupo, unidad de negocio o individuo) o bien de tipo externo (a través de auditorías).

En la actualidad, la gestión de riesgos financieros incluye todas las técnicas y herramientas de gestión necesarias para medir, monitorizar y controlar los distintos *tipos de riesgos* a los que se enfrentan las entidades financieras, incluyendo el riesgo de crédito, riesgo de mercado y riesgo operacional, principalmente (Figura 1.16).



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. xvii.

La gestión de riesgos en entidades financieras
Figura 1.16

En el establecimiento de un sistema de gestión de riesgos en entidades financieras deben incluirse dos componentes básicos:

- ✓ Identificación y medición de riesgos.
- ✓ Establecimiento de indicadores y controles de los riesgos asumidos por parte de las entidades.

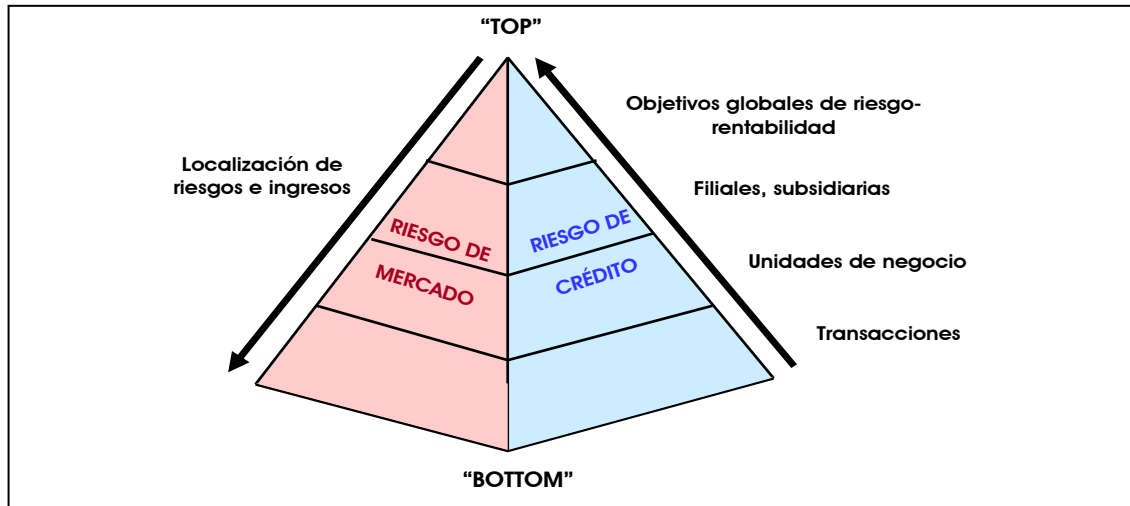
De esta forma, los modelos de gestión de riesgos son aquéllos que permiten medir los riesgos subyacentes en la entidad, y relacionar dichas medidas con los sistemas de control establecidos, generando alertas tempranas y maximizando el rendimiento de la entidad (relación *riesgo-rentabilidad*).

Con carácter general, el conjunto de modelos, herramientas y técnicas de gestión de riesgos implementadas por la entidad recibe el nombre de “*risk management toolbox*” (RMT)³¹, que permite no sólo maximizar la relación previa sino también establecer la diversificación correcta de riesgos, esto es, la distribución del riesgo total que puede asumir la entidad entre las distintas transacciones individuales.

Para ello, se utiliza el modelo conocido como “*Funds Transfer Pricing*” (FTP), que permite asignar los ingresos de la empresa, y el modelo de Localización de Capitales (“*Capital Allocation System*”) que decide dónde localizar los riesgos. La combinación de ambos modelos proporciona una doble relación de gran importancia a nivel gerencial:

³¹ Una posible traducción al castellano sería la de “caja de herramientas para la gestión de riesgos”.

❶ La relación vertical “*top-down*” (“arriba-abajo”) y “*bottom-up*” (“abajo-arriba”) para riesgo y rentabilidad (Figura 1.17). El primer modelo parte del riesgo global de la entidad y lo diversifica entre las distintas transacciones al objeto de conseguir una determinada rentabilidad. El segundo modelo parte de cada operación individual y lleva a cabo su agregación para alcanzar un nivel deseado de riesgo, si bien debe considerarse que el nivel de riesgo global resulta siempre inferior a la suma de riesgos individuales, debido a la presencia de diversificación.

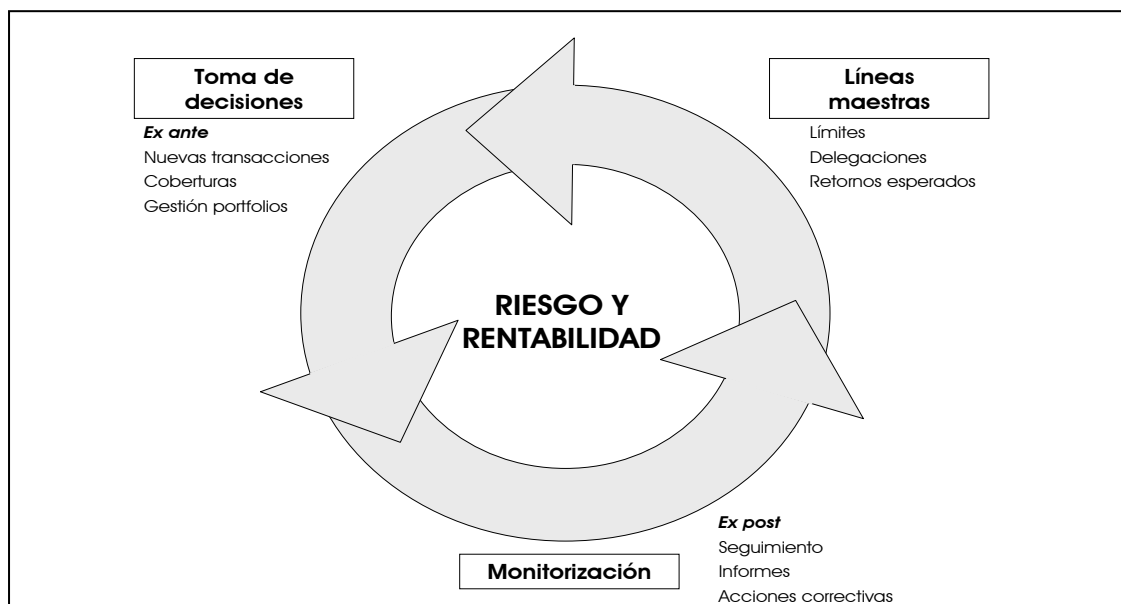


Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 55

Relación vertical: Pirámide de riesgos
Figura 1.17

❷ La relación transversal que existe entre las distintas líneas de negocio o segmentos de mercado y la situación financiera de la empresa (“*business-to-financial*”). Los procesos transversales se estructuran en torno a tres bloques principales (Figura 1.18):

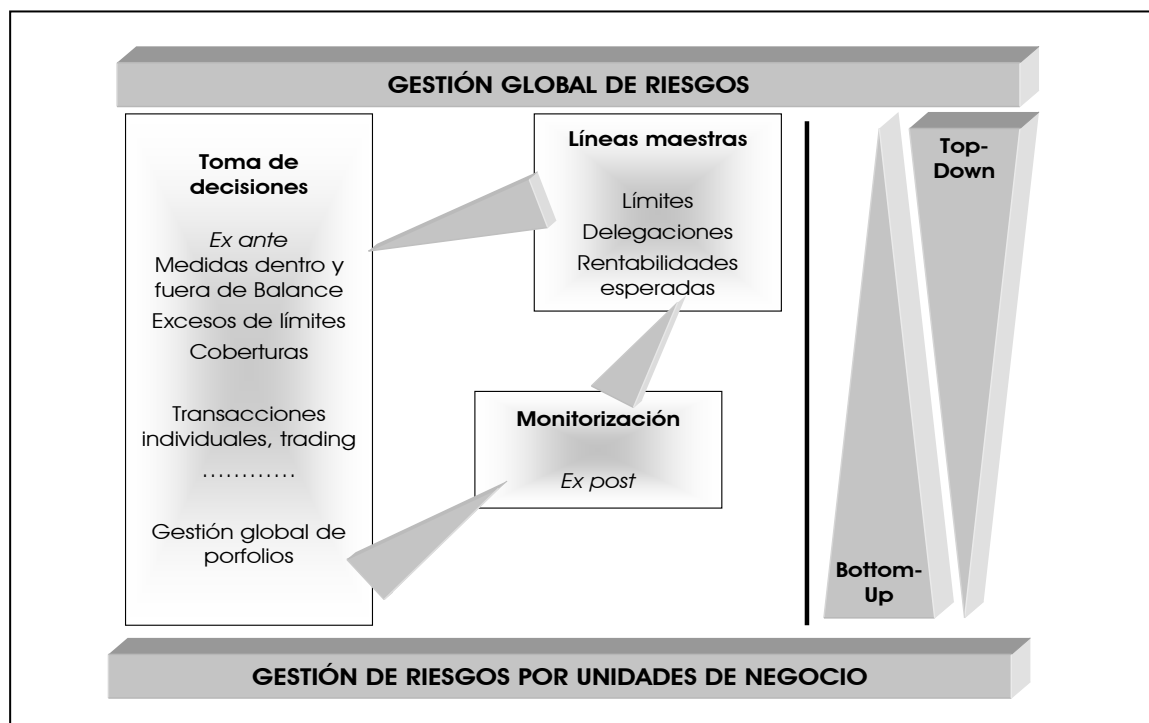
- El establecimiento de límites de riesgo, delegaciones y rendimientos esperados.
- La toma de decisiones de gestión de riesgos, tanto a nivel de transacciones individuales como de carteras, tales como coberturas, transferencias de riesgos (“*lending*”), reestructuración de carteras, etc.
- La monitorización de los resultados obtenidos y la definición de acciones correctivas.



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 56.

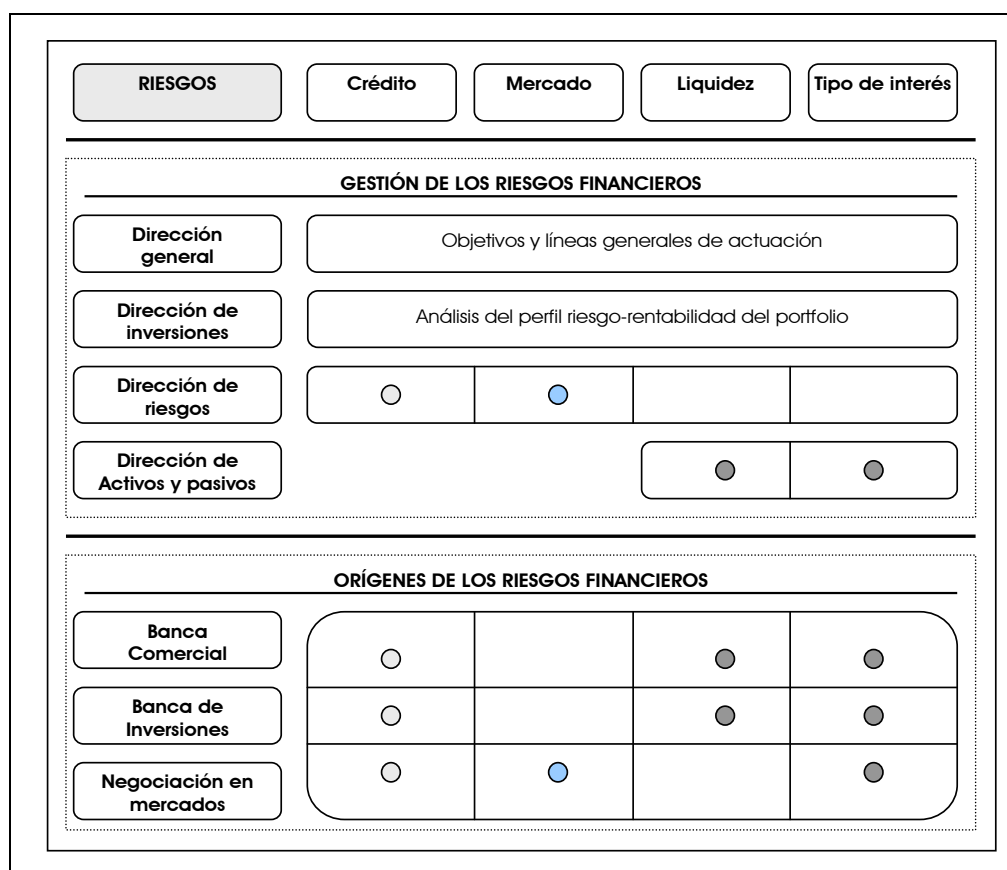
Relación transversal: Bloques de procesos Figura 1.18

Finalmente, resulta posible integrar ambos enfoques (vertical y transversal) en un modelo que represente las interacciones entre uno y otro (Figura 1.19).



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 57.

Interacción entre relaciones verticales y transversales Figura 1.19



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 68.

Nota: Se ha diferenciado los riesgos de mercado, liquidez y tipo de interés, si bien pueden estudiarse de forma conjunta.

El esquema no incluye el riesgo operacional, que debería analizarse de forma adicional.

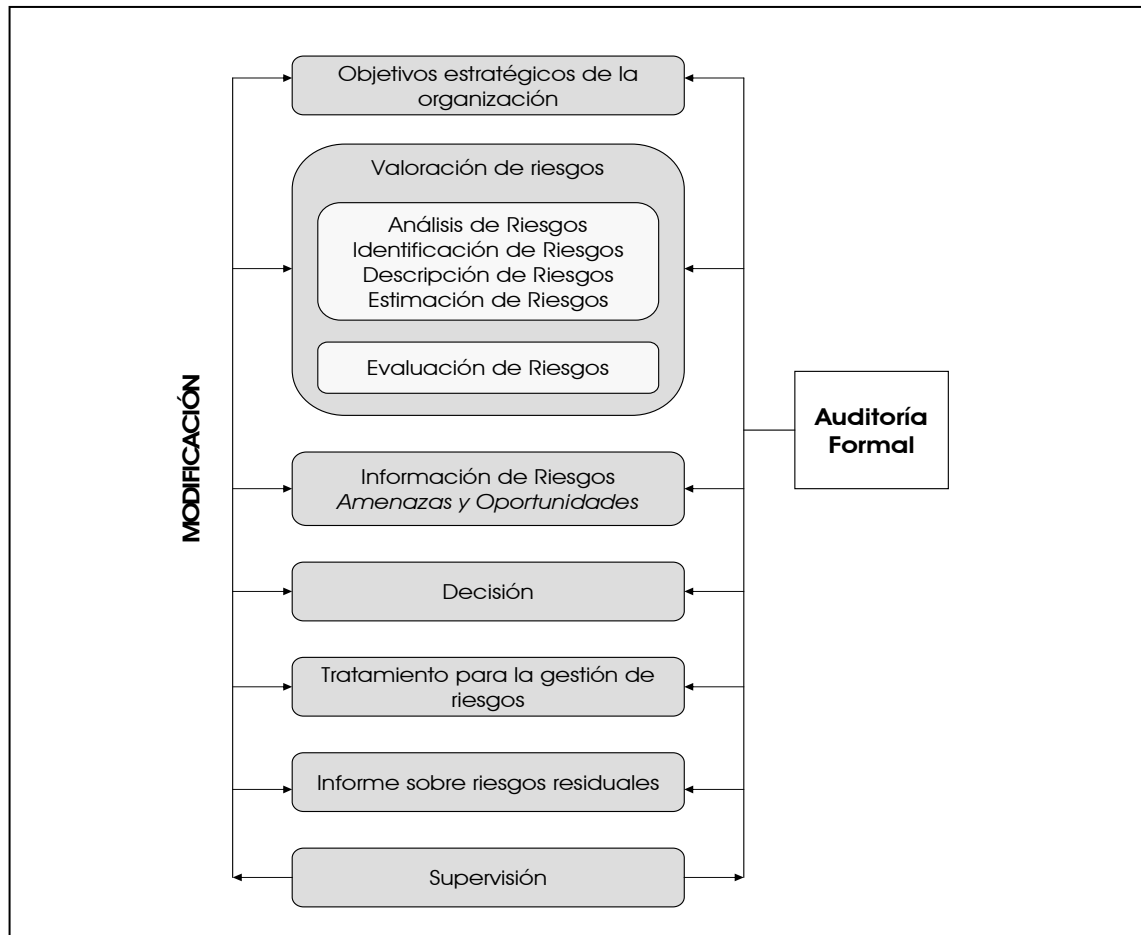
Orígenes y gestión de riesgos financieros en entidades bancarias

Figura 1.21

En el proceso de gestión de riesgos debe seguirse un conjunto básico de etapas lógico-deductivas, entre las que destaca particularmente la medición de riesgos ("*risk quantification*"), para la que se han desarrollado distintos modelos y técnicas.

Dichas etapas resultan comunes a la generalidad de las empresas y a las entidades financieras, en particular, por lo que se analizan conjuntamente, si bien en ocasiones la especificidad del negocio bancario exigirá un análisis detallado de sus implicaciones para cada etapa. Estas etapas son (Figura 1.22):

1. Determinación de los objetivos a conseguir.
2. Identificación de los distintos tipos de riesgos.
3. Evaluación de tales riesgos (medición y cuantificación).
4. Control de riesgos y análisis de decisiones alternativas.
5. Implementación de la decisión.
6. Evaluación y revisión de las decisiones implementadas.



Fuente: Adaptado de AIRMIC *et al.* (2002), pág. 4.

Principales etapas en la gestión de riesgos

Figura 1.22

Las características más significativas de cada etapa se analizan en los apartados que siguen a continuación.

Por último, cabe destacar que todo sistema de gestión de riesgos financieros tiene por objeto evitar los fallos internos habitualmente observados en las entidades financieras, entre los que destacan (GONZÁLEZ MOSQUERA, 2004):

- ✓ Falta de procedimientos de aprobación de riesgos bien definidos y homogéneos en todas las unidades que asumen riesgos.
- ✓ Delimitación poco clara de funciones y responsabilidades.
- ✓ Auditoría interna insuficiente.
- ✓ Falta de una documentación adecuada: Detalle y correspondencia con la realidad.

1.2.1. Determinación de los objetivos a conseguir

El primer paso en la gestión de riesgos consiste en determinar los objetivos que la organización desea conseguir con esta política, estableciendo un plan de actuación que permita maximizar los beneficios conseguidos. En este sentido, la carencia de un

plan global para la gestión de riesgos impide a la entidad desarrollar mecanismos globales de gestión, limitando los resultados finales.

Entre los principales objetivos a conseguir con la gestión de riesgos, que deberían ser consensuados por el equipo directivo, destacan los siguientes (Tabla 1.6):

- *Supervivencia*: El objetivo principal de la gestión de riesgos se centra en asegurar la supervivencia operativa de la entidad en el futuro.
- *Minimización de costes*: La gestión de riesgos trata de minimizar los costes y pérdidas potenciales derivadas de la exposición al riesgo de la empresa.
- *Protección*: La protección de empleados y activos frente a daños derivados de accidentes suele ser un objetivo habitual en la gestión de riesgos.
- *Seguridad*: La reducción de la preocupación respecto a los riesgos de la entidad constituye un objetivo específico de la gestión de riesgos.
- *Estabilidad de los beneficios*: La administración de riesgos trata de evitar las fluctuaciones significativas de beneficios entre ejercicios.
- *Otros*: responsabilidad social, cumplimiento de la legalidad, crecimiento continuado, etc.

Objetivos "a priori" (pre-pérdida)	Objetivos "a posteriori" (post-pérdida)
Supervivencia Continuidad de las operaciones Estabilidad de los beneficios Crecimiento continuado Responsabilidad social	Economía Reducción de la ansiedad Cumplimiento de obligaciones externas Responsabilidad social

Fuente: VAUGHAN (1997), pág. 92.

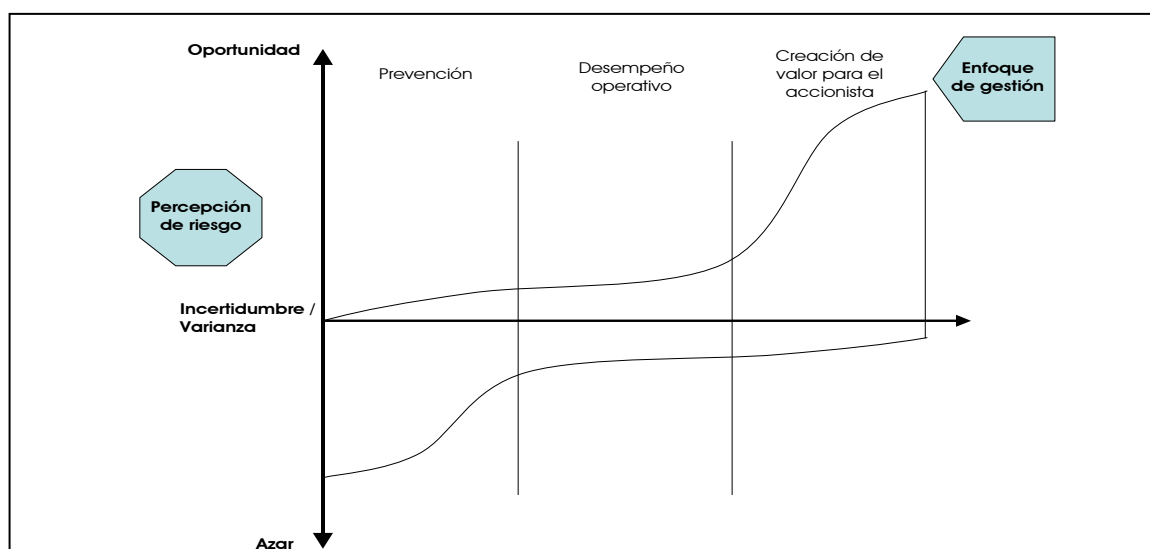
Objetivos de la gestión de riesgos
Tabla 1.6

Los objetivos de la gestión de riesgos se encuentran directamente relacionados con el perfil de riesgo de la entidad, resultante de la combinación de tres componentes básicos (Figura 1.23).

- ✓ *Riesgo como oportunidad*: Este concepto está implícito en la relación entre riesgo y rentabilidad, y supone que, cuanto mayor es el riesgo asumido por una empresa, mayores son los resultados que puede obtener, tanto positivos como negativos. Bajo esta perspectiva, la gestión de riesgos tratará de maximizar el retorno esperado, considerando las limitaciones que supone el propio entorno de la empresa, estableciendo algunos controles para tratar de minimizar las posibles pérdidas.
- ✓ *Riesgo como azar*: Este concepto se refiere a los eventos negativos que pueden afectar a la empresa, tales como pérdidas financieras, fraude, robos, daños en la reputación, etc. En este caso, la gestión de riesgos se centrará en la reducción de la probabilidad de ocurrencia de dichos eventos negativos, dentro de un entorno de economicidad.

- ✓ *Riesgo como incertidumbre*: Este concepto hace referencia a la distribución de todos los posibles resultados de la empresa, tanto positivos como negativos. En este caso, la gestión de riesgos se centrará en reducir la varianza entre los resultados presupuestados y reales.

Por último, cada perspectiva de riesgo conecta con una o más funciones de la empresa, de forma que el riesgo como azar se vincula con los controles internos de la entidad (gestores financieros, auditores internos, gestores de seguros, etc); el riesgo como incertidumbre afecta a los responsables de las áreas productivas de la empresa (gestores de carteras, etc.); y el riesgo como oportunidad está relacionado con los directivos de la empresa y staff de nivel superior (IOSCO, 1998b, pág. 14).



Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 14.

Relación entre los objetivos y el perfil de riesgo de la empresa
Figura 1.23

1.2.2. Identificación de los distintos tipos de riesgos

La identificación de riesgos constituye un proceso particular de cada entidad, que depende de las características operativas y condiciones de la empresa. Así, mientras que algunos riesgos son obvios (incendio, robo, etc.) otros resultan mucho más complejos de detectar (reputación, fraudes, etc), siendo habitual utilizar procedimientos sistemáticos para su tipificación.

La identificación de riesgos debe seguir una metodología bien definida, con el objetivo de asegurar que todas las actividades significativas de la empresa han sido identificadas y que se han definido todos los riesgos derivados de ellas; en particular, resulta fundamental identificar correctamente los riesgos “clave” de la entidad, que generan un mayor impacto sobre la organización, conocidos como “key risks”.

Las metodologías de identificación pueden clasificarse en torno a dos grandes grupos:

- *Identificación basada en pérdidas pasadas*: Este tipo de identificación ha sido la más aplicada hasta las últimas décadas, y se basa en la detección de un riesgo una

vez que se ha comprobado que del mismo se derivan pérdidas potenciales. Por su parte, la posibilidad de ocurrencia del riesgo se basa en la teoría de la probabilidad, de acuerdo con la experiencia pasada.

- *Identificación basada en sistemas de seguridad:* A partir de la década de los años 60 del siglo XX se ha desarrollado un nuevo mecanismo para la identificación de riesgos, a través de los denominados “sistemas de seguridad”, esto es, un conjunto de técnicas lógicas y matemáticas que se aplican continuamente para la detección y corrección de riesgos. Estas técnicas incluyen estudios previos de los procesos operativos y procedimientos técnicos de la empresa, al objeto de detectar “a priori” posibles causas de riesgo, antes de que las pérdidas tengan realmente lugar.

La propuesta *Business Risk Model™* de Arthur Andersen (ARTHUR ANDERSEN, 1996) establece distintas variables clave para la identificación de riesgos, distinguiendo entre riesgos internos y externos a la organización (Figura 1.24). Asimismo, dentro de los riesgos internos se consideran por separado el riesgo operacional, riesgo de fortaleza (“empowerment”), riesgo tecnológico, riesgo de integridad y los riesgos puramente financieros (precio, liquidez y crédito).

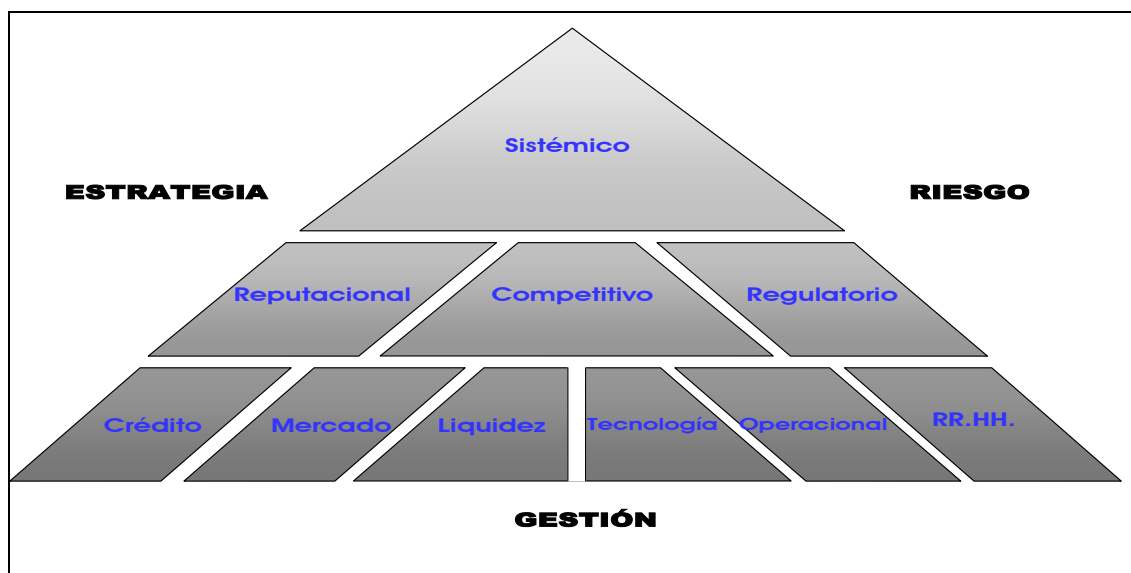


Fuente: Elaboración propia a partir de AICPA (1994) e ICAEW (1998). Traducción libre

Identificación de riesgos: The Business Risk Model®
Figura 1.24

Asimismo, el *Royal Bank Financial Group* ha establecido un modelo de identificación de riesgos en tres niveles (ROYAL BANK FINANCIAL GROUP, 1997) (Figura 1.25):

- *Nivel 1*: Los riesgos incluidos en este nivel son de carácter sistémico, y por lo tanto poco controlables por la empresa; entre otros, se incluyen los riesgos políticos, económicos, sociales y financieros vinculados con el entorno en el que opera la entidad. Los gestores deben ser conscientes de la existencia de estos factores de riesgo y de su incidencia sobre las distintas áreas de la organización.
- *Nivel 2*: Incluye riesgos no controlables pero sí influenciables por la empresa, entre ellos riesgos competitivos, reputacionales y regulatorios.
- *Nivel 3*: Estos riesgos son directamente influenciables por la empresa, y varían significativamente para cada industria; entre otros, se incluyen los riesgos de crédito, mercado, liquidez, tecnología, operaciones y recursos humanos.



Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 16. Traducción libre.

Identificación de riesgos: The Royal Bank Financial Group Model® Figura 1.25

Entre las herramientas más importantes utilizadas en esta fase destacan los registros internos de la organización³³, las listas de control proporcionadas por entidades aseguradoras, los cuestionarios desarrollados por analistas de riesgos, la autoevaluación de los responsables de áreas operativas, los gráficos de procesos y flujos, los sistemas expertos, el análisis de estados financieros, las técnicas de benchmarking, la auditoría de las operaciones de la empresa y las opiniones proporcionadas por el personal (vía entrevistas, cuestionarios, tormenta de ideas o brainstorming, mapas de procesos, etc.)

³³ Entre otros, análisis estratégicos, trabajos de la Dirección de Riesgos (si existe), informes de auditoría, estudios de los corredores o aseguradores y análisis de la siniestralidad (BAPST y SOLÍS CÉSPEDES, 2005).

Respecto al análisis de documentación, la Tabla 1.7 recoge algunos de los documentos que proporcionan una mejor y más completa información para la identificación de riesgos, relativos a la propia entidad o a la contraparte con la que opera.

Principales documentos utilizados para la identificación de riesgos	
Último informe de la SEC (EE.UU) / CNMV (España) Copia del Informe de Gestión Último Balance de Situación Última Cuenta de Pérdidas y Ganancias Muestra de medios publicitarios de la empresa Catálogo de productos Muestra de empaquetado Formulario para órdenes de compra Contratos de instalación y servicios Acuerdos de venta Copia de acuerdos de leasing Copia de cualquier otro tipo de acuerdos Nóminas y convenios salariales Último inventario de existencias Última tasación de construcciones y contenidos	Cuentas a cobrar de los últimos 24 meses Relación de vehículos Lista de personal Informes sobre el estado de los elementos de transporte, realizados por los conductores Experiencia respecto a la modificación de compensaciones a los trabajadores Experiencia general respecto a la modificación de los pasivos Acuerdos de compra-venta Gráficos de flujos operativos Copia del manual de gestión de riesgos Copia de la política de seguridad Copia de las reglas de seguridad Experiencia acumulada sobre pérdidas y reclamaciones pasadas (3 años)

Fuente: Adaptado de VAUGHAN (1997), págs. 114-115.

Documentos informativos para la identificación de riesgos
Tabla 1.7

Finalmente, debe llevarse a cabo una descripción de riesgos, en la que se relacionen los riesgos identificados mediante el empleo de un formato estructurado, por ejemplo, una tabla de riesgos, que se irá rellenando a medida que se complete el proceso de gestión (Tabla 1.8).

Nombre del riesgo:	
Alcance del riesgo:	Descripción cuantitativa de los eventos, tamaño, tipo, número y relaciones.
Naturaleza del riesgo:	Ejemplo: riesgo de crédito, operacional, liquidez, estratégico, etc.
Agentes:	Agentes implicados y sus expectativas.
Cuantificación del riesgo:	Significación y probabilidad.
Propensión y tolerancia al riesgo:	Pérdida potencial e impacto financiero del riesgo. Valor en Riesgo (VaR) Probabilidad y tamaño de pérdidas/ganancias potenciales Objetivos para el control del riesgo y nivel deseado de desempeño.
Tratamiento para el riesgo:	Medios principales para la gestión del riesgo. Niveles de confianza respecto a los controles existentes. Identificación de protocolos para la supervisión y revisión.
Acciones potenciales de mejora:	Recomendaciones para reducir el riesgo.
Desarrollo de políticas y estrategias:	Identificación de la función responsable del desarrollo de estrategias y políticas.

Fuente: Adaptado de AIRMIC *et al.* (2002), pág. 6.

Descripción de riesgos: La tabla de riesgos Tabla 1.8

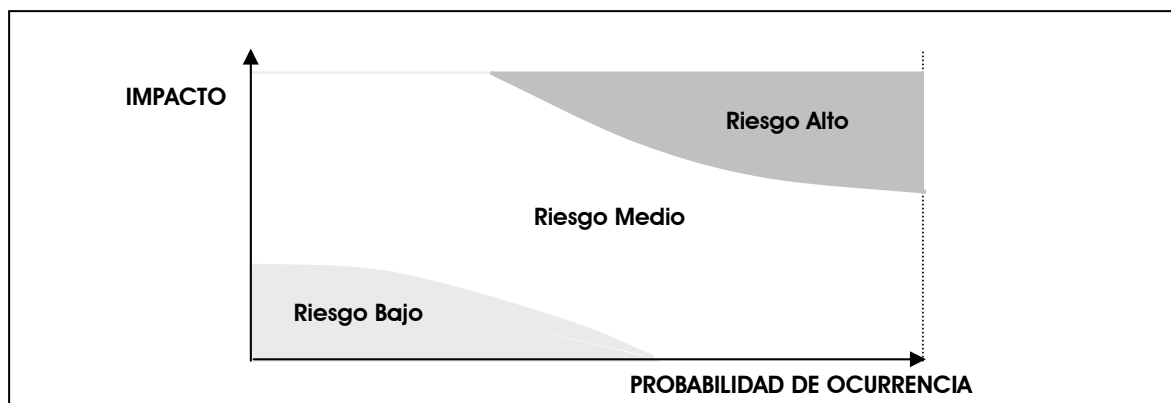
1.2.3. Evaluación de riesgos (medición y cuantificación)

La evaluación de riesgos implica la medición del *impacto* potencial del riesgo y la *probabilidad* de que la pérdida tenga lugar en la práctica (Tabla 1.9 y Figura 1.26).

TAMAÑO POTENCIAL DEL RIESGO	
Alta	- El impacto financiero potencial en la organización puede exceder X€. - Impacto significativo en la estrategia de la organización o sus actividades operativas. - Preocupación significativa de los agentes implicados.
Media	- El impacto financiero potencial en la organización estará entre X€ e Y€. - Impacto moderado en la estrategia de la organización o sus actividades operativas. - Preocupación moderada de los agentes implicados.
Baja	- El impacto financiero potencial en la organización será inferior a Y€. - Impacto reducido en la estrategia de la organización o sus actividades operativas. - Preocupación reducida de los agentes implicados.
PROBABILIDAD DE OCURRENCIA	
Alta (Probable)	Probabilidad de ocurrencia anual igual a superior al 25%.
Media (Posible)	Probabilidad de ocurrencia en una década superior al 2% e igual o inferior al 25%.
Baja (Remota)	Probabilidad de ocurrencia en una década igual o inferior al 2%.

Fuente: Adaptado de AIRMIC *et al.* (2002), pág. 7 e IOSCO (1998b), pág. 18.

Evaluación de riesgos: Tamaño del riesgo y probabilidad de ocurrencia Tabla 1.9



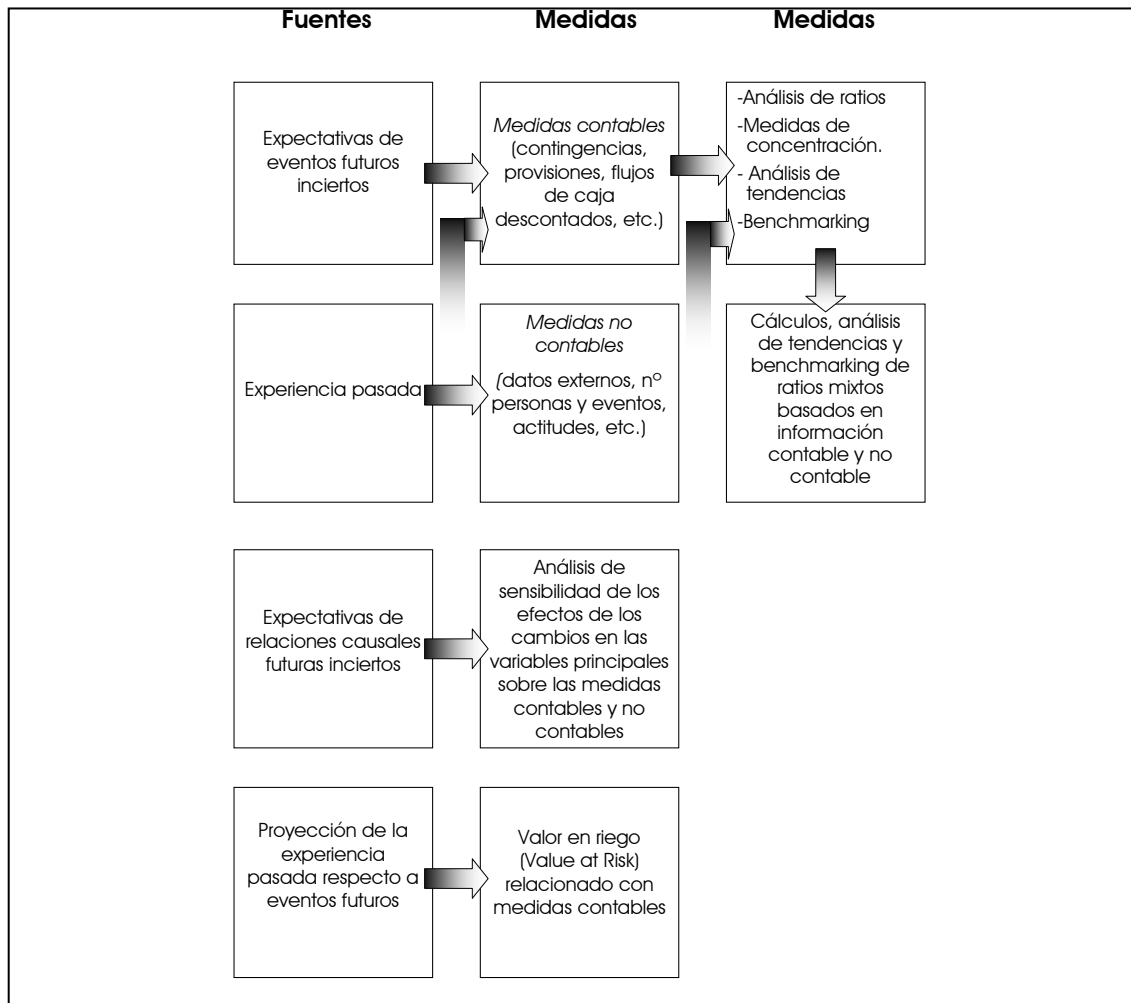
Fuente: Adaptado de ICAEW (2002b), pág. 6.

Medición del impacto y probabilidad de ocurrencia del riesgo
Figura 1.26

Por su parte, BAPST y SOLÍS CÉSPEDES (2005, pág. 45) añaden un tercer eje o criterio de jerarquización, relacionado con la *apreciación del nivel actual de control sobre riesgos* que se piensa que no están correctamente controlados, siempre que ese control se encuentre en la anticipación del gestor antes de que el riesgo se materialice. Este criterio permitiría actuar directamente sobre los planes de acción para la mitigación o control total del riesgo.

Una vez decididos los ejes a analizar, la empresa debe decidir las variables a utilizar para la medición de riesgos, tanto de carácter cualitativo como cuantitativo, asegurándose de que sean comprensibles para el personal. Por otro lado, será necesario definir un esquema de actuación para cada categoría de riesgo, que pueda ser susceptible de explicación posterior.

Así, por ejemplo, ICAEW (1998, pág. 36) incluye un marco de actuación destinado a servir de ayuda a los gestores para la identificación de las medidas más oportunas en cada caso (Figura 1.27).



Fuente: Adaptado de ICAEW (1998), pág. 36.

Proceso de medición de riesgos (ICAEW, 1998)

Figura 1.27

La información sobre impacto y probabilidad suele combinarse mediante la elaboración de un *ranking de prioridades de actuación* que distingue tres categorías principales según el impacto financiero de la pérdida estimada (VAUGHAN, 1997, págs. 36-37):

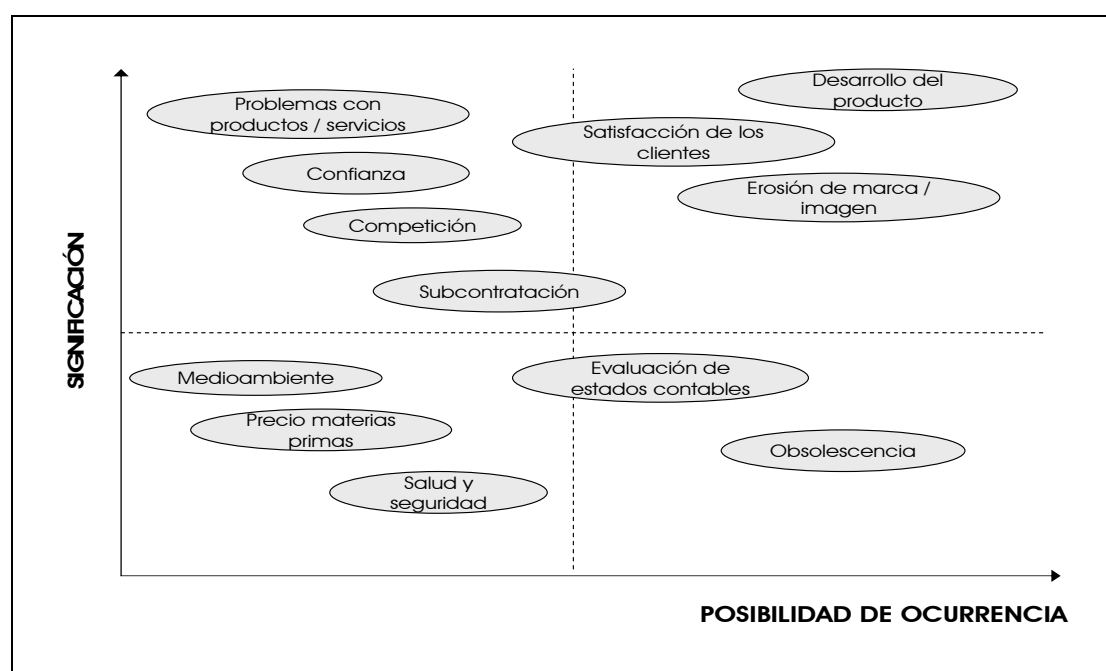
- Riesgos críticos: Todas aquellas posiciones cuya posible pérdida daría lugar a la quiebra de la entidad. Suelen identificarse mediante la construcción y análisis de escenarios críticos (*stress testing*), que consideran situaciones extremas en los mercados³⁴.
- Riesgos importantes: Aquellas posiciones en las que las posibles pérdidas no derivarían en quiebra, pero en las que la continuidad de las actividades empresariales dependerían de la asunción de endeudamiento.
- Riesgos no importantes: Aquellas posiciones en las que las pérdidas podrían afrontarse con los activos y/o ingresos actuales de la entidad, sin necesidad de financiación externa adicional.

³⁴ Con carácter general, cuanto más crítico es el riesgo, menos impacto en valor tiene la externalización de su gestión (ALEXANDER, 2003, pág. 34).

El resultado del análisis de riesgos debe ser la obtención de un *perfil de riesgos* de la entidad, que proporcione un rating significativo para cada riesgo y que constituya una herramienta útil para priorizar los tratamientos establecidos para su gestión.

Dicho perfil permite establecer un *mapa de riesgos* indicativo de las áreas prioritarias de actuación, donde también pueden incluirse informaciones complementarias relativas a la protección externa de la entidad frente a los distintos riesgos a los que ésta se encuentra sometida (Figura 1.28).

El objetivo del mapa de riesgos es ayudar a las organizaciones a identificar y jerarquizar los riesgos principales a los que se enfrentan las empresas en su actividad, a fin de adoptar las acciones correctoras adecuadas para su eficaz gestión [BAPST y SOLÍS CÉSPEDES (2005).



Fuente: Adaptado de ICAEW (1998), pág. 31.

Medición de riesgos: Ejemplo de mapa de riesgos
Figura 1.28

En el caso particular de entidades financieras, los principales riesgos a monitorear en el mapa serían (RODRÍGUEZ LÓPEZ y ARRANZ ÁLAMO, 2006):

- (1) *Riesgo de crédito*, que incluiría los subriesgos de insolvencia y de país.
- (2) *Riesgo de mercado*, que incluiría los subriesgos de posición-recio, tipo de interés y tipo de cambio.
- (3) *Riesgo de liquidez*.
- (4) *Riesgo estratégico*.
- (5) *Riesgo operacional*, incluyendo los subriesgos de fraude externo, fraude interno, relaciones laborales y seguridad en el trabajo, clientes, productos y

prácticas empresariales, daños a activos materiales, fallos en sistemas, ejecución, entrega y gestión de procesos.

(6) *Riesgo reputacional*, incluyendo los subriesgos de imagen e información.

(7) *Riesgo jurídico*, de índole legal y fiscal.

Las aplicaciones de un mapa de riesgos son numerosas, destacando las siguientes (BAPST y SOLÍS CÉSPEDES, 2005):

- Proporciona un inventario de riesgos para el Consejo de Administración, la Dirección General y los responsables operativos.
- Ayuda a las direcciones de gestión de riesgos y a los gerentes en la puesta en práctica de las políticas de gestión “ad hoc”.
- Facilita los trabajos en materia de control interno y apoya a la auditoría interna en la preparación de un plan de auditoría focalizado en función del denominado “apetito de riesgo” y los riesgos generales de la organización.
- Ayuda y apoya a las tareas de comunicación externa.
- Provoca una toma de conciencia por parte de las áreas operativas y permite enfocar los esfuerzos en los riesgos y las oportunidades asociadas.

En este punto, cabe destacar que el mapa de riesgos está enfocado a la acción, esto es, el objetivo no es sólo conseguir un diagnóstico correcto, sino obtener una herramienta de ayuda a la decisión en materia de riesgos y de apoyo a las decisiones de mejora.

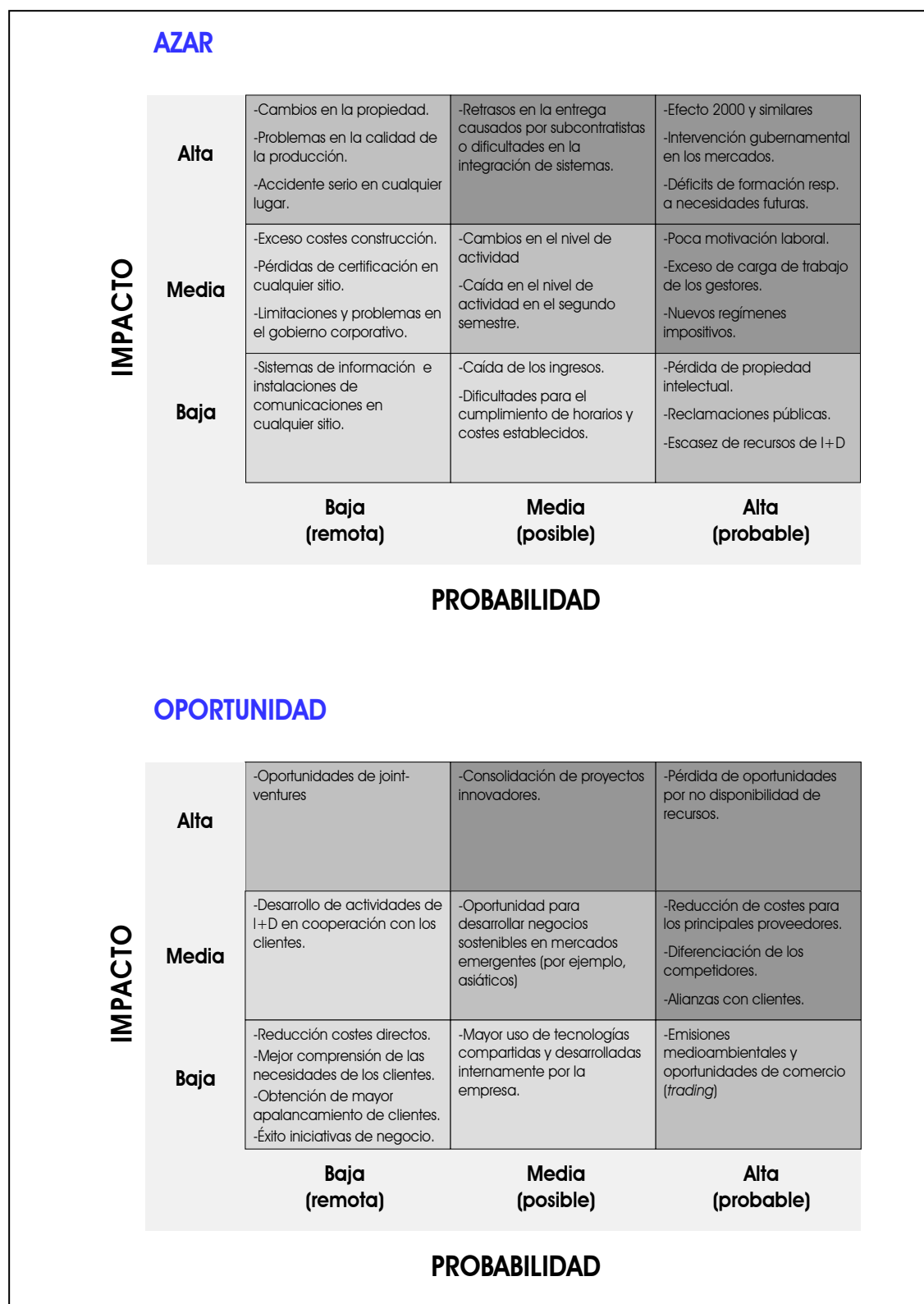
Complementariamente al mapa de riesgos suelen elaborarse diversas *matrices de riesgos*, que permiten observar de forma sencilla la relación entre probabilidad e impacto de los riesgos clave de la entidad, facilitando la adopción de medidas adecuadas de gestión.

Dado que las políticas de gestión de riesgos varían según la concepción del riesgo utilizada, suele ser habitual la elaboración de diferentes matrices de riesgos (riesgo como azar y riesgo como oportunidad, principalmente), tal como se recoge en la Figura 1.29.

La medición y cuantificación de riesgos constituye la etapa más importante y crítica del proceso de gestión de riesgos de la empresa, por lo que es objeto de estudio particular en el Capítulo 2, particularmente por lo que respecta al riesgo de crédito.

No obstante, en todo caso debe tenerse en cuenta la reflexión realizada por S.F. Myers:

“Existen muchas maneras -buenas, malas y regulares- de medir el riesgo, pero ninguna supera la aplicación del sentido común ponderado con la lógica, el realismo y una buena dosis de espíritu práctico” (MYERS, 1998, pág. 191).



Fuente: Adaptado de IFAC (1999), pág. 21.

Medición de riesgos: Ejemplo de matrices de riesgos
Figura 1.29

1.2.4. Control de riesgos y análisis de decisiones alternativas

Tras la evaluación de riesgos, es necesario establecer un informe interno de riesgos ("*internal reporting*") que proporcione información relevante a distintos niveles organizativos, desde el equipo directivo hasta las unidades de negocio y los individuos particulares. En este sentido, existen dos propuestas diferentes para la gestión y control de riesgos:

- Propuesta altamente integrada, en la que todas las funciones de la organización emplean un lenguaje común, utilizan las mismas técnicas y herramientas de control, y participan en la definición del perfil total de riesgos de la empresa. Esta alternativa resulta particularmente interesante cuando los factores de riesgo resultan comunes para las distintas áreas y unidades de negocio, cuando las distintas funciones de la empresa son muy interdependientes y cuando las técnicas desarrolladas por una unidad pueden extenderse fácilmente a otras.
- Propuesta altamente dispersa, en la que cada unidad de negocio establece su propio lenguaje para la gestión de riesgos y sus propias herramientas y técnicas, sin considerar ninguna medida total de riesgo de la entidad. Esta propuesta suele emplearse cuando los factores de riesgo varían sustancialmente para las distintas unidades de negocio, o cuando las áreas de la organización son muy independientes entre sí.

Con carácter general, se acepta que la propuesta integrada resulta más proactiva a nivel de gestión y caracteriza a las mejores prácticas empresariales.

El informe interno de riesgos debe servir como punto de partida para analizar las técnicas a utilizar en la gestión de riesgos (tratamiento de riesgos o "*risk treatment*"), bien a través de la evitación, reducción, retención, transferencia o la decisión de compartir riesgos. En este punto, debe considerarse que el control del riesgo consiste en situarse en un punto intermedio, obteniendo un equilibrio adecuado entre la rentabilidad y el riesgo (DE LA CRUZ GONZÁLEZ, 1998, pág. 244).

Sea cual sea la técnica de gestión a utilizar, es necesario que proporcione, como mínimo:

- una evaluación efectiva y eficiente de la organización;
- controles internos efectivos;
- cumplimiento de normas y regulaciones;

Para determinar la técnica a emplear, el gestor debe considerar la cuantía de la pérdida potencial, su probabilidad de ocurrencia y los recursos de que dispone o puede llegar a disponer. A partir de esta información, se debe realizar un análisis coste-beneficio para cada alternativa, y tomar la decisión final mediante la inclusión adicional de criterios cualitativos.

La Tabla 1.10 resume las principales variables utilizadas para determinar la técnica apropiada de gestión de riesgos: (1) la severidad; y (2) la frecuencia de la pérdida.

	Alta Frecuencia	Baja Frecuencia
Alta Severidad	Evitación y Reducción	Transferencia (seguros)
Baja Severidad	Retención y Reducción	Retención

Fuente: Elaboración propia.

Técnicas de gestión de riesgos: Factores determinantes

Tabla 1.10

Finalmente, las distintas propuestas a implementar deben integrarse en una arquitectura global de gestión de riesgos.

1.2.5. Implementación de la decisión

La implementación de la decisión tomada para la gestión de riesgos exige diseñar políticas específicas de actuación. Así, por ejemplo, la decisión de retener el riesgo lleva a determinar la necesidad de constituir o no una reserva o fondo para hacer frente a la posible pérdida; la decisión de reducir riesgos requiere el diseño e implementación de un programa de prevención de pérdidas; la decisión de transferir un riesgo a través del aseguramiento conlleva la selección de la empresa aseguradora y la negociación del contrato de seguro, etc.

1.2.6. Evaluación y revisión de las decisiones implementadas

Como etapa final, la gerencia de riesgos debe incluir un programa de evaluación y revisión de las políticas implementadas, debido a dos razones fundamentales:

- El riesgo empresarial acontece en un entorno cambiante, por lo que se modifica a lo largo del tiempo. Así, algunas causas de riesgo desaparecen con los años, apareciendo otras nuevas que deben ser objeto de análisis. Como consecuencia, las técnicas de gestión deben actualizarse continuamente, para adaptarse a la realidad de cada momento.
- En la gestión de riesgos resulta inevitable cometer errores, que pueden ser descubiertos y evitados con una adecuación política de evaluación y revisión de las decisiones tomadas en el pasado (*"auditoría de riesgos"*)

Cualquier proceso de revisión y evaluación debe permitir determinar si:

- Las medidas adoptadas por la entidad generaron los resultados esperados.
- Los procedimientos adoptados y las medidas desarrolladas fueron las correctas.
- Las mejoras a realizar en el futuro en el ámbito de la toma de decisiones.

La revisión del proceso de gestión de riesgos puede llevarse a cabo bien internamente o mediante el asesoramiento de un auditor de riesgos, que garantice la objetividad y expertizaje de la revisión realizada. Por lo que respecta a su periodicidad, esta puede ser anual (coincidiendo con la formulación de las Cuentas Anuales) o plurianual (al menos una vez cada cinco años, según distintos consultores externos).

El resultado de la evaluación debe concretarse en un documento informal o “informe de auditoría” (“*audit report*”), que informe, para cada tipo de riesgo, de cuatro aspectos fundamentales:

3. La exposición al riesgo, o breve descripción del problema que se está gestionando.
4. La solución actual, o métodos seleccionados en el pasado para la gestión de dicho riesgo.
5. Los problemas existentes en la actualidad, que no han sido solucionados mediante la aplicación de los métodos existentes.
6. Las recomendaciones de cambio, o soluciones propuestas a los problemas detectados en el punto anterior.

Una vez concluida esta fase, se iniciaría de nuevo el ciclo de gestión de riesgos, consiguiendo la continua adaptación de la empresa frente a las amenazas y oportunidades del entorno.

1.3. La regulación del riesgo financiero

La regulación del riesgo financiero por parte de distintas autoridades, nacionales e internacionales, tiene como objetivo principal garantizar la seguridad del sistema financiero, imponiendo requerimientos de capital a las entidades de acuerdo con el nivel de riesgo asumido por éstas (principio de adecuación del capital o “*risk based capital*”).

Otros objetivos destacados de la regulación del riesgo financiero serían:

- ✓ Garantizar la competencia de los mercados, mediante el establecimiento de reglas de juego comunes para todos los partícipes.
- ✓ Promover prácticas legítimas de negocio por parte de las entidades.
- ✓ Establecer guías y limitaciones que inspiren las prácticas de gestión de riesgos y estimulen el desarrollo de modelos internos de medición por parte de las empresas.
- ✓ Promover una mejor definición de los distintos tipos de riesgo y crear incentivos para desarrollar metodologías superiores de medición de riesgos; los estándares establecidos por los reguladores actúan como prácticas mínimas a partir de los cuales los bancos desarrollan sus sistemas de gestión particulares, atendiendo a sus propios objetivos.

La razón de ser de la regulación radica en la diferencia de objetivos entre las entidades y las autoridades reguladoras. De esta forma, la relación directa que existe entre el nivel de riesgo asumido y el retorno o rentabilidad esperada puede llevar a que las entidades asuman niveles excesivos de riesgo. Esta situación se agrava debido a los sistemas de protección de depósitos que actúan en la mayoría de los países, proporcionando un seguro prácticamente gratuito a los bancos, dado que los depositantes no pueden imponer una disciplina real de mercado sobre las entidades.

De igual forma, la presencia de condiciones adversas puede forzar a las entidades a asumir niveles excesivos de riesgo; por ejemplo, un banco en dificultades,

que ve la quiebra como casi inevitable, puede maximizar su posibilidad de supervivencia mediante la asunción de riesgos adicionales, que lleven incorporados mayores posibilidades de beneficios (y, consecuentemente, de pérdidas).

Si bien cada entidad resulta responsable de su propio riesgo, la combinación de riesgos individuales crea el denominado “*riesgo sistémico*”, esto es, el riesgo de que la totalidad del sistema bancario entre en quiebra. El riesgo sistémico se deriva del gran número de interrelaciones que existen entre las entidades financieras, debido a los contratos mutuos de préstamo y crédito.

En este contexto, la insolvencia de una institución genera un riesgo de quiebra del resto de entidades, lo que constituye la principal preocupación del regulador cuyo objetivo básico es el control del riesgo sistémico a través de acciones preventivas contra los fracasos bancarios, inspirados en el comentado principio de adecuación del capital.

El sistema regulatorio ha evolucionado a lo largo de los años. En el ámbito nacional, los distintos países han establecido sistemas propios de supervisión de sus entidades financieras así como mecanismos de cobertura genérica de riesgos, entre los que destacan el seguro de depósitos y el coeficiente de caja.

A nivel internacional el primer acuerdo significativo fue el denominado “*Acuerdo de Basilea*”, también conocido como “*Basilea I*”, firmado en 1988 y publicado por el Comité de Supervisión Bancaria del Banco Central de Pagos de Basilea (BIS), que afectaba a los bancos internacionalmente activos del G10, si bien posteriormente se fue extendiendo a la casi totalidad de entidades bancarias operantes en países industrializados.

A partir de este Acuerdo, centrado casi exclusivamente en el control del riesgo de crédito a través del principio de adecuación del capital (“*ratio Cooke*”), se han formulado otros muchos compromisos, que concluyeron en la aprobación del “*Nuevo Acuerdo de Basilea*” en 2004, en el ámbito bancario, y de los Acuerdos “*Solvencia I*” y “*Solvencia II*” respecto a las entidades aseguradoras europeas, principalmente (Tabla 1.11).

A continuación se analizan algunas de las recomendaciones recogidas en los principales acuerdos de regulación de riesgos financieros, nacionales e internacionales, por lo que hace referencia a los dos principales agentes que operan en el ámbito financiero: los bancos y las entidades aseguradoras.

Finalmente, se estudia el impacto de la gestión de riesgos en las principales regulaciones contables, tanto por lo que respecta a las empresas, en general, como a las entidades financieras, en particular.

Bancos (regulación internacional)		Entidades Aseguradoras (regulación UE)	
1988	Acuerdo de Capital de Basilea (Basilea I)	1973	Directiva 73/239/CEE del Consejo, o "Primera Directiva de Seguros distintos del Seguro de Vida".
1991 (I), 1991 (II), 1994	Enmiendas menores relativas a provisiones, calificación crediticia de riesgos soberanos y colaterales.	1988	Directiva 88/357/CEE del Consejo, o "Segunda Directiva de Seguros no Vida" (derogada).
1996	Enmienda para el Riesgo de Mercado, permitiendo el empleo de modelos internos.	1979	Directiva 79/267/CEE del Consejo, o "Primera Directiva de Seguros de Vida" (derogada).
1999	Primer Documento Consultivo sobre el Nuevo Acuerdo.	1990	Directiva 90/619/CEE del Consejo, o "Segunda Directiva de Seguros de Vida".
1999	Hoja informativa sobre actualizaciones respecto al Nuevo Acuerdo (<i>Newsletter n. 1</i>).	1992	Directiva 92/93/CEE del Consejo, o "Tercera Directiva de Seguros de Vida".
2001	Segundo Documento Consultivo sobre el Nuevo Acuerdo.	1992	Directiva 92/49/CEE del Consejo, o "Tercera Directiva de Seguros no Vida".
2001	Actualización del Nuevo Acuerdo según comentarios realizados al BIS.	2002	Directiva 2002/83/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, sobre el seguro de vida (texto refundido).
2001	Hoja informativa sobre actualizaciones respecto al Nuevo Acuerdo (<i>Newsletter n. 2</i>).	2002	Directiva 2002/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, por el que se modifica el margen de solvencia de las entidades de seguros de vida (actualmente derogada e incluida en la Directiva 2002/83/CE).
2003	Tercer Documento Consultivo.	2002	Directiva 2002/13/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, por la que se modifica el margen de solvencia de las entidades de seguros no de vida.
2003	Establecimiento de principios para la implementación internacional del Nuevo Acuerdo.		
2004	Hoja informativa sobre riesgo de crédito de contrapartes y problemas de valor en libros (<i>Newsletter n. 3</i>).		
26/6/2004	Aprobación del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (Basilea II).		

Fuente: Elaboración propia.

Principales regulaciones en materia de riesgos financieros

Tabla 1.11

1.3.1. Regulaciones bancarias: normas nacionales

Los sistemas financieros de todos los países se encuentran sometidos a un elevado grado de supervisión nacional, al objeto de reducir el riesgo sistémico subyacente. De esta forma, existen distintos instrumentos de regulación, control y cobertura, destinados a proteger tanto a la industria bancaria como a sus usuarios de posibles quiebras financieras de los agentes que operan en los mercados, entre los que destacan: (1) el seguro de depósitos y los fondos de garantías de depósitos; (2) las limitaciones sobre determinadas inversiones en activos; (3) la existencia de encaje

legal³⁵, regulado a través del coeficiente de caja; (4) la generación obligada de información financiera; (5) los controles de acceso a la actividad financiera; (6) el sistema de dotaciones sobre partidas crediticias, etc.

A continuación se analizan algunas de las herramientas de gestión más eficaces en la práctica (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, págs. 24-26).

1.3.1.1. El seguro de depósitos

Este instrumento de control nace en la década de los años 30 del siglo XX en Estados Unidos, con el objetivo de proteger a los depositantes frente a la falta de pericia u honestidad de los directivos bancarios respecto a la materialización y concreción de sus activos.

Su razón de ser radica en la existencia de información asimétrica entre la entidad financiera y el depositante, dado que este último no conoce la calidad de los activos en los que se van a invertir sus recursos. A través del seguro de depósitos, concretado generalmente en los denominados “*Fondos de Garantía de Depósitos*”, se asegura a los depositantes una indemnización determinada en caso de crisis bancaria, que puede ser de “mínimos” (el fondo indemniza hasta una determinada cantidad y espera a la liquidación de la institución para restituir el resto) o de “máximos” (el fondo liquida a los depositantes la cantidad establecida por el seguro, e interviene en el establecimiento de un plan de viabilidad de la entidad).

El principal inconveniente de este instrumento es el riesgo moral que genera en los directivos que, al existir este instrumento de cobertura, pueden verse incentivados a asumir un mayor nivel de riesgo. De esta forma, el seguro de depósitos debe buscar un adecuado equilibrio entre la estabilidad bancaria y la limitación en la asunción de riesgos por parte de los administradores.

Una alternativa al seguro de depósitos la constituye el apoyo directo a la entidad por parte del banco supervisor e interventor, o bien su nacionalización.

1.3.1.2. La adecuación del capital o fondos propios a los riesgos asumidos

El capital de una entidad financiera constituye uno de los principales instrumentos de cobertura con que cuentan los depositantes, razón por la cual es objeto de atención por parte de los reguladores nacionales e internacionales.

Así, tradicionalmente las entidades bancarias han mantenido un capital mínimo del 8% respecto a sus activos ponderados por riesgo (“*ratio de Cooke*” establecido en el Acuerdo de Basilea I y revisado mediante los “*ratios de McDonough*” del Acuerdo de Basilea II), si bien las instituciones suelen estar sobrecapitalizadas, especialmente en el caso de la banca dimensional y cooperativa (cajas de ahorro y cooperativas de crédito).

Dicho exceso de capital suele derivarse de las incertidumbres presentes en el negocio bancario, dado que los excesos o “*buffer capital*” actúan como seguros ante la posible ocurrencia de pérdidas no esperadas y ante las potenciales dificultades futuras para obtener nuevo capital (LINDQUIST, 2003). Por otra parte, la propia *disciplina de*

³⁵ Se entiende por encaje legal la reserva que los bancos deberán dejar sin prestar, en relación con los depósitos recibidos.

mercado³⁶ favorece la sobrecapitalización de las entidades, mitigando el riesgo de insolvencia bancaria (NIER y BAUMANN, 2003).

Las entidades financieras deben buscar un adecuado equilibrio entre la cobertura de riesgo por capital y los ratios de rentabilidad sobre el capital (ROE), que mantienen una relación inversa; de esta forma, el regulador nacional debe establecer también un capital mínimo adecuado que, protegiendo a los inversores, no cree una situación de desventaja competitiva a las entidades nacionales frente a las extranjeras.

1.3.1.3. El coeficiente de caja

El coeficiente de caja constituye un instrumento de política monetaria del Sistema Europeo de Bancos Centrales (SEBC), que persigue lograr la estabilidad de los tipos de interés del mercado monetario y gestionar adecuadamente el déficit estructural de liquidez. Así, el coeficiente de caja garantiza que las entidades puedan atender sin problemas las demandas de reembolso de sus pasivos líquidos.

Cuando un agente deposita liquidez en una entidad financiera, ésta va a prestar parte a otros agentes económicos, manteniendo otra parte en su poder. Las entidades financieras están obligadas a mantener un porcentaje de sus pasivos en forma de depósitos en cuenta de los Bancos Centrales, denominándose “coeficiente de caja” al mínimo exigido por el regulador.

Todas las entidades financieras que reciben liquidez por parte de algún Banco Central están sometidas al coeficiente de caja, fijado en la actualidad por el Banco Central Europeo en el 2% del total de depósitos recibidos³⁷:

Coeficiente de caja = mínimo 2% Base de Cálculo

Base de Cálculo = Depósitos (con excepciones) + valores de deuda emitidos +
+ instrumentos del mercado monetario

Dicho coeficiente debe mantenerse en el Banco Central durante un mes, siendo remunerado al tipo medio de interés de las operaciones principales de financiación.

A pesar de su importancia, la función del coeficiente de caja para garantizar la liquidez bancaria ha ido perdiendo utilidad, dado que sólo garantiza el reembolso de los pasivos líquidos bancarios, y no la liquidez global del sistema.

1.3.1.4. El caso español: el Sistema de Garantía de Depósitos y los mecanismos supervisores del Banco de España

En el ámbito español, el principal instrumento de garantía de que disponen los clientes de las entidades financieras es el *Sistema de Garantía de Depósitos* (SGD),

³⁶ La disciplina de mercado se refiere a un sistema de mercado basado en incentivos, en el que los inversores en pasivos bancarios (deuda no subordinada, depósitos no asegurados) penalizan a los bancos más arriesgados, mediante la demanda de mayores remuneraciones por tales pasivos (BERGER, 1991; BLISS y FLANNERY, 2002; COVITZ *et al.*, 2000).

³⁷ No obstante, los depósitos a plazo con un vencimiento superior a dos años, los depósitos disponibles con un preaviso superior a dos años, las operaciones dobles o con pacto de recompra y los valores de deuda emitidos con un vencimiento superior a dos años, tienen asociado un coeficiente del 0%.

articulado en torno a cuatro Fondos de Garantía independientes, que pueden clasificarse en dos grupos:

❶ Los tres Fondos de Garantía de Depósitos, para los clientes de las tres grandes categorías de entidades de crédito: (1) el Fondo de Garantía de Depósitos en Entidades Bancarias (FGDEB); (2) el Fondo de Garantía de Depósitos en Cajas de Ahorros (FDGDCA); y (3) el Fondo de Garantía de Depósitos en Cooperativas de Crédito (FDGDCC). Los depósitos en dinero están garantizados hasta un importe máximo de 20.000 euros por depositante; para los depósitos en valores u otros instrumentos financieros la garantía se extiende de nuevo hasta un importe máximo de 20.000 €.

❷ El Fondo de Garantía de Inversiones (FOGAIN), a través del cual se instrumenta la garantía de los clientes de las empresas de servicios de inversión, estableciéndose una indemnización máxima de 20.000 euros por inversor.

Centrando el estudio en las entidades de crédito, cada Fondo de Garantía de Depósitos (FDG) tiene como objetivo garantizar a los clientes la recuperación de sus depósitos en dinero y en valores constituidos hasta los límites establecidos, en caso de dificultades de la entidad depositaria³⁸.

De acuerdo con HARO PÉREZ *et al.* (1999), deben distinguirse dos tipos de quiebras de entidades de crédito, que requerirían distinta forma de intervención:

- Quiebras “normales”, debido a prácticas imprudentes por parte de las instituciones, tales como fraude, malversación de fondos, desfalcos o ineficiencia de la dirección. Estas quiebras deberían ser cubiertas por el Fondo de Garantía de Depósitos correspondiente.
- Quiebras “anormales” o “por depresión”, consecuencia de cambios bruscos acontecidos en el entorno económico. Estas quiebras deberían ser cubiertas por las autoridades monetarias y fiscales, que son las responsables en último término de la existencia de recesión.

En este sentido, el artículo 8 del Real Decreto 2606/1996, de 20 de Diciembre, sobre Fondos de Garantía de Depósitos en Entidades de Crédito³⁹, establece que los Fondos entregarán a los depositantes el importe garantizado siempre que tenga lugar alguna de las tres circunstancias siguientes:

- a) Que la entidad haya sido declarada en estado de quiebra o equivalente concursal.
- b) Que se haya solicitado judicialmente la declaración de suspensión de pagos o equivalente concursal.
- c) Que, habiéndose producido impago de depósitos vencidos y exigibles, el Banco de España determine que la entidad se encuentra ante la imposibilidad de restituirlos y no parece tener perspectivas de poder hacerlo en un futuro inmediato; en este caso, oída la comisión gestora del Fondo, el Banco de España resolverá con la mayor brevedad posible, como

³⁸ Los titulares de saldos acreedores no cubiertos por la garantía continuarán en su condición de acreedores ordinarios de la entidad.

³⁹ Actualizado mediante el Real Decreto 948/2001, de 3 de agosto, sobre sistemas de indemnización de los inversores.

máximo dentro de los 21 días siguientes a la primera comprobación de que la entidad no ha logrado restituir depósitos vencidos y exigibles.

Para hacer frente a estas situaciones, cada Fondo va acumulando un patrimonio integrado por aportaciones de las distintas entidades de crédito que lo componen⁴⁰. Estas aportaciones se realizan a fondo perdido, esto es, las entidades que causan baja del fondo no pueden recuperar sus aportaciones. En la actualidad, la aportación anual de las entidades a su correspondiente Fondo de Garantía es del 0,6 por mil de la base computable para los bancos, del 0,4 por mil para las cajas de ahorro y del 0,8 por mil para las cooperativas de crédito (Órdenes del Ministerio de Economía ECO/317/2002, ECO/318/2002, ECO/2801/2003 y Circular 1/2006 del Banco de España).

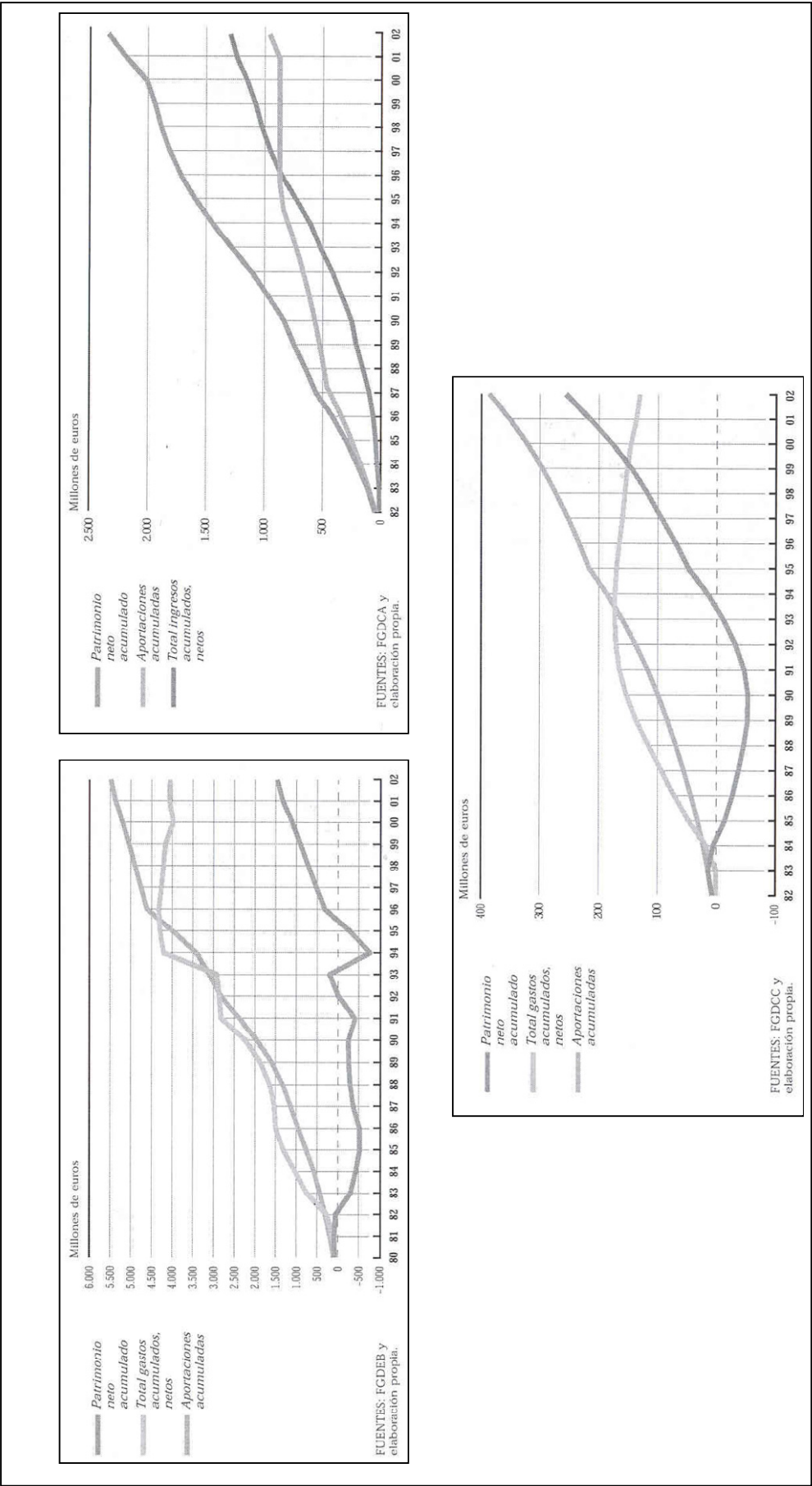
Debido al diferente peso de los distintos tipos de entidades presentes en el sistema financiero, así como a los desiguales niveles de insolvencia registrados en cada uno de los sectores, el patrimonio y la composición de los Balances de Situación de cada Fondo de Garantía de Depósitos presentan notables diferencias (Tabla 1.12), que se han mantenido a lo largo del tiempo. Así, mientras que en el FGDEB el volumen de las aportaciones ha sido durante muchos años insuficiente para hacer frente a los saneamientos realizados, precisando de anticipos por parte del Banco de España y de préstamos de los propios miembros, en el caso del FGDCA su patrimonio ha seguido, desde su creación, una línea ascendente, con necesidades de saneamiento claramente inferiores a las aportaciones realizadas. Finalmente, la evolución del FGDCC presenta similitudes con el Fondo de los bancos, acumulando un déficit patrimonial hasta 1993, que se ha corregido en los últimos años (Figura 1.30).

	Patrimonio		
	FGDEB	FGDCA	FGDCC
Patrimonio a 31/12/2001	1.311,1	2.193,7	215,6
Cuenta de Resultados:			
Aportaciones			
<i>De las entidades</i>	118,2	98,6	34,8
<i>Del Banco de España</i>	0,0	0,0	0,0
Ingresos (+) o gastos (-) financieros netos	55,1	83,0	9,6
Ingresos (+) o gastos (-) de gestión netos	-37,2	-26,3	-3,4
Saneamientos	-0,7	-	-
Beneficios del ejercicio	135,4	155,3	41,0
Patrimonio a 31/12/2002	1.446,5	2.349,0	256,6
	Balance de Situación		
ACTIVO			
Deuda Pública	1.477,0	2.369,8	255,4
Otros conceptos	9,1	3,3	4,3
Total activo	1.486,1	2.373,1	259,7
PASIVO			
Patrimonio a 31/12/2001	1.311,1	2.193,7	215,6
Resultado del ejercicio 2002	135,4	155,3	41,0
Patrimonio a 31/12/2002	1.446,5	2.349,0	256,6
Provisión para indemnizaciones	31,7	24,0	2,9
Otros conceptos	7,9	0,1	0,2
Total pasivo	1.486,1	2.373,1	259,7

Fuente: Adaptado de LA CAIXA (2003), págs. 69-71.

Patrimonio y Balance de Situación de los Fondos de Garantía de Depósitos
Tabla 1.12

⁴⁰ Hasta hace unos años, el patrimonio de cada fondo se alimentaba tanto de las aportaciones del Banco de España como de las realizadas de sus entidades miembros, si bien en la actualidad el peso recae sólo sobre estas últimas. Tan sólo el FGDEB recibe excepcionalmente ambos tipos de aportaciones.



Fuente: LA CAIXA (2003), págs. 75-76.

Evolución del Fondo de Garantía de Depósitos
Figura 1.30

Asimismo, en el año 2000 se constituyó la Sociedad Gestora de los Fondos de Garantía de Depósitos en Entidades de Crédito, Agrupación de Interés Económico, en virtud de los acuerdos tomados por las Comisiones Gestoras de los FGDEB, FGDCA y FGDCC. Su misión es actuar como instrumento jurídico de las Comisiones Gestoras de los tres Fondos, prestando servicios auxiliares de gestión y administración de sus respectivos patrimonios. Esta sociedad dispone de un capital de 999.000 euros, dividido en tres particiones iguales suscritas por cada Fondo.

Por su parte, el Banco de España supervisa la solvencia, actuación y cumplimiento de la normativa específica de las entidades de crédito, así como cualesquiera otras entidades y mercados financieros cuya supervisión le sea expresamente atribuida. Dicha supervisión se justifica de acuerdo con dos razones principales:

- La preocupación microeconómica respecto a la defensa de los intereses de los depositantes y otros clientes de pasivo.
- La preocupación macroeconómica, consecuencia del papel de intermediadores financieros que asumen las entidades respecto a la actividad económica general.

Así, el Banco de España tiene asignadas funciones supervisoras respecto a tres tareas básicas (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, págs. 67-68):

1. Controlar e inspeccionar las entidades de crédito, incluyendo sus distintos oficinas y centros, dentro o fuera del territorio nacional.
2. Colaborar con las entidades extranjeras con competencias similares, al objeto de comunicarles informaciones relativas a la dirección, gestión y propiedad de establecimientos, y facilitar el control de la solvencia de las entidades transnacionales.
3. Inspeccionar y controlar la aplicación del marco legal relativo al Mercado Hipotecario, sin perjuicio de las atribuciones que ostenta la Comisión Nacional del Mercado de Valores.

Para el cumplimiento de sus tareas supervisoras, el Banco de España cuenta con la Dirección General de Supervisión, que lleva a cabo tanto la supervisión de las instituciones de crédito como el control del funcionamiento de los mercados interbancarios, de divisas y el mercado de anotaciones en cuenta de deuda pública.

Asimismo, el Banco de España lleva anunciando desde hace tiempo que en un futuro inmediato se exigirá una mejora sustancial de los modelos de control y gestión de riesgos, y en particular, del riesgo de crédito⁴¹. Fruto de esta nueva regulación, así como del interés propio por mejorar los mecanismos de gestión y control del riesgo ante las nuevas condiciones de mercado, la Confederación Española de Cajas de Ahorro (C.E.C.A.) tomó la iniciativa en 2001 de desarrollar un Proyecto Sectorial de Control Global del Riesgo, en el que están incorporadas todas las Cajas de Ahorro españolas, además del LICO. En este proyecto, el riesgo de crédito ocupa un lugar primordial, habiéndose desarrollado hasta el año 2002 los siguientes módulos (DE LA CRUZ GONZÁLEZ, 2002):

⁴¹ Fruto de esta reforma es la Nueva Circular Bancaria 4/2004, analizada en el apartado 1.3.5.2.

- ✓ *Aspectos cualitativos*: Desarrollo de una herramienta microinformática que permite el análisis y el diagnóstico dinámico de los aspectos cualitativos (procedimientos y sistemas) del control y gestión del riesgo de crédito. Asimismo, se contempla un proceso de “benchmarking” entre entidades.
- ✓ *Gestión de la información externa*: Acuerdos con los principales proveedores de información (estados financieros, incidencias judiciales, etc.) bajo los criterios de selección de calidad y coste de los servicios.
- ✓ *Herramientas cuantitativas (scoring y rating)*: Establecimientos de fábricas-laboratorios para el desarrollo de modelos de scoring y rating, combinando técnicas matemáticas, estadísticas e informáticas, respecto a particulares, empresas y segmento mayorista. Las distintas líneas de negocio son posteriormente coordinadas entre sí, siguiendo los principios de transparencia y flexibilidad.
- ✓ *Aspectos cualitativos II*: Realización de los procesos de rediseño de los procedimientos y sistemas de control y gestión del riesgo de crédito.
- ✓ *Expediente electrónico*: Establecimiento del núcleo del sistema de información para la toma de decisiones en la gestión y control del riesgo de crédito, tanto en el momento de la concesión de las operaciones (aprovechando los modelos de calificación) como respecto a las tareas de seguimiento y recuperación.

Asimismo, recientemente se han desarrollado los módulos de *pricing* y *portfolio management*, al objeto de desarrollar metodologías y productos propios para la gestión del riesgo de crédito y de mercado, habiéndose avanzado también en el área de riesgo operacional mediante la creación de una base de datos común compartida por las diferentes cajas de ahorros (RIVERA BRAVO, 2006).

Finalmente, cabe destacar las características más significativas de las dos fuentes principales de información sobre riesgos del Banco de España: (1) la *Central de Información de Riesgos del Banco de España*; y (2) la *Central de Balances del Banco de España*.

➤ *Central de Información de Riesgos del Banco de España*

La Central de Información de Riesgos del Banco de España (CIRBE), establecida por el *Decreto-Ley 18/1962 de 7 de junio* y la *Orden del Ministerio de Hacienda de 13 de febrero de 1963* (modificada por la *Orden del Ministerio de Hacienda del 22 de enero de 1971*), y reforzada por la nueva *Ley Financiera 44/2002 de 22 de noviembre*⁴², tiene carácter de servicio público, en la medida en que facilita el ejercicio de las competencias del Banco de España y dota de mayor estabilidad al sistema crediticio español.

La Central de Información de Riesgos tiene como objetivo principal el registro y control de los riesgos de crédito asumidos por las entidades financieras españolas y extranjeras operantes en territorio español, de acuerdo con las siguientes disposiciones:

- Tendrán la condición de entidades declarantes el Banco de España, las entidades de crédito españolas, las sucursales en España de las entidades de crédito extranjeras, los fondos de garantía de depósitos, las sociedades de

⁴² Que le dedica íntegramente su Capítulo VI.

garantía recíproca y de reafianzamiento y aquellas otras entidades que determine el Ministerio de Economía a propuesta del Banco de España.

- Los bancos y entidades de crédito presentarán a la Central de Información de Riesgos los datos de posición de todos los créditos, referidos al último día hábil del mes anterior. Asimismo, deberán proporcionar a la CIRBE todos los datos necesarios para identificar a las personas con quienes mantengan, directa o indirectamente, riesgos de crédito, así como las características de dichas personas y riesgos, incluyendo, en particular, las que afecten al importe y la recuperabilidad de éstos.
- Se considera riesgo de crédito la eventualidad de que la entidad declarante pueda sufrir una pérdida como consecuencia del incumplimiento de alguna de las obligaciones de sus contrapartes o de los garantes de éstas en contratos tales como préstamos, créditos, descuentos, emisiones de valores, etc.
- El Ministerio de Economía, y con su habilitación expresa el Banco de España, determinará las clases de riesgos a declarar, las declaraciones periódicas o complementarias a remitir de modo que se asegure que los datos están suficientemente actualizados. Tradicionalmente ha sido obligatoria la declaración de todos aquellos créditos que alcancen o superen la cantidad que el Banco de España señale en sus instrucciones a la banca privada⁴³.
- No obstante lo anterior, los bancos vendrán obligados a comunicar los créditos que, cualquiera sea su cuantía, correspondan a beneficiarios que se encuentren en situación de quiebra, suspensión de pagos, moratoria o insolvencia, quedando facultado el Banco de España para determinar las otras cuentas a que hace referencia el párrafo tercero del artículo 16 del Decreto-Ley 18/1962.
- Los datos declarados a la CIRBE tendrán carácter reservado para el Banco de España. No obstante, los bancos y las entidades de crédito podrán solicitar a la CIRBE información respecto al endeudamiento total de cualquier persona física o jurídica, acompañando en su caso autorización firmada del beneficiario al que se refiere tal información.

En la actualidad la CIRBE tiene documentados créditos por un importe superior a 900.000 millones de euros (no se consideran los préstamos interbancarios), lo que representa un porcentaje equivalente al 80% del total; los datos recogidos hacen referencia a 10.000.000 de prestamistas, de los que aproximadamente 620.000 corresponden a corporaciones (sociedades).

➤ Central de Balances del Banco de España

A través del Servicio de Estudios del Banco de España y, específicamente, de la Oficina de Estadística y Central de Balances, lleva funcionando desde 1984 la *Central de*

⁴³ Art. 3^a O.M. 13/2/1963: "Se entenderá alcanzada la cifra determinante de la obligación a declarar cuando, sumados todos los créditos autorizados a un mismo beneficiario por un banco o entidad de créditos aún concedidos o utilizados en distintas sucursales, se llegue al tope determinado". En la actualidad el límite general está en 1.000.000 pts. (6.010 euros) en el caso de que la contraparte sea nacional, y de 50.000.000 pts. (300.506 euros) si la contraparte es extranjera.

*Balances del Banco de España*⁴⁴, encargada de recoger información económico-financiera de las empresas no financieras españolas que, voluntariamente, colaboran mediante la cumplimentación de un formulario normalizado (600 ítems para grandes empresas, alrededor de 300 para empresas pequeñas).

En la actualidad la Central de Balances Anual incluye información de 6.535 empresas y más de 175.000 estados financieros⁴⁵, llevando a cabo diversos análisis sectoriales agregados de carácter público, al tiempo que informa y asesora a las empresas colaboradoras acerca de su situación económico-financiera relativa.

Desde 1993 se viene utilizando adicionalmente la encuesta de periodicidad trimestral CBT (*“Central de Balances Trimestral”*), aplicada a 723 de las mayores empresas nacionales que sirve para obtener “información de avance” útil para el contraste de diversos estudios de coyuntura económica⁴⁶.

Por otro lado, la *Dirección General de Operaciones, Mercados y Sistemas de Pagos* del Banco de España, a través de su Oficina de Operaciones, lleva a cabo un análisis de crédito de las principales empresas financieras nacionales, al objeto de determinar su perspectiva financiera a largo plazo (tomando como base la información proporcionada por estas entidades a la Central de Balances y a la Central de Información de Riesgos del Banco de España).

Se consideran cuatro niveles posibles de calidad de crédito, correspondiendo los niveles 1 y 2 a una “calidad de crédito alta”, el nivel 3 a una “zona de duda”, generalmente consecuencia de la inexistencia de información relevante para el análisis, y el nivel 4 a una “zona de riesgo”. El rating final asignado a cada empresa se decide por consenso por un comité de crédito y es comunicado a la Comisión Ejecutiva del Banco de España.

1.3.2. Regulaciones bancarias: Normas internacionales

El papel crítico de la banca en la economía productiva ha motivado la aparición de regulaciones complejas y estrictas que, sin embargo, se enfrentan a un entorno cada vez más liberalizado y competitivo, en el que las entidades necesitan diferenciarse entre sí y están sometidas a continuos procesos de innovación.

De esta forma, el regulador bancario actual trata de encontrar un equilibrio entre regulación (seguridad sistémica) y liberalización de la actividad bancaria (globalización), que permita conseguir una mejora del servicio y satisfacer las nuevas necesidades financieras que demanda la Economía (DEL ÁGUILA QUESADA et al., 2002, pág. 14).

En el ámbito bancario, las dos principales regulaciones formuladas hasta el momento se han diseñado dentro del marco de actuación del Comité de Supervisión Bancaria del Banco Internacional de Pagos de Basilea (BIS). Este Comité, constituido en 1974 por representantes de los bancos centrales y autoridades supervisoras de Bélgica, Canadá, Francia, Alemania, Italia, Japón, Luxemburgo, Países Bajos, España⁴⁷, Suiza,

⁴⁴ No obstante, hasta 1997 no existía un sistema formal de evaluación.

⁴⁵ Información relativa al avance de resultados a fecha 31 de octubre de 2004.

⁴⁶ Información relativa al primer semestre de 2006.

⁴⁷ Fue invitada a unirse al Comité el 1 de Febrero de 2001.

Reino Unido y EE.UU., ha establecido distintas normas y recomendaciones sobre “*buenas prácticas*” de la industria bancaria, que han sido posteriormente aceptadas por los principales Estados nacionales a nivel mundial.

En este punto, cabe destacar que los sucesivos Acuerdos de Basilea son *Acuerdos de Capital Regulatorio*, esto es, establecen un requerimiento mínimo de capital, calculado como un porcentaje según los riesgos asumidos, común para todas las entidades, con el objetivo de garantizar un mínimo de solvencia a los sistemas financieros.

Dicho *capital regulatorio* debe distinguirse del *capital económico* utilizado para la gestión interna del riesgo de crédito, o nivel de recursos propios que las entidades mantienen con el objetivo de garantizar, con una probabilidad determinada, que las pérdidas posibles derivadas de los diferentes tipos de riesgos que pueden afectar a la entidad no supongan su quiebra.

Si bien el supervisor es el que determina el capital regulatorio, el capital económico es establecido por la propia entidad financiera, que elige el nivel de confianza con el que desea operar, aunque el segundo debe ser igual o superior al primero⁴⁸ (GARCÍA CÉSPEDES, 2005, pág. 112). Como consecuencia, dos entidades sujetas a un mismo requerimiento de capital regulatorio no tienen por qué poseer el mismo capital económico.

1.3.2.1. El Acuerdo de Capital de Basilea de 1988 (Basilea I)

La quiebra del sistema de Breton Woods, a lo largo de los años setenta del siglo XX, con la desaparición de los tipos de cambio fijos y del patrón oro, supuso un incremento en el riesgo de pérdida en las transacciones comerciales de la banca, así como una mayor volatilidad de las tasas de interés y el incremento del riesgo país al que se enfrentaban estas entidades.

Esta creciente inestabilidad bancaria⁴⁹, unida al proceso de globalización y desregulación de los mercados financieros internacionales, dio lugar a que los países del G-10 buscaran soluciones comunes a través de la creación del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, cuyo objetivo principal era la consecución de un acuerdo de cooperación regular entre los países miembros en materia de supervisión bancaria. Para ello se establecían tres líneas fundamentales de actuación:

- ✓ El intercambio de información en acuerdos de supervisión nacional.
- ✓ El desarrollo de técnicas efectivas de supervisión internacional en el ámbito bancario.
- ✓ El establecimiento de reglas de supervisión comunes, en aquellas áreas donde éstas se consideraran deseables.

En Mayo de 1983, el Comité finalizó el documento denominado “Principios para la Supervisión del Establecimiento de Bancos Extranjeros”, que estableció los principios básicos para la supervisión común de sucursales de bancos extranjeros, filiales y riesgos conjuntos. Posteriormente, el Comité mostró su preocupación por

⁴⁸ En la actualidad, la práctica totalidad de entidades financieras tienen recursos propios claramente superiores al requerimiento mínimo regulatorio.

⁴⁹ Destaca particularmente la caída del *Bankhaus I.D.,Herstatt*, de Alemania Occidental, en 1974.

establecer un estándar mínimo de capital en relación a los riesgos asumidos por las entidades, que fortaleciera la estabilidad del sistema bancario internacional. Finalmente, en julio de 1988 se aprobó el denominado “Acuerdo de Capital de Basilea”, firmado en 1988, también conocido como el “Acuerdo de 1988” o “Basilea I”, que estipulaba la instrumentación de un patrón de capital mínimo del 8% a finales de 1992. Este acuerdo ha sido progresivamente implementado no sólo en los países miembros, sino en todos los países con bancos internacionalmente activos.

La regulación incluida en el Acuerdo inicial de 1988, así como en las posteriores enmiendas, resulta muy detallada al objeto de recoger todas las situaciones específicas que pudieran ocurrir en el mercado.

Dichas normas se concentran en torno a dos secciones principales: riesgo de crédito y riesgo de mercado, estableciendo el capital mínimo de la entidad a partir de ambas medidas de riesgo:

$$\text{Capital mínimo} \geq 8\% \left[\left(\sum (\text{activos} \cdot w_a) + \sum (\text{equivalentes de crédito} \cdot w_{ce}) \right) + \right. \\ \left. + 12.5 \cdot \text{Capital requerido para riesgo de mercado} \right]$$

❶ Riesgo de crédito (“credit risk”)

La gestión del riesgo de crédito en el ámbito de Basilea I se centra en el conocido “ratio de Cooke”, que sirve de base para la medición de la exposición al riesgo de crédito de la entidad, según las reglas establecidas en los tres capítulos principales del Acuerdo (“Tier I”, “Tier 2” y “Tier 3”, incluido con posterioridad).

De acuerdo con este ratio, el capital mínimo de la entidad debe cumplir la siguiente condición principal:

$$\frac{\text{Fondos propios} + \text{Quasi fondos propios}}{\sum (\text{activos} \cdot w_a) + \sum (\text{equivalentes de crédito} \cdot w_{ce})} \geq 8\% \quad (\text{Tier 1 y Tier 2}),$$

entendiendo por “fondos propios” (Tier 1) el capital de la entidad y las reservas públicas acumuladas (CSBB, 1988, pág. 3), y como “quasi fondos propios” (Tier 2) las reservas no incluidas en las cuentas públicas, las reservas de revalorización, las provisiones para riesgos y gastos, los instrumentos híbridos de capital y la deuda subordinada.

Asimismo, el Acuerdo considera la necesidad de realizar determinadas deducciones respecto al capital de la entidad, entre ellas el fondo de comercio (“goodwill”) y las inversiones subsidiarias comprometidas en banca y otras actividades financieras, que no se encuentren consolidadas en los respectivos sistemas nacionales.

Asimismo, se precisa que la entidad satisfaga las condiciones complementarias siguientes:

$$\frac{\text{Fondos propios}}{\text{Fondos propios} + \text{Quasi fondos propios}} \geq 50\% \quad (\text{Tier 1}),$$

$$\frac{\text{Fondos propios}}{\sum (\text{activos} \cdot w_a) + \sum (\text{equivalentes de crédito} \cdot w_{ce})} \geq 4\% \quad (\text{Tier 1}),$$

$$\frac{\text{Deuda subordinada}}{\text{Fondos propios}} \leq 50\% \quad (\text{Tier 2}).$$

De esta forma, el cálculo del ratio de Cooke emplea distintos pesos para los activos de la entidad, según su mayor o menor riesgo asociado, que oscilan entre el 0% y el 100% (Tabla 1.13). Asimismo, se distingue entre activos incluidos en Balance y activos fuera de Balance, que son transformados en “equivalentes de crédito” a través de un conjunto de factores de conversión (CSBB, 1988, pág. 23).

Ponderación	Tipo de activos
0%	Caja. Derechos sobre gobiernos y bancos centrales denominados en moneda nacional y consolidados en dicha moneda. Otros derechos sobre gobiernos y bancos centrales de países de la OCDE. Derechos con colateral de valores líquidos de gobiernos centrales OCDE, o garantizados por gobiernos centrales OCDE.
0, 10, 20 ó 50% (a discreción de cada país)	Derechos sobre entidades públicas nacionales, excluyendo el gobierno central, y préstamos garantizados por dichas entidades.
20%	Derechos sobre bancos multilaterales de desarrollo (IBRD, IADB, AsDB, AfDB, EIB) (1) y derechos garantizados o con colateral de títulos valores de dichas entidades. Derechos sobre bancos incorporados a la OCDE y préstamos garantizados por bancos incorporados a la OCDE. Derechos sobre bancos incorporados en países fuera de la OCDE con una madurez residual de hasta un año, y préstamos con una madurez o vencimiento de hasta un año garantizado por dichas entidades. Derechos sobre entidades públicas no nacionales pero incluidas en la OCDE, excluyendo gobiernos centrales y préstamos garantizados por dichas entidades. Asimilados de caja en proceso de cobro.
50%	Préstamos completamente garantizados con hipotecas sobre propiedades inmobiliarias no ocupadas por el acreedor o arrendadas.
100%	Derechos sobre el sector privado Derechos sobre bancos incorporados en países fuera de la OCDE con una madurez residual superior a un año. Derechos sobre gobiernos centrales fuera de la OCDE (excepto los denominados en moneda nacional y consolidados en esa moneda). Derechos sobre empresas propiedad del sector público. Planta, equipamientos y otros activos fijos. Bienes inmuebles y otras inversiones (incluyendo inversiones en participaciones no consolidadas en otras empresas). Instrumentos de capital emitidos por otros bancos (excepto los que se deduzcan del capital) Resto de activos.

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (1988), págs. 21-22.

Nota: **(1)** IBRD= Banco Internacional de Reconstrucción y Desarrollo; IADB= Banco Interamericano de Desarrollo; AsDB= Banco Asiático de Desarrollo; AfDB= Banco Africano de Desarrollo; EIB= Banco Europeo de Inversiones.

Cálculo del ratio de Cooke según Basilea I
Tabla 1.13

La principal ventaja del ratio de Cooke radica en su simplicidad, ya que permite calcular el capital por “grandes masas”, si bien existen inconvenientes muy destacados en su aplicación (BESSIS, 2002, pág. 34):

- Las posiciones a corto plazo tienen un peso asociado del 0%, mientras que las posiciones a largo plazo se ponderan al 100%. Esta situación lleva a situaciones artificiales de arbitraje por parte de las entidades financieras, que prefieren la renovación de créditos a corto plazo antes que el posicionamiento a largo plazo.
- No se considera la posibilidad de recuperar parte de la posición en caso de impago, incluso en aquellos casos en los que dicha recuperación está prácticamente asegurada, como en el caso de valores líquidos con garantías subsidiarias.
- El ratio de Cooke no considera los efectos de la diversificación de portafolios, al suponer que el riesgo asociado con el conjunto de posiciones es la suma aritmética de los riesgos individuales de cada cartera, sin analizar posibles interacciones entre los mismos.

Finalmente, como señalaba *Tommaso Padoa-Schioppa*, presidente del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea durante el periodo 1993-1997, este sistema de gestión de riesgo de crédito presenta la limitación de no distinguir entre diferentes categorías de riesgos crediticios respecto a corporaciones privadas. Así, el porcentaje del 8% se aplica indistintamente a corporaciones calificadas como AAA o como C, cuando el riesgo de insolvencia de unas y otras es muy diferente.

② *Riesgo de mercado (“market risk”)*

Si bien el riesgo de mercado no se encontraba contemplado en el Acuerdo de 1988, una Enmienda incluida en enero del año 1996 estableció que las posiciones comerciales en bonos, acciones, moneda extranjera y futuros sobre productos básicos (“*commodities*”) debían eliminarse del capítulo dedicado al riesgo de crédito y constituir un apartado especial, de forma que el banco asumiera cargas explícitas de capital según su posición en cada instrumento⁵⁰.

Así, la Enmienda de 1996 extiende explícitamente los requerimientos de capital hacia el riesgo de mercado, incluyendo aspectos relacionados con la valoración de las entidades y sus posiciones en los mercados, a través del Capítulo conocido como “Tier 3” (CSBB, 1996, pág. 7).

Para la adecuada gestión del riesgo de mercado, la Enmienda de 1996 introduce dos propuestas alternativas, que pueden ser combinadas entre sí:

- *Propuesta estandarizada (“standardized approach”)*: Centrada en la medición del riesgo de interés, posiciones sobre acciones, riesgo de tipo de cambio y riesgos de “*commodities*”, establece reglas específicas para calcular las cargas de capital, reconociendo la posibilidad de efectos compensatorios entre los valores. Esta propuesta introduce una metodología “*building-block*” o de abajo-arriba por etapas, que calcula por separado cada uno de los riesgos de mercado a los que

⁵⁰ Un análisis crítico de la Enmienda de 1996 puede consultarse en CAROSIO (1998) y DE LA CRUZ, (1998).

está sometida la entidad, para integrarlos finalmente en una medida global final.

- *Propuesta interna ("internal models")*: Considera la aplicación de los modelos internos de riesgo empleados por la entidad para la gestión de carteras, siempre que cumplan una serie de condiciones mínimas, definiendo el riesgo de mercado como la pérdida estimada durante el periodo mínimo requerido para liquidar los títulos en el mercado⁵¹.

Asimismo, introduce el concepto de "pérdida potencial máxima" o VaR ("*value at risk*" o "valor en riesgo"), que se emplea para determinar el riesgo de mercado individual de un determinado instrumento, actualizado diariamente. Para ello, se considera la distribución de beneficios y pérdidas derivada de las variaciones en los parámetros del mercado, definiendo la pérdida potencial como el percentil 99 de dicha función (una cola):

$$RM_t = \text{Max} \left(K \cdot \frac{1}{60} \cdot \sum_{i=1}^{60} VaR_{t-i}; VaR_{t-1} \right),$$

siendo RM_t el riesgo de mercado en el momento t , K un factor multiplicativo (3 + "plus factor") y calculándose el VaR con un nivel de confianza del 99%, un horizonte temporal o periodo de tenencia de 10 días y un periodo previo de observación de al menos un año (GONZÁLEZ MOSQUERA, 2004).

La propuesta interna considera la necesidad de que las entidades establezcan programas de "*stress testing*", esto es, de identificación de hechos que, si bien tienen una baja probabilidad de ocurrencia, pueden causar un impacto crítico en los bancos⁵².

Finalmente, el Capítulo tercero del Acuerdo ("Tier 3") permitió a los bancos emplear deuda subordinada a corto plazo para cubrir su riesgo de mercado.

1.3.2.2. El Acuerdo de Capital de Basilea de 2004 (Basilea II)

A mediados de los años 90 del siglo XX, el fenómeno de la globalización económica, así como la aparición de nuevas formas de riesgo en las empresas y en la banca, propiciaron el replanteamiento de la regulación internacional en materia de riesgos y, particularmente, del Acuerdo "Basilea I" del año 1988.

Entre las principales razones que motivaron la revisión del Acuerdo de Capital destacan las siguientes (DEL ÁGUILA QUESADA et al., 2002, pág. 103):

- ✚ El cambio en la composición del Balance de las empresas debido a la mayor interconexión de los mercados, con la consiguiente desmovilización de recursos (desintermediación, titulización, etc.) y el acceso por parte de las empresas a un mayor número de mecanismos de financiación.
- ✚ La liberalización del sector y las mayores necesidades reguladoras, debido al incremento de las operaciones realizadas por las entidades financieras y a las diversas transformaciones que han sufrido los mercados.

⁵¹ Generalmente se considera un periodo de 10 días.

⁵² El Acuerdo incluye en este punto aspectos críticos relacionados tanto con el riesgo de mercado como con el riesgo de crédito y, por primera vez, hace referencia al riesgo operacional (CSBB, 1996, pág. 46).

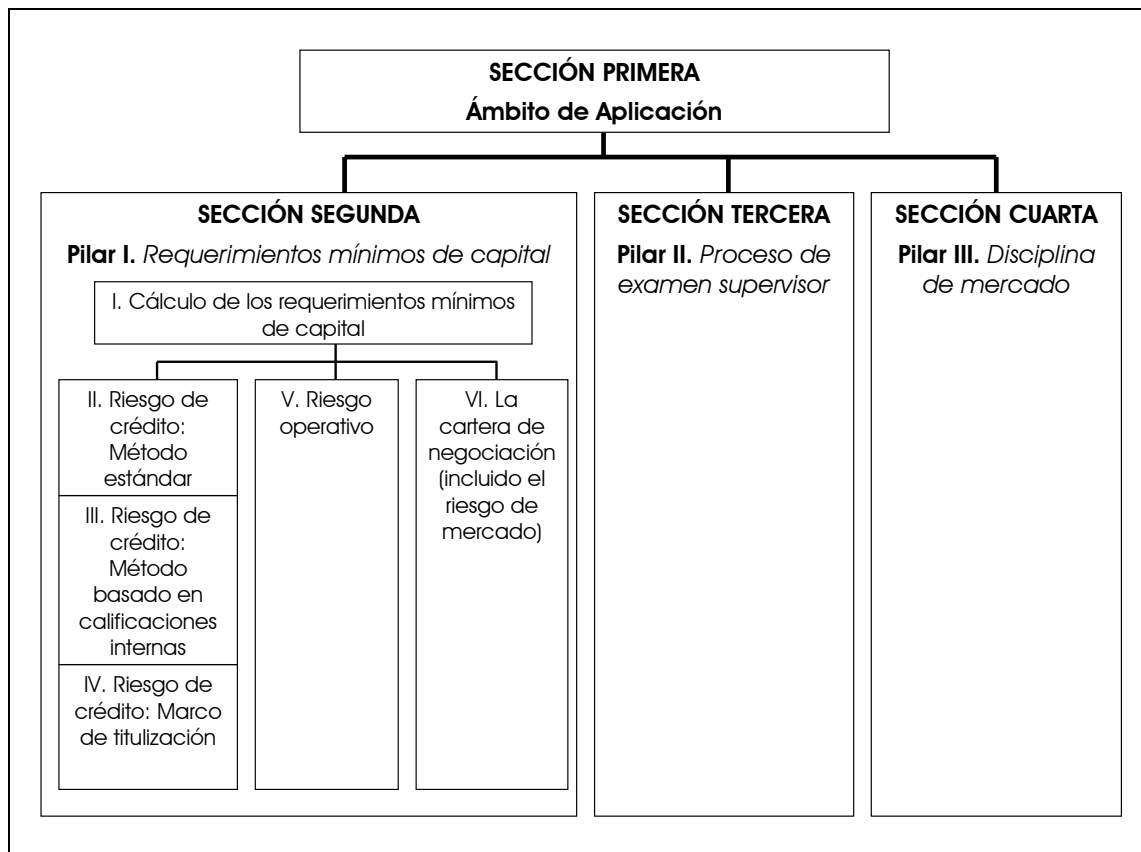
- ✚ La expansión del crédito vinculada con la prolongación del ciclo económico, que unida a los mayores recursos del sector privado justificaban la necesidad de cambios en el marco regulatorio bancario.
- ✚ Los avances en el ámbito informático y tecnológico, con la aparición de nuevas operaciones (servicios de Internet, sistemas de pagos virtuales, plataformas de negocio electrónico, etc.) y nuevos riesgos asociados.
- ✚ La evolución del negocio de los servicios financieros, debido a la diversificación del negocio bancario, que resulta cada vez más complejo.
- ✚ La evolución y mejoras en la administración del riesgo implícito, lo que permite conseguir un mejor ajuste riesgo-rentabilidad.
- ✚ El incremento de la producción parabancaria, derivada de la expansión de los mercados financieros.

Así, ante la mayor exposición al riesgo en un entorno de incertidumbre, las empresas bancarias han pasado de una cultura de aversión al riesgo, a otra centrada en su gestión eficiente y objetiva, al objeto de conseguir un adecuado equilibrio entre rentabilidad y exposición. De esta forma, se incrementa la transparencia de la empresa bancaria ante el regulador y el resto de agentes económicos (accionistas, depositantes, acreditados, Estado, etc.), precisando de nuevas reglas que permitan dar respuesta a las necesidades manifestadas por las entidades.

En Junio de 1999, el Comité de Supervisión Bancaria emitió una propuesta para el establecimiento de un nuevo sistema de capital (*"International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards"*), que reemplazara al acuerdo inicial de 1988. A partir de este momento se inició un intenso proceso consultivo y de trabajo en comisiones especializadas, fruto del cual resultó el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, aprobado el 26 de Junio de 2004. Asimismo, en Noviembre de 2005 se publicó un nuevo Documento revisado, que añade al texto original algunas normas adicionales sobre riesgo de mercado (CSBB, 2005c).

El objetivo principal del Nuevo Acuerdo consiste en alcanzar la suficiencia patrimonial de los bancos para la cobertura tanto del *riesgo de crédito*, como del *riesgo operacional* (denominativo operativo en este ámbito) y del *riesgo de mercado*, al objeto de garantizar la solidez del sistema financiero. Asimismo, se enfatiza el papel desempeñado por las entidades supervisoras y la disciplina de mercado, que complementan los conocidos requisitos de capital mínimo. Para alcanzar tales objetivos, el acuerdo se organiza en torno a tres pilares fundamentales (Figura 1.31).

- ✓ *Pilar I:* Requerimientos mínimos de capital. Este Pilar trata de modificar la forma de calcular el riesgo para las operaciones activas, introduciendo nuevos criterios para la medida del riesgo operativo u operacional.
- ✓ *Pilar II:* Procesos de revisión supervisora. Este Pilar establece diversos criterios para conseguir una supervisión bancaria eficaz. Asimismo, se incluyen medidas para regular el riesgo de tipo de interés en la cartera de inversión.
- ✓ *Pilar III:* Disciplina de mercado. El tercer Pilar persigue la mejora de los sistemas de información de las entidades financieras, al objeto de conseguir una mejora de la disciplina de mercado.



Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a), págs. 21-22.

Figura 1.31
Estructura del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (Basilea II)

La combinación de las disposiciones incluidas en cada pilar, analizadas a continuación, permite conseguir un marco de actuación más flexible y sensible a los distintos tipos de riesgos a los que se enfrentan las entidades financieras (Tabla 1.14). Asimismo, la implantación efectiva del Acuerdo debe considerar el entorno financiero, contable, legal, supervisor y de mercado en que actúa cada entidad.

Acuerdo Basilea I	Nuevo Acuerdo Basilea II
Considera una única medida de riesgo.	Mayor énfasis en las metodologías internas de las entidades, el proceso de revisión supervisora y la disciplina de mercado.
Se propone una única opción para las entidades.	Flexibilidad, diversas alternativas e incentivos. Mayor sensibilidad respecto al riesgo de crédito para conseguir una mejor gestión de riesgos.

Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 41.

Comparación entre los Acuerdos Basilea I y Basilea II
Tabla 1.14

Respecto a las entidades a las que resultará de aplicación el Nuevo Acuerdo, las distintas autoridades supervisoras serán las responsables de definir los factores de inclusión, entre los que deberían considerarse lo siguientes (CSBB, 2004b, pág. 8):

- Tamaño del banco (por ejemplo, volumen de activos de la entidad respecto al conjunto de activos del sistema bancario).
- Naturaleza y complejidad de las operaciones.
- Participación en actividades o líneas de negocio particularmente relevantes.
- Operaciones en mercados internacionales.
- Perfil de riesgo de la entidad y desarrollo de la gestión de riesgos.
- Otras consideraciones supervisoras que se consideren relevantes.

El Nuevo Acuerdo resuelve parte de los inconvenientes derivados del empleo del ratio de “Cooke”, tales como la fijación del mismo nivel de riesgo para todas las posiciones, sin considerar su calificación crediticia particular, a través de un nuevo conjunto de ratios, conocidos como “*ratios de McDonough*”, resumidos en la expresión (Pilar I):

$$\text{Capital mínimo} \geq 8\% \left[\begin{array}{l} (\text{Activos ponderados por riesgo de crédito}) + \\ + 12.5 \times (\text{Capital requerido para riesgo de mercado} + \\ + \text{Capital requerido para riesgo operativo}) \end{array} \right].$$

Las ponderaciones incluidas en este indicador consideran de forma diferenciada los distintos componentes del riesgo (particularmente, los activos implicados en la determinación del riesgo de crédito), creando un marco de actuación sensible a los distintos tipos de riesgos y su evolución en la entidad.

Asimismo, se mantiene la distinción entre capital del Nivel 1 o “*fondos propios*” (Tier 1), que incluye el capital de la entidad y las reservas públicas acumuladas, y el capital de Nivel 2 o “*quasi fondos propios*” (Tier 2) que incluye las reservas de revalorización, las provisiones para riesgos y gastos, los instrumentos híbridos de capital y la deuda subordinada. No obstante, según el Nuevo Acuerdo, el capital de Nivel 2 queda limitado al 100% del capital del Nivel 1.

1.3.2.2.1. Primer Pilar: Requerimientos mínimos de capital

El objetivo principal del “ratio de McDonough”, definido en el Pilar I del Nuevo Acuerdo, es garantizar que la entidad dispone de patrimonio suficiente para hacer frente a las posibles pérdidas que pueden ocasionar sus operaciones en los mercados financieros, considerando tanto el riesgo de crédito como el riesgo de mercado y el riesgo operativo u operacional.

No obstante, esta primera parte del Documento se centra en el análisis del riesgo de crédito y del riesgo operacional, no estableciendo novedades para el riesgo de mercado, cuya gestión sigue rigiéndose por la Enmienda de 1996. Respecto a los dos primeros componentes, el Nuevo Acuerdo incluye por primera vez modelos internos de medición y control, proporcionando un conjunto de opciones “*riesgo-sensitivas*” (“*risk-sensitive options*”).

Por otro lado, la problemática del riesgo de tipos de interés, que afecta directamente al riesgo de mercado de las entidades, se deja fuera de los requerimientos de capital, incluyéndose en el marco del proceso supervisor (Pilar II).

1.3.2.2.1.1. Riesgo de crédito ("credit risk")

Respecto a la gestión del riesgo de crédito, el Nuevo Acuerdo propugna una mayor flexibilidad de la existente en el Acuerdo inicial, al permitir la definición de la suficiencia patrimonial de las entidades según las calificaciones de riesgo efectuadas tanto por empresas expertas (agencias de rating y similares), como por las propias entidades financieras (siempre que cumplan unos requisitos mínimos).

Para ello, se establecen dos modelos básicos para la gestión del riesgo de crédito: (1) *el enfoque estándar*, basado en las calificaciones crediticias emitidas por agencias externas aceptadas por los supervisores nacionales; y (2) *el enfoque interno* (IRB) que, mediante sus variantes *básica* y *avanzada*, permite que la información procedente de los sistemas internos de gestión de las propias entidades sirva de referencia para el cálculo de los requerimientos mínimos de capital.

❶ *Enfoque estándar ("Standardized Approach")*

En el enfoque estándar, las exposiciones a los distintos tipos de contrapartes (riesgos soberanos, bancos, empresas, etc.) tienen unos pesos o ponderaciones de riesgo asociadas, obtenidas a partir de las denominadas *instituciones de evaluación externa de crédito* o ECAIs (generalmente, agencias de rating) o bien de las *agencias de crédito a la exportación* (ACEs) para los riesgos soberanos⁵³.

De esta forma, los activos ponderados por el riesgo de crédito se calculan a través del producto del monto de la exposición y de los pesos asociados a la misma⁵⁴ (Tabla 1.15).

Tipo de activo	Calificación	Ponderación del riesgo
Créditos soberanos y similares		
Créditos frente a Estados soberanos y sus bancos centrales. <i>(A discreción nacional podrá aplicarse una ponderación de riesgo más baja a los créditos soberanos de los bancos radicados en el país denominados en moneda local y financiados en esa moneda)</i>	AAA hasta AA-	0%
	A+ hasta A-	20%
	BBB+ hasta BBB-	50%
	BB+ hasta B-	100%
	Inferior a B-	150%
	No calificado	100%
Créditos frente al Banco de Pagos Internacionales, Fondo Monetario Internacional, Banco Central Europeo y Comunidad Europea.	--	0%
Créditos frente a empresas del sector público no pertenecientes al gobierno central (PSEs).	--	Puede utilizarse cualquiera de las opciones previstas para créditos interbancarios, o incluso, frente a soberanos.

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a).

Activos ponderados por riesgo de crédito según la propuesta de Basilea II
Tabla 1.15 (I)

⁵³ Un análisis detallado de la problemática relacionada con las calificaciones crediticias (rating) se aborda en el Capítulo 3.

⁵⁴ La notación corresponde a la metodología utilizada por Standard & Poor's, si bien ello no supone una preferencia por esta agencia por parte de los miembros del Comité.

Tipo de activo	Calificación	Ponderación del riesgo
Créditos frente a bancos multilaterales de desarrollo (MBAs).	Bancos que cumplan los requisitos establecidos en CSBB (2004a, pfo. 59).	0%
	Resto	Mismo tratamiento que para la opción 2 respecto a bancos
Créditos frente a entidades privadas		
Créditos frente a bancos. (Los supervisores nacionales seleccionarán una de las dos opciones presentadas)	<i>Opción 1: según el rating soberano</i>	
	AAA hasta AA-	20%
	A+ hasta A-	50%
	BBB+ hasta BBB-	100%
	BB+ hasta B-	100%
	Inferior a B-	150%
	No calificado	100%
	<i>Opción 2: según el rating del banco</i>	
	AAA hasta AA-	20%
	A+ hasta A-	50% [20% para créditos a corto plazo (1)].
	BBB+ hasta BBB-	50% (20% para créditos a corto plazo)
	BB+ hasta B-	100% (50% para créditos a corto plazo)
	Inferior a B-	150%
	No calificado	50% (20% para créditos a corto plazo)
Créditos frente a sociedades de valores	--	Mismo tratamiento que para los créditos inter-bancarios de ese país (2)
Créditos frente a empresas (3) (incluidas entidades aseguradoras)	AAA hasta AA-	20%
	A+ hasta A-	50%
	BBB+ hasta BB-	100%
	Inferior a BB-	150%
	No calificado	100%
Créditos incluidos en la cartera minorista reguladora		
Créditos garantizados con propiedad residencial	--	35%
Créditos garantizados con bienes raíces comerciales	--	100%
Préstamos atrasados (mora durante más de 90 días)	Provisión < 20%	150%
	20% ≤ Provisión ≤ 50%	100%
	50% < Provisión	100% (o 50% según supervisor).
Categorías con mayor riesgo		
Soberanos, PSEs, bancos y compañías de valores con rating inferior a B-, empresas con rating inferior a BB-	--	150% o superior
Porciones de titulación de activos financieros	BB+ hasta BB-	350%

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a).

Activos ponderados por riesgo de crédito según la propuesta de Basilea II
Tabla 1.15 (II)

Tipo de activo	Calificación	Ponderación del riesgo
Porción no garantizada de cualquier activo en mora por más de 90 días, neto de provisiones específicas (saldos morosos)	--	150%
Otros activos de riesgo elevado decididos por los supervisores nacionales (capital en riesgo, inversiones en participaciones accionarias privadas, etc.)	--	150%
Otros activos		
Resto de activos no incluidos en ninguna de las categorías anteriores	--	100%
Partidas fuera del Balance general (convertidas en equivalentes de crédito)		
Compromisos comerciales con un plazo de vencimiento original de hasta un año	--	20% (4)
Compromisos comerciales con un plazo de vencimiento original de más de un año	--	50% (4)
Préstamos de valores o entrega de valores como colateral por parte de los bancos	--	100%
Cartas de crédito comercial a corto plazo autoliquidables, procedentes de operaciones con bienes	--	20%
Resto de partidas fuera del Balance	--	Según Acuerdo 1988

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a).

Notas: **(1)** Se consideran créditos a corto plazo aquellos con un vencimiento igual o inferior a tres meses.

(2) Siempre que la compañía de valores esté sujeta a disposiciones de supervisión y regulación similares a las previstas en el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, en especial los requerimientos de capital en función del riesgo (CSBB, 2004a, pfo. 65).

(3) Los supervisores deberán incrementar la ponderación de las empresas no calificadas en el caso de contrapartidas ubicadas en países con tasas de incumplimiento muy elevadas.

(4) A excepción de aquellos compromisos que puedan ser cancelados incondicionalmente por el banco en cualquier momento y sin previo aviso, o para los que dispongan de cancelación automática en caso de deterioro de la solvencia del prestatario.

Activos ponderados por riesgo de crédito según la propuesta de Basilea II

Tabla 1.15 (y III)

Asimismo, el Acuerdo incluye ponderaciones específicas para determinados créditos a corto plazo frente a bancos y empresas, tales como emisiones concretas de pagarés de empresa (efectos comerciales) o similares (Tabla 1.16).

Calificación	A-1 / P-1	A-2 / P-2	A-3 / P-3	Otras
Ponderación por riesgo	20%	50%	100%	150%

Fuente: CSBB (2004a), pág. 23.

Ponderaciones para créditos a corto plazo frente a bancos y empresas (Basilea II)

Tabla 1.16

De esta forma, uno de los aspectos más desfavorables de la alternativa estándar es que a aquellas entidades que no dispongan de rating se les asigna una ponderación del 100%, equivalente a un recargo de capital del 8%. De esta forma, empresas sin rating pero con un riesgo muy bajo de contraparte se van a ver penalizadas, mientras que empresas sin rating pero con un riesgo de incumplimiento muy alto se van a ver

menos penalizadas que si tuvieran una calificación crediticia asignada (CSBB, 2001, pág. 52).

Finalmente, el empleo de técnicas de *cobertura del riesgo de crédito* (CRM) por parte de los bancos, que supone la garantía total o parcial de sus posiciones, modifica a la baja las ponderaciones por riesgo de crédito. Para ello, es necesario que las CRMs cumplan una serie de condiciones referidas a seguridad legal y calidad crediticia, principalmente. Asimismo, es probable que en estos casos se incrementen otros riesgos residuales, como los riesgos legal, operacional, de liquidez y de mercado, por lo que los bancos deben establecer mecanismos adecuados para la gestión de todos los riesgos adyacentes.

De esta forma, el conjunto de garantías susceptible de utilización como CRM se centra en los siguientes activos financieros:

- Efectivo en cuenta corriente o de ahorro.
- Deuda con calificación mínima de BB- emitida por gobiernos u otras administraciones que reciban del supervisor un tratamiento similar a aquéllos.
- Deuda emitida por bancos, entidades gestoras de valores y empresas con calificación BBB- o superiores.
- Acciones incluidas en los índices destacados.
- Oro.

El Nuevo Acuerdo contempla las siguientes técnicas de CRM y sus efectos sobre las ponderaciones por riesgo de crédito:

Operaciones con colateral

De acuerdo con Basilea II, una operación con colateral es aquella que satisface las siguientes condiciones (CSBB, 2004a, pfo. 119):

- “(...)• Los bancos se exponen a un riesgo de crédito efectivo o potencial, y
- dicha exposición efectiva o potencial está total o parcialmente cubierta mediante colateral entregado por la contraparte o bien por un tercero a favor de la contraparte”.

En las operaciones con colateral financiero admisible, los bancos podrán reducir su riesgo de crédito frente a la contraparte, de acuerdo con la cobertura del riesgo derivada del colateral. Para ello, podrán utilizar dos enfoques diferentes:

(1) *enfoque simple*, que sustituye la ponderación por riesgo de la contraparte por la ponderación por riesgo del colateral para el tramo colateralizado;

y (2) *enfoque integral*, que permite una mayor cobertura de los riesgos con colateral, al reducir de forma efectiva el nivel de exposición al riesgo hasta el valor adscrito al colateral; para ello, con la ayuda de descuentos, los bancos ajustarán tanto la cuantía de la posición frente a la contraparte como el valor del colateral recibido. Finalmente, para determinar tales descuentos, las entidades podrán utilizar:

- Descuentos supervisores estándar, según porcentajes establecidos por el Comité (Tabla 1.17).

- Descuentos de estimación propia, utilizando la volatilidad del precio de mercado estimada internamente por el banco (intervalo de confianza asimétrico del 99%), considerando un periodo histórico de observación mínimo de un año, así como muestras con una frecuencia no inferior a tres meses. Los bancos podrán utilizar para esta estimación los modelos que consideren más oportunos (cuantitativos y/o cualitativos), tales como simulaciones históricas y técnicas de Monte Carlo.

Como alternativa, podrán utilizarse modelos VaR (“valor en riesgo”) para reflejar la volatilidad de los precios de la posición y el colateral en el caso de operaciones de tipo “pacto de recompra”, incluidas en acuerdos bilaterales de compensación, teniendo en cuenta los efectos de la correlación entre las posiciones en valores (CSBB, 2004a, pfo. 178). En la utilización de tales métodos será de aplicación la Enmienda sobre Riesgo de Mercado (CSBB, 1996).

Calificación de emisión para títulos de deuda (1)	Vencimiento residual	Soberanos	Otros emisores
AAA hasta AA-/A-1	≤ 1 año	0,5 %	1 %
	> 1 año. ≤ 5 años	2 %	4 %
	> 5 años	4 %	8 %
A+ hasta BBB-/A-2/A-3/ /P-3 y títulos de deuda bancaria sin calificación	≤ 1 año	1 %	2 %
	> 1 año. ≤ 5 años	3 %	6 %
	> 5 años	6 %	12 %
BB+ hasta BB-	Todo	15 %	
Acciones (y bonos convertibles) en índices bursátiles principales y oro		15 %	
Otras acciones (y bonos convertibles) cotizadas en bolsas reconocidas		25 %	
UCITS / fondos de inversión		El mayor descuento aplicable a cualquier valor en el que se pueda invertir el fondo	
Efectivo en la misma divisa		0 %	

Fuente: CSBB (2004a), pfo. 151.

Notas: **(1)** Se supone una valoración diaria del activo a precios de mercado, una reposición diaria de márgenes y un periodo de mantenimiento de 10 días hábiles.

Descuentos supervisores estándar para operaciones con colateral (Basilea II)

Tabla 1.17

Compensaciones en el Balance

Los bancos que cuenten con acuerdos de compensación jurídicamente exigibles entre préstamos y depósitos podrán calcular los requerimientos de capital a partir de los riesgos de crédito netos.

Garantías y derivados de crédito

Si las entidades poseen garantías o derivados de crédito directos, explícitos, irrevocables e incondicionales, podrán deducirse en el cálculo de los requerimientos de capital⁵⁵. Para ello, los supervisores deberán contrastar que los bancos cumplen ciertos requisitos operativos mínimos relativos a los procesos de gestión del riesgo.

⁵⁵ Sólo se incluirán en este apartado las garantías emitidas por entidades con una ponderación por riesgo inferior a la de la contraparte.

Desfase de plazos de vencimiento

A efectos del cálculo de activos ponderados, un desfase de plazos tiene lugar cuando el plazo de vencimiento residual de la cobertura es inferior al de la posición subyacente. Cuando la CRM tenga un plazo de vencimiento residual inferior a un año, la CRM no será reconocida a efectos de capital regulador. Si el plazo de vencimiento es superior a un año, la CRM sólo se reconocerá parcialmente.

Otros

Respecto a los conjuntos de coberturas de riesgo crediticio y los derivados de crédito de primer y segundo incumplimiento, deberán realizarse cálculos específicos (CSBB, 2004a, pfs. 206-210).

Los supervisores nacionales son los responsables de determinar si una determinada ECAI cumple o no los requisitos establecidos para el reconocimiento de sus calificaciones respecto al Método Estándar, pudiendo reconocerse de forma total o parcial (por tipo de crédito, por jurisdicción, etc.). Asimismo, los supervisores serán los responsables de asignar las evaluaciones de las ECAI a las ponderaciones por riesgo disponibles en el método estándar. Dichas ponderaciones deberán ser utilizadas de forma coherente por los bancos para cada tipo de crédito, no pudiéndose realizar una aplicación selectiva de las evaluaciones de las distintas ECAIs.

A continuación se resumen los criterios de supervisión a satisfacer por estas entidades, según Basilea II (CSBB, 2004a, pfo. 91):

✓ *Objetividad*: La metodología utilizada por la ECAI debe ser rigurosa y sistemática y estar sujeta a algún tipo de validación basado en la experiencia histórica. Las evaluaciones de crédito deben ser objeto de examen continuo y responder a los cambios en las condiciones financieras. Debe utilizarse una metodología de evaluación para cada segmento de mercado, con inclusión de pruebas rigurosas sobre los resultados ("*backtesting*"), al menos durante un año y preferiblemente por tres, antes de que la institución pueda ser reconocida por los supervisores.

✓ *Independencia*: La institución de calificación analizada debe ser independiente y no estar sujeta a presiones políticas ni económicas que podrían influenciar su calificación. El proceso de calificación debe estar libre de conflictos de intereses.

✓ *Acceso internacional / Transparencia*: Tanto las instituciones locales como las extranjeras con intereses legítimos deberán tener acceso a las evaluaciones individuales bajo idénticas condiciones. La metodología general empleada por la ECAI debe estar a disposición del público.

✓ *Divulgación*: La ECAI debe divulgar información relativa a métodos de evaluación (incluyendo la definición de incumplimiento), horizonte de tiempo y significado de cada calificación, índices de incumplimiento para cada categoría y probabilidad de transiciones entre las categorías.

✓ *Recursos*: La ECAI debe tener recursos suficientes como para realizar evaluaciones de crédito de alta calidad. Tales recursos deben posibilitar un buen número de contactos permanentes con los niveles superiores y operativos de las entidades evaluadas, a fin de agregar esta información a las evaluaciones realizadas, que deben combinar datos cualitativos y cuantitativos.

✓ *Credibilidad*: La credibilidad se deriva en cierta manera de los requisitos anteriores, de forma que la propia credibilidad de los inversores, aseguradores y socios comerciales respecto a las evaluaciones de la agencia constituye una prueba adicional de credibilidad. Adicionalmente deben existir procedimientos internos para prevenir el mal uso de información confidencial.

Si bien como regla general los bancos deberán utilizar evaluaciones solicitadas de ECAIs admisibles, los supervisores nacionales podrán permitir el uso de evaluaciones no solicitadas del mismo modo que las solicitadas⁵⁶ (CSBB, 2004a, pfo. 108). Asimismo, cuando existan dos calificaciones alternativas, se aplicará la menor; si existen más de dos calificaciones admitidas, se tomarán las dos calificaciones a las que correspondan los coeficientes de riesgo más reducidos, y si son diferentes se tomará la ponderación más alta⁵⁷.

En resumen, el enfoque estándar viene a representar la continuidad respecto al Acuerdo de Basilea de 1998, si bien incrementando los compartimentos de asignación del riesgo, que pasan a definirse según las características institucionales de las contrapartes, de acuerdo con los niveles de rating concedidos a éstas por parte de agencias externas (CSBB, 2001, págs. 51-52).

2 Enfoque interno ("*Internal Ratings-Based*" o IRB)

El *Enfoque basado en Calificaciones Internas* o IRB permite a los bancos estimar de forma interna sus componentes de riesgo de cara a la determinación de los requisitos de capital para una determinada posición. Para ello, las entidades deben haber recibido la aprobación del supervisor, estando sujetas a ciertos requisitos mínimos y opciones de divulgación.

En el método IRB, el banco clasifica las posiciones de su cartera de inversión en cinco categorías generales de activo con distintos tipos de riesgo crediticio asociado; así, se distinguen las posiciones⁵⁸:

- (1) Frente a empresas ("*corporate exposures*"), en las que la recuperación de la posición va asociada a la actividad típica de dicha entidad; incluye cinco subgrupos de financiación especializada (financiación de proyectos, de bienes, de productos básicos, de bienes raíces generadores de renta y de bienes raíces comerciales de elevada volatilidad).
- (2) Frente a soberanos, en las que la contraparte es un Estado soberano o bien un banco central.
- (3) Frente a bancos (*interbancarias*), que incluye las posiciones frente a bancos y sociedades de valores, principalmente⁵⁹.

⁵⁶ Siempre que las ECAIs no utilicen las evaluaciones no solicitadas como medida de presión para obligar a las entidades a obtener evaluaciones solicitadas.

⁵⁷ En este punto, tiene interés conocer la cobertura geográfica de las principales agencias de rating. Así, tanto Standard & Poor's como Moody's y Fitch Ratings tienen gran cobertura en EE.UU. y Europa; adicionalmente, Moody's está más enfocada hacia Asia y Standard & Poor's hacia Latinoamérica. Fitch Ratings ha mejorado en los últimos tiempos su cobertura global, presentando un gran cuota de mercado fuera de EE.UU. (SAMANIEGO MEDINA y MARTÍN MARÍN, 2005).

⁵⁸ Asimismo, el Nuevo Acuerdo presta una atención especial a la gestión del riesgo de crédito en el caso de operaciones cubiertas dentro del marco de titulización (CSBB, 2004a, pfs. 538-643).

⁵⁹ Suelen considerarse también las posiciones frente a entidades aseguradoras.

- (4) Frente al sector minorista, (“*retail exposures*”), que deben cumplir un conjunto de características, como las de tratarse de posiciones frente a particulares (tarjetas de crédito, préstamos particulares, etc.), préstamos hipotecarios, préstamos otorgados a pequeñas empresas y gestionados como minoristas de importe inferior a 1 millón de euros, y asimilados. A su vez, este grupo incluye tres subcategorías diferenciadas: posiciones garantizadas con hipotecas sobre vivienda; posiciones minoristas autorrenovables admisibles; y resto de posiciones minoristas.
- (5) Accionariales, que incluyen participaciones en la propiedad de los activos y rentas de una empresa comercial o de una institución financiera sin consolidar. Debe tratarse de posiciones no amortizables, que no incorporen ninguna obligación por parte del emisor y que conlleven un derecho residual sobre los activos o las rentas del emisor, así como algunos instrumentos financieros previstos en CSBB (2004a, pfs. 236-237).

El método IRB se fundamenta en tres elementos básicos, definidos para cada una de las categorías anteriores:

- ✓ *Componentes de riesgo*, o estimaciones de los parámetros de riesgo proporcionadas por los bancos, si bien algunas pueden proceder del supervisor.
- ✓ *Funciones de ponderación del riesgo*, o mecanismos para transformar los componentes del riesgo en activos ponderados por su nivel de riesgo y, de esta forma, en requerimientos de capital.
- ✓ *Requisitos mínimos* que debe satisfacer una entidad para poder aplicar el método IRB.

Los *componentes de riesgo* incluyen las siguientes variables: (1) probabilidad de incumplimiento (PD); pérdida dado el incumplimiento (LGD), exposición al incumplimiento (EAD) y vencimiento efectivo o madurez (M)⁶⁰.

A estos efectos, el Nuevo Acuerdo se refiere al concepto “incumplimiento” (“*default*”) en los siguientes términos (CSBB, 2004a, pfo. 452):

“Se considera que el incumplimiento con respecto a un deudor en concreto ocurre cuando acontece al menos una de las siguientes circunstancias:

- El banco considera probable que el deudor no abone al totalidad de sus obligaciones crediticias frente al grupo bancario, sin recurso por parte del banco a acciones tales como la realización de protecciones (si existieran).
- El deudor se encuentra en situación de mora durante más de 90 días con respecto a cualquier obligación crediticia importante frente al grupo bancario (...). ”

Los componentes del riesgo se combinan en las *funciones de ponderación del riesgo*, establecidas específicamente en el Nuevo Acuerdo, que también consideran el tipo de posiciones y las correlaciones entre las mismas, principalmente (CSBB, 2004a, pfs. 271-284, 327-330, 340-358, 363-368).

⁶⁰ Asimismo, también resulta posible incluir un componente de “granularidad” o G (SAMANIEGO MEDINA *et al.*, 2005).

En cuanto a los *requisitos mínimos*, existen distintas reglas relativas a doce aspectos diferenciados: (1) la composición de los requisitos mínimos; (2) el cumplimiento de los mismos; (3) el diseño del sistema de calificaciones; (4) la operativa del sistema de calificación del riesgo; (5) el gobierno corporativo y la vigilancia; (6) la utilización de calificaciones internas; (7) la cuantificación del riesgo; (8) la validación de las estimaciones internas; (9) las estimaciones supervisoras de LGD y EAD; (10) los requerimientos de capital de los arrendamientos financieros; (11) el cálculo de los requerimientos de capital de las posiciones accionarias; y (12) los requisitos de divulgación.

El método IRB se apoya en medidas de las *pérdidas inesperadas* (UL) y *esperadas* (EL). Las pérdidas esperadas se calculan mediante el producto de la PD media, la EAD y la LGD, cubriéndose mediante *provisiones*⁶¹.

Por su parte, las pérdidas inesperadas representan la pérdida máxima para un determinado nivel de confianza, por lo que se calculan mediante una fórmula similar a la anterior, pero considerando un determinado percentil de la distribución de probabilidad de incumplimiento, siendo habitual trabajar con un nivel de confianza del 99,9%. A partir de la estimación de las UL y de las estimaciones de correlación entre los activos, las funciones de ponderación por riesgo incluidas en el Acuerdo (CSBB, 2004a, pfs. 271-284, 327-330, 340-358, 363-368) producen los *requerimientos de capital mínimo* que debe mantener la entidad financiera, una vez deducidas las pérdidas esperadas.

La Figura 1.32 recoge de forma simplificada las fórmulas utilizadas para el cálculo de los requerimientos de capital mínimo para cada grupo de posiciones.

POSICIONES FRENTE A EMPRESAS, SOBERANOS Y BANCOS	POSICIONES FRENTE AL SECTOR MINORISTA	POSICIONES ACCIONARIAS
Correlación (R) = $0,12 \times (1 - \text{EXP}(-50 \times \text{PD})) / (1 - \text{EXP}(-50)) + 0,24 \times [1 - (1 - \text{EXP}(-50 \times \text{PD})) / (1 - \text{EXP}(-50))]$ Ajuste por vencimiento (b) = $(0,11852 - 0,05478 \times \ln(\text{PD}))^2$ Requerimiento de capital (K) (≥ 0) = $[\text{LGD} \times N[(1-R) \wedge (-0,5) \times G(\text{PD}) + (R/(1-R) \wedge 0,5 \times G(0,999))] - \text{PD} \times \text{LGD}] \times (1 - 1,5 \times b) \wedge (-1) \times (1 + (M - 2,5) \times b)$ Activos ponderados por su nivel de riesgo (RWA) = $K \times 12,5 \times \text{EAD}$ (Existen ajustes particulares para PYMES).	Correlación (R) para posiciones garantizadas mediante hipotecas sobre viviendas = 0,15 Correlación (R) para posiciones autorrenovables admisibles al sector minorista = 0,04 Correlación (R) para otras posiciones frente al sector minorista = $0,03 \times (1 - \text{EXP}(-35 \times \text{PD})) / (1 - \text{EXP}(-35)) + 0,16 \times [1 - \text{EXP}(-35 \times \text{PD})) / (1 - \text{EXP}(-35))]$ Requerimiento de capital (K) (≥ 0) = $\text{LGD} \times N[(1-R) \wedge (-0,5) \times G(\text{PD}) + R / (1-R) \wedge 0,5 \times G(0,999)]$ Activos ponderados por su nivel de riesgo (RWA) = $K \times 12,5 \times \text{EAD}$	El requerimiento de capital ha de ser equivalente a la pérdida potencial sufrida en la cartera accionaria de la institución a raíz de una supuesta perturbación inmediata equivalente a un intervalo de confianza asimétrico del 99,9% de la diferencia entre los rendimientos trimestrales y un tipo de interés adecuado, libre de riesgo, calculado durante un periodo muestral limitado. Activos ponderados por su nivel de riesgo (RWA) = $K \times 12,5 \times \text{EAD}$

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004).

Nota: N=distribución acumulada normal; G=distribución acumulada normal inversa de una variable normal aleatoria normal estándar; EXP=exponencial.

Activos ponderados por riesgo y requerimientos de capital mínimo (IRB)

Figura 1.32

Así el elemento fundamental de Basilea II está constituido por los componentes de riesgo, a los que se dedica la mayor parte del Nuevo Acuerdo.

⁶¹ Véase el Capítulo 2 para un análisis en detalle de las pérdidas esperadas y no esperadas.

Para la mayoría de las posiciones, el Comité permite la consideración de dos propuestas diferenciadas: el método **IRB básico** y el **IRB avanzado**. Con carácter general, bajo la *propuesta básica*, el banco proporciona sus propias estimaciones de PD, utilizando estimaciones supervisadas para los restantes componentes del riesgo. Bajo la *propuesta avanzada*, el banco utiliza sus propias estimaciones para PD, LGD, EAD y M, sujetas al cumplimiento de unos estándares mínimos (Tabla 1.18).

Tipo de posición	MÉTODO IRB BÁSICO		MÉTODO IRB AVANZADO	
	Cálculo interno	Estimaciones del supervisor	Cálculo interno	Estimaciones del supervisor
Posiciones frente a empresas, soberanos y bancos	PD	LGD, EAD, M	PD, LGD, EAD, M	-
Posiciones frente al sector minorista	PD, LGD, EAD	M	PD, LGD, EAD	M
Posiciones accionariales no incluidas en la cartera de negociación (1)	Pérdida potencial (<i>método mercado</i>) PD, LGD (90% por defecto) (<i>método PD/LGD</i>)			

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a, pfs. 246-254, págs. 52-53).

(1) Existen dos métodos fundamentales para calcular los activos ponderados por su nivel de riesgo en el caso de las posiciones accionariales no incluidas en la cartera de negociación (CSBB, 2004a, pfs. 340-361): un método basado en el mercado y un método PD/LGD

Cálculo interno de componentes del riesgo de crédito (Basilea II)

Tabla 1.18

A partir de los comentarios previos, a continuación se resumen algunas de las reglas más significativas respecto a la estimación interna de los componentes de riesgo por parte de las entidades financieras sometidas al Nuevo Acuerdo.

➤ Posiciones frente a empresas, soberanos y bancos

La estimación de la PD se llevará a cabo mediante el desarrollo de una escala de calificaciones internas de crédito ("ratings") a las que se asociarán distintos niveles de incumplimiento. Además, en el caso de posiciones frente a empresas o bancos, se tomará el mayor valor entre la PD de un año asociada a la calificación interna del prestatario y 0,03%; en el caso de posiciones frente al soberano se tomará únicamente la calificación interna.

Respecto a la LGD, los bancos pueden aplicar las ponderaciones establecidas en el Nuevo Acuerdo (45% para los créditos preferentes sin colateral y 75% para los créditos subordinados) o bien estimar la LGD como un porcentaje de la EAD.

En cuanto a la EAD, ésta no podrá ser inferior a la suma de la cantidad en la que se reduciría el capital regulador de un banco si se cancela por completo la posición, y de cualquier provisión específica y de cancelación parcial. Para estimar la EAD, en el caso de partidas dentro del Balance se permitirá la compensación de préstamos y depósitos, y en el caso de partidas fuera del Balance se multiplicará el volumen de crédito comprometido pero no utilizado por un factor de conversión de crédito (CCF) específico para cada tipo de posición.

El vencimiento efectivo (M) a considerar será de 2,5 años para el método básico, mientras que en el método avanzado se aplicará la fórmula:

$$\text{Vencimiento efectivo (M)} = \frac{\sum_t t \cdot CF_t}{\sum_t CF_t},$$

siendo CF_t los flujos de caja (principal, intereses y cuotas) que el prestatario está contractualmente obligado a pagar en el periodo t .

➤ *Posiciones frente al sector minorista*

Los bancos realizarán sus propias estimaciones de la probabilidad de incumplimiento (PD), mediante el desarrollo de calificaciones internas (CSBB, 2005a), y de la pérdida en caso de incumplimiento (LGD) asociada a cada conjunto identificado de posiciones minoristas. Asimismo, la PD de las posiciones minoristas será el mayor valor entre la PD de un año asociada al rating interno del prestatario y 0,03%.

Respecto a la exposición al riesgo de crédito (EAD) se utilizará un procedimiento similar a las posiciones frente a empresas.

➤ *Posiciones accionariales no incluidas en la cartera de negociación*

Para la determinación de los activos ponderados por riesgo en el caso de las posiciones accionariales, los supervisores pueden permitir el uso de dos metodologías alternativas: (1) enfoque basado en el mercado; y (2) método PD/LGD.

Respecto al *enfoque basado en el mercado*, existen dos variantes fundamentales que determinan los componentes de riesgo a estimar por las entidades:

- (a) Método simple de ponderación por riesgo. En esta alternativa, las posiciones accionariales negociadas públicamente reciben una ponderación del 300%, resultando aplicable al resto una ponderación del 400%.
- (b) Método de modelos internos. En este caso, las entidades utilizarán modelos internos de medición del riesgo para calcular los requerimientos de capital en función del riesgo. Así, la pérdida potencial de las posiciones accionariales de la institución se calculará mediante modelos internos de valor en riesgo (VaR) con un intervalo de confianza del 99% de la diferencia entre los rendimientos trimestrales y un tipo de interés libre de riesgo adecuado calculado a lo largo de un amplio periodo muestral.

En cuanto al *método PD/LGD*, la metodología subyacente es la misma que en el método IRB básico para posiciones frente a empresas (estimación interna de la PD, fundamentalmente), con ligeras variantes (CSBB, 2004a, pfo. 350).

Cabe destacar que, con carácter general, la medida de una posición accionarial respecto a los requerimientos del capital regulador será el valor contable que aparece en los estados financieros, que según las prácticas contables nacionales puede incluir plusvalías no realizadas:

- Inversiones contabilizadas a su valor razonable, en las que los cambios de valor se incorporen directamente a la Cuenta de Pérdidas y Ganancias y desemboquen en el capital regulador: La posición será el valor razonable que aparece en el Balance de Situación.

- Inversiones contabilizadas a su valor razonable, en las que los cambios de valor no se incorporen a los beneficios sino a un componente separado de los fondos propios ajustado de impuestos: La posición será el valor razonable que aparece en el Balance de Situación.
- Inversiones contabilizadas al coste de adquisición o al menor valor resultante de comparar el coste de adquisición y el valor de mercado: La posición será el coste de adquisición o el valor de mercado que aparezca en el Balance de Situación.

Entre los requisitos generales a verificar por todo sistema interno de rating destacan los siguientes:

- La cobertura de los ratings debe ser completa, esto es, todas las posiciones que supongan para el banco riesgos directos o indirectos (garantías) deben tener asignado un rating.
- Las entidades financieras deberán llevar a cabo una distribución significativa de las posiciones en distintos grados, a fin de evitar excesivas concentraciones de riesgos.
- Los bancos deberán disponer de definiciones, procesos y criterios de calificación específicos al objeto de asignar las posiciones a los distintos grados que conformen la escala de calificación.
- El sistema interno de rating debe presentar dos dimensiones diferenciadas:
 - 1) la estimación del riesgo de incumplimiento del cliente, considerando sus características propias, de forma que posiciones separadas, pero de la misma naturaleza, para el mismo cliente, deben presentar el mismo riesgo asociado;
 - 2) los factores específicos de la transacción, que deben incluir aspectos como el tipo de producto, industria, objetivo, existencia de colaterales, etc.
- El control del riesgo de crédito debe llevarse a cabo mediante órganos independientes, cuya responsabilidad será el diseño o selección del sistema de rating, su desarrollo, su implantación, su funcionamiento y su asignación; no se considera conveniente que la persona o unidad que otorgue el rating sea la misma que opere con el cliente.
- Las entidades deben disponer de sistemas adecuados de actualización de la información relevante sobre sus posiciones. Asimismo, periódicamente se revisarán los criterios utilizados para la asignación de los ratings internos.
- La entidad debe establecer distintos niveles en la gestión de riesgos, con distintas exigencias y responsabilidades: consejeros, directivos⁶², responsables de la función de control, etc.

⁶² Por ejemplo, a los directivos de la entidad financiera se les exige que entiendan bien el diseño y funcionamiento del sistema, que informen al Consejo de las posibles modificaciones materiales que se produzcan en el mismo y que se aseguren de que el sistema funciona adecuadamente.

- El Comité de Auditoría Interna, u otro organismo independiente equivalente, debe auditar, al menos anualmente, el funcionamiento del sistema interno de rating, las funciones de control de riesgos y las estimaciones de PD, LGD y EAD. Asimismo, se admite la posibilidad de que algunos países exijan una auditoría externa del proceso interno de calificación y de las estimaciones de los parámetros.

Asimismo, existen otros requisitos particulares que afectan al sistema interno de calificaciones y varían según el tipo de contraparte, como sigue:

- *Ratings internos asociados con posiciones soberanas, bancarias y, sobre todo, empresariales.* El Comité establece la obligación de considerar una escala mínima de siete calificaciones (o grados) para los clientes sin incumplimientos, y una única calificación para los clientes con incumplimientos. La definición de cada grado debe incluir una definición del nivel típico de riesgo asociado a los prestatarios de dicho grado, así como de los criterios empleados para distinguir tal nivel de riesgo de crédito. Igualmente, se emplearán los modificadores “+” y “-” para obtener una mejor información acerca de la posición dentro de cada grado, aproximándose así a las definiciones tradicionales empleadas por las agencias de rating.

No obstante lo anterior, en el caso de bancos que utilicen el método avanzado para estimar la LGD no existe un número mínimo de grados, si bien la entidad deberá contar con un número suficiente de grados para evitar que grupos con LGD muy diferentes se incluyan en un mismo grupo.

- *Ratings internos asociados con posiciones minoristas.* Para cada conjunto homogéneo de posiciones minoristas, el banco deberá proporcionar medidas cuantitativas de las características de la pérdida (PD, LGD y EAD). Asimismo, debe existir una distribución significativa de los prestatarios y de las posiciones entre las diversas calificaciones internas desarrolladas, si bien no se establece un número mínimo de grados.

De acuerdo con el análisis anterior, la estimación de la **probabilidad de incumplimiento** (PD) a través del desarrollo de ratings internos constituye la variable fundamental y más crítica para los bancos que apliquen el método IRB, particularmente en el caso de contrapartes empresariales, ya sea en su opción básica u avanzada (MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, 2003); así, para el resto de componentes de riesgo (LGD, EAD, M) existen porcentajes fijados por el supervisor según la categoría de las posiciones (opción básica) y, si bien en la alternativa avanzada la entidad debe proporcionar sus propias estimaciones de estas variables, deberá demostrar fielmente que sus sistemas le permitan realizar esta estimación⁶³.

Como señala CSBB (2004a, pfo. 391):

⁶³ Los requisitos mínimos a satisfacer por los bancos para la aplicación del enfoque IRB avanzado se refieren fundamentalmente a la capacidad para cuantificar el riesgo de forma consistente, confiable y válida.

“(…) En términos generales, todos los bancos que apliquen el método IRB deberán calcular sus propias estimaciones de PD y deberán adherirse a los requisitos generales relativos al diseño, la operativa y el control del sistema de calificaciones y al gobierno corporativo, así como a los requisitos imprescindibles para la estimación y validación de las medidas de PD”.

Por su parte, todo sistema interno desarrollado para la medición de la probabilidad de incumplimiento deberá verificar las siguientes *condiciones básicas*:

1. Las estimaciones de PD deberán consistir en una media a largo plazo de las tasas de incumplimiento anuales de los prestatarios incluidos en cada grado (con alguna particularidad en el caso de posiciones minoristas).
2. Dichas estimaciones deberán apoyarse en la experiencia histórica y datos empíricos, en vez de en consideraciones subjetivas o discrecionales. Las estimaciones de la entidad deberán incorporar con presteza los avances técnicos y los nuevos datos y otras informaciones. Se utilizarán todos los métodos, datos e informaciones pertinentes y relevantes de que se disponga.
3. Para la obtención de las estimaciones podrán utilizarse modelos estadísticos⁶⁴ y otros métodos mecánicos; así, los modelos de calificación crediticia por puntos (“scores”) y otros métodos similares se aceptan como punto de partida en la asignación de calificaciones internas.
4. El banco deberá demostrar que el modelo desarrollado cuenta con una buena capacidad predictiva, y que no distorsiona los requerimientos de capital regulador. Las variables utilizadas deberán conformar un conjunto razonable de atributos de predicción, que incluyan toda la información relevante. El banco deberá contar también con directrices escritas que describan la forma de combinar el criterio humano y el resultado de los modelos cuantitativos.
5. Por lo que respecta al horizonte de evaluación de las calificaciones, habitualmente se trabaja con estimaciones de PD a 1 año, si bien si sólo se dispone de un conjunto limitado de datos, el banco deberá adoptar un sesgo conservador en su análisis.
6. La asignación de calificaciones y sus revisiones periódicas (anuales como mínimo o bien cuando se posea nueva información) deberá realizarse por una unidad del banco que no pueda beneficiarse directamente de la concesión del crédito.

Asimismo, también resulta posible diferenciar una serie de *condiciones particulares* para la estimación de la PD asociada con distintos tipos de posiciones:

- I. *Posiciones frente a empresas, soberanos y bancos.* Los bancos fundamentarán sus estimaciones en datos a largo plazo, pudiendo apoyarse, por ejemplo, en la experiencia interna de incumplimiento, la asociación a datos externos y/o modelos estadísticos de incumplimiento.

⁶⁴ En el caso de modelos estadísticos, el banco deberá documentar la metodología utilizada mediante la descripción detallada de la teoría, los supuestos y/o las bases matemáticas y empíricas de la asignación de las estimaciones a los distintos grados.

Asimismo, podrán utilizar una técnica principal y otras como punto de comparación y ajuste, debiendo explicar en todo caso el proceso seguido para tomar la decisión.

- a. Para estimar la PD, el banco podrá utilizar datos sobre su experiencia interna de incumplimiento; cuando la información disponible sea limitada, o cuando los criterios de suscripción o los sistemas de calificación utilizados en el pasado hayan cambiado, el banco deberá añadir un mayor margen de conservadurismo a su estimación de PD.
 - b. Los bancos podrán asociar sus grados internos a la escala utilizada por una institución externa de evaluación de crédito (agencia de rating) u otra institución similar, y asignar la tasa de morosidad observada en los grados de dicha institución a los grados del propio banco. Dichas correlaciones deberán basarse en una *comparación entre los criterios internos de calificación y los criterios utilizados por la institución externa*, así como en una comparación de las calificaciones internas y externas para el mismo prestatario, debiendo evitarse los sesgos e inconsistencias en dicha asociación. Al mismo tiempo, *los criterios de la institución externa deberán estar orientados al riesgo del prestatario y no deberán incluir características de la operación*.
- II. *Posiciones frente al sector minorista*. Dado que los procedimientos utilizados para la concesión de fondos (asignación de exposiciones a conjuntos) es típica de cada banco, los datos internos constituirán la fuente de información principal para estimar la PD⁶⁵. No obstante, las entidades podrán utilizar también datos externos o modelos estadísticos, siempre que se pueda demostrar que estos son coherentes con el perfil interno de riesgo del banco. En este caso, la PD se estimará junto con la LGD.
- III. *Posiciones accionariales no incluidas en la cartera de negociación*: Los requisitos para el desarrollo del enfoque PD/LGD son los mismos que para el método IRB básico para posiciones frente a empresas, estableciéndose algunas ponderaciones de riesgo particulares para determinados tipos de acciones.

Por lo que respecta a la duración del periodo histórico de observación utilizado para estimar la “*probabilidad de incumplimiento*” (PD), ésta deberá ser, como mínimo, de cinco años para al menos una de las fuentes de datos utilizadas (externas, internas o agrupadas). Además, el banco deberá demostrar que viene utilizando un sistema de calificación coherente desde al menos tres años previos a la aplicación del método IRB.

Como se ha comentado, el sistema de calificación interno deberá ser objeto de revisión, al menos anual, por parte del órgano de auditoría interna de la propia entidad. Asimismo, algunos órganos supervisores podrán solicitar la realización de auditorías por parte de firmas externas.

⁶⁵ No obstante, se recomienda que la segmentación de la cartera minorista se apoye en los criterios de calidad crediticia, producto, situación de la operación (regular o irregular) y estacionalidad (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 172).

En este sentido, en Febrero de 2005 apareció un nuevo documento que, bajo la denominación de “*Studies on Validation of Internal Rating Systems*”, trata de satisfacer tres objetivos principales (CSBB, 2005a, pág. 1):

- La clasificación de los distintos sistemas de rating y de sus propiedades, así como el desarrollo de una terminología común a efectos de validación.
- La revisión de las metodologías de validación actualmente utilizadas en la práctica bancaria.
- El análisis de las metodologías de validación, desde una perspectiva teórica, para los tres componentes principales del riesgo: la *probabilidad de incumplimiento* (PD), principalmente, y en menor medida la *pérdida esperada en caso de incumplimiento* (LGD) y la *exposición al incumplimiento* (EAD).

Las medidas incluidas respecto a la validación de los sistemas internos de calificación se refieren fundamentalmente a las entidades financieras, que son los responsables principales en este ámbito, si bien también afectan a los distintos organismos supervisores. Asimismo, cabe destacar que no existe un método de validación universalmente válido, sino distintas técnicas susceptibles de combinación, que deberían incluir tanto componentes cualitativos como cuantitativos⁶⁶.

En particular, JOSEPH (2005) propone distintas medidas para validar los modelos internos de rating, que incluyen test estadísticos (Chi-cuadrado, test del ratio de verosimilitud), tests de combinación de medidas (Wilkie), el test de Brier Score (o error cuadrático medio) y una nueva propuesta basada en indicadores tipo semáforo (TASCHE, 2003).

Por lo que respecta a la entrada en vigor del Nuevo Acuerdo, se establece un periodo transitorio, que se inicia desde la fecha de entrada en vigor del Marco (enero de 2007), y que se prolongará durante tres años. Durante este periodo podrán relajarse los requisitos anteriores, según la discrecionalidad del supervisor nacional; en concreto, *el periodo mínimo de observación de datos se iniciará con dos años* (hasta la entrada en vigor del Nuevo Marco), elevándose en un año por cada tres años de duración del periodo transitorio.

Asimismo, desde finales de 2005 y hasta finales de 2006 los bancos que adopten el método IRB básico para el riesgo de crédito tendrán que efectuar cálculos en paralelo con el Acuerdo de 1988. Por su parte, los bancos que migren directamente a métodos avanzados deberán realizar cálculos paralelos desde finales de 2005 hasta finales de 2007.

Por último, PricewaterhouseCoopers realizó recientemente un estudio acerca de la situación de las entidades financieras españolas en materia de gestión del riesgo de crédito y su posicionamiento frente a los nuevos requerimientos establecidos en Basilea II (PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2001). Entre las principales conclusiones obtenidas destacaba la extensa utilización de modelos internos de rating/scoring y de sistemas de alerta, así como la calidad y solvencia de las metodologías utilizadas en el análisis del riesgo⁶⁷; en particular, para el segmento de banca corporativa y grandes

⁶⁶ Un análisis detallado de este documento se realiza en el Capítulo 3 de esta Memoria (apartado 3.5.2).

⁶⁷ En este punto, CATHCART (2005) insiste en la necesidad de conseguir datos de alta calidad para desarrollar modelos predictivos válidos.

empresas, el 60% de las entidades aplicaba un sistema de rating basado fundamentalmente en criterios objetivos; respecto al segmento de las PYMEs, el 67% de las entidades contaba con la aplicación de un modelo de rating orientado prioritariamente al cliente, con independencia de la operación; para el segmento de comercio y pequeños empresarios el porcentaje decrecía hasta el 47%, mientras que en el caso de créditos hipotecarios el 67% de las entidades aplicaba un modelo de rating, así como para el 80% de créditos al consumo de particulares.

De la misma forma, el estudio identificaba tres grupos fundamentales de entidades: (1) *entidades poco desarrolladas*, que fundamentaban aún sus modelos de valoración de riesgos en la intervención manual y subjetiva del analista⁶⁸; (2) *entidades de desarrollo intermedio*, que poseían unos sistemas de rating tradicionales que sustentaban la valoración del riesgo, eliminaban subjetividad y agilizaban la toma de decisiones, pero que no se utilizaban para la cuantificación de las pérdidas; y (3) *entidades desarrolladas y muy desarrolladas*, que presentaban sistemas de rating avanzados y una vocación real de cuantificación y gestión activa del riesgo de crédito. No obstante lo anterior, resultaba preciso que todas las entidades revisasen algunos aspectos de sus modelos de riesgo, especialmente respecto al diseño metodológico y alcance de los sistemas de información, y respecto a las probabilidades de incumplimiento reales asociadas a las categorías de rating.

1.3.2.2.1.1.1. El caso particular de las carteras de bajo incumplimiento en el enfoque interno de gestión del riesgo de crédito

Si bien el Documento Marco del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (CSBB, 2004a) recoge las reglas generales para la gestión del riesgo de crédito de las distintas exposiciones de las entidades financieras, la importancia y peculiares características de las denominadas “carteras de bajo incumplimiento” ha motivado la reciente publicación de un documento especializado en este ámbito (CSBB, 2005b). El estudio de este documento resulta de gran importancia, dado que los datos empíricos analizados en la presente Memoria responden a carteras de esta naturaleza.

La definición de las “carteras de bajo incumplimiento” (*“low-default portfolios”* o LDP) es compleja, no pudiéndose establecer un límite que clasifique de forma inequívoca las posiciones de una entidad en “de bajo incumplimiento” y “de no bajo incumplimiento”. Por el contrario, el Subgrupo de Validación del Grupo de Implementación del Acuerdo de Capital de Basilea (*“Basel Committee Accord Implementation Group’s Validation Subgroup”* o AIGV) considera la existencia de un continuo entre estos dos extremos, tal que una cartera está próxima al límite LDP si los sistemas internos de datos del banco incluyen pocos eventos de pérdida para la misma.

Entre las carteras que podrían estar próximas a los LDP destacan las siguientes:

- ✓ Carteras que históricamente han experimentado un número reducido de incumplimientos, y que suelen considerarse (aunque no siempre) de bajo

⁶⁸ No obstante, las entidades menos avanzadas poseen vocación y capacidad para desarrollar modelos internos de rating.

riesgo; *por ejemplo*, posiciones frente a soberanos, bancos, compañías aseguradoras o empresas con ratings muy elevados.

- ✓ Carteras de tamaño reducido, bien a nivel global o respecto a un segmento particular del banco; *por ejemplo*, empresas de transporte, financiación de proyectos ("*project finance*"), etc.
- ✓ Carteras relacionadas con nuevos mercados de la entidad financiera; *por ejemplo*: posiciones respecto a empresas de países emergentes en los que el banco se ha establecido recientemente.
- ✓ Carteras que no han incurrido recientemente en pérdidas, pero cuya experiencia histórica u otra información podría sugerir que la probabilidad real de incumplimiento es superior a la capturada por los datos más recientes; *por ejemplo*, préstamos hipotecarios en determinadas jurisdicciones.

Las carteras tipo LDP se caracterizan por la difícil cuantificación de su riesgo de crédito y la complicada validación de los sistemas IRB a ellas asociados, dado que:

- La estimación de la PD a partir de datos históricos podría no verificar el requisito de confiabilidad estadística establecido por el Nuevo Acuerdo, debido al escaso número de observaciones utilizadas para la estimación.
- La validación del modelo mediante la comparación temporal de la PD estimada y la PD realmente acontecida ("*backtesting*") podría proporcionar evidencias de una escasa precisión del sistema IRB.

El incumplimiento por parte de estas carteras de los requisitos mínimos establecidos para la aplicación de sistemas IRB podría obligar al empleo del enfoque estándar para su gestión, lo que simplificaría enormemente los resultados obtenidos. Esta consecuencia resulta particularmente preocupante, dado que las carteras tipo LDP constituyen una porción muy sustancial de los activos bancarios (CSBB, 2005c).

Ante esta situación, la industria bancaria y el AIGV consideran que deben tomarse medidas que eviten la exclusión de las carteras LDP del enfoque IRB⁶⁹. Si bien el AIGV no apuesta por la formulación de principios y reglas específicos para estas posiciones, sí establece un conjunto de recomendaciones para la gestión de este tipo de activos:

- "*Las estimaciones de los parámetros deben ser predictivas y estar orientadas hacia el futuro*". El objetivo básico de todo sistema IRB es estimar los componentes de riesgo (PD, LGD, EAD) de forma que permitan realizar predicciones a futuro. En el caso de que la ausencia de datos históricos recientes dificulte la realización de estimaciones a largo plazo, sería posible basar las estimaciones en datos menos actuales, y particularmente en información adicional sobre los determinantes de las pérdidas. De esta forma, los modelos deberían centrarse, no en la frecuencia histórica de las pérdidas, sino en los determinantes del riesgo de crédito.

⁶⁹ Si bien esto no implica que las carteras LDP deban gestionarse en todos los casos mediante el enfoque IRB, pues es necesario que cumplan los criterios cualitativos mínimos establecidos por Basilea respecto a la adecuada diferenciación del riesgo, la obtención de predicciones razonablemente precisas y la consistente estimación cuantitativa del riesgo.

- “Los requerimientos cualitativos establecidos por el Nuevo Acuerdo para los sistemas IRB resultan de aplicación a todas las carteras”. Con independencia del volumen de datos internos de los que el banco disponga, la gestión del riesgo de crédito mediante modelos IRB requiere satisfacer todos los criterios cualitativos establecidos en la sección III.H del Nuevo Acuerdo (CSBB, 2004a), esto es:
 - Los sistemas internos de rating deben generar un ranking ordenado y preciso que permita clasificar el riesgo de la contraparte; para ello pueden utilizar métodos cuantitativos, juicios expertos, expertizaje por línea de negocio, o una combinación de las metodologías que consideren más adecuadas.
 - En el desarrollo y evaluación de los sistemas internos de rating debe participar el juicio humano de forma suficiente, a fin de garantizar su razonabilidad.
 - Los elementos empleados para el diseño de los sistemas internos de rating deben estar adecuadamente documentados.
 - Los sistemas internos de rating deben estar sujetos a controles efectivos del riesgo de crédito, al gobierno corporativo y a procesos de auditoría interna.
 - La gestión del riesgo de crédito bancario mediante sistemas internos debe proporcionar evidencia suficiente de su validez, pudiéndose emplear distintas técnicas de validación alternativas.

El cumplimiento de todos estos criterios resulta aún más importante cuando la entidad carece de datos históricos suficientes para desarrollar estimaciones cuantitativas precisas del riesgo de crédito. Como consecuencia, entre las características más destacables de los sistemas IRB para la gestión de carteras tipo LDP podrían citarse: (1) generación de una escala de calificaciones suficiente; (2) comprensibilidad de los modelos obtenidos; (3) adecuada documentación de los determinantes del riesgo de crédito; (4) consecución de un nivel de precisión razonable, para lo que puede precisarse la combinación de diversos métodos analíticos cuantitativos y cualitativos; (5) auditoría interna, validación y revisión temporal de las estimaciones realizadas.

Para satisfacer estos criterios, la AIGV propone un conjunto de medidas y técnicas particulares que tratan de incrementar la riqueza de los datos disponibles, facilitando la cuantificación del riesgo de crédito y la validación de los sistemas en ausencia de datos históricos suficientes⁷⁰. Entre ellas, destacan las siguientes:

❶ *Propuestas para incrementar la riqueza de los datos disponibles*

1.1. En presencia de un número limitado de observaciones, podría resultar conveniente que el banco compartiera sus datos con otras entidades financieras (“pooling”), que utilizase bases de datos externas (procedentes, por ejemplo, de agencias de calificación), o que empleara medidas de riesgo basadas en el mercado. El banco debería demostrar que estas fuentes de información son relevantes y adecuadas.

⁷⁰ Si bien pueden aplicarse también a otras posiciones no LDP que así lo requieran.

❷ *Propuestas para la mejor cuantificación del riesgo de crédito*

2.1. Al objeto de incrementar el número de datos internos, podría ser conveniente combinar segmentos con similares características de riesgo. Por ejemplo, un banco podría disponer de una cartera amplia no LDP que, al ser segmentada, diera lugar a múltiples subcarteras LDP; aunque estas subcarteras podrían ser útiles para la gestión de ciertas políticas internas (como la fijación de precios), para la estimación de los componentes de riesgo resultaría más adecuada la cartera inicial.

2.2. En ciertas ocasiones, podría resultar adecuado combinar distintas categorías de rating y estimar la probabilidad conjunta de incumplimiento de todas ellas. En particular, para los bancos que asocien sus grados internos con escalas externas de calificación podría ser conveniente combinar las categorías AAA y AA, ó AAA, AA y A, para ciertas carteras LDP⁷¹.

2.3. En aquellos casos en los que la PD media estimada resulte por sí misma poco creíble para calcular los requerimientos mínimos de capital, podría utilizarse el límite superior de la estimación de la PD como input para la función de ponderación del riesgo.

2.4. Los bancos podrían estimar la PD a partir de datos con horizontes temporales a más de un año; en particular, podrían acumular la probabilidad de incumplimiento de varios años y luego calcular una PD media para la cartera⁷². Asimismo, las migraciones de ratings acontecidas dentro de cada año podrían analizarse como observaciones separadas para inferir la PD, siempre que contengan información adicional entre sí y no distorsionen la calidad de los datos.

2.5. Si las bajas tasas de incumplimiento del portafolio se deben a que las entidades que lo integran han desarrollado procesos para compartir riesgos (bancos, empresas de inversión, fondos de pensiones, aseguradoras, etc.), resulta adecuado adaptar la escala tradicional de calificaciones. De esta forma, el rating que en posiciones no LDP constituyera la categoría más baja no quebrada podría servir como variable proxy del fallido para estas carteras y, a partir de él, se desarrollaría la nueva escala de calificaciones, que debería incluir una diferenciación suficiente entre clases y permitir una correcta estimación de la PD⁷³.

❸ *Propuestas para mejorar la validación de los sistemas IRB*

Cuando los datos históricos son limitados, resulta difícil conseguir validaciones satisfactorias de las predicciones realizadas respecto a las pérdidas realmente acontecidas ("backtesting"). Como alternativa, se plantea el uso de herramientas de comparación o "benchmarking" para validar los sistemas IRB, entre las que destacan:

⁷¹ Consecuentemente, los modificadores "+" y "-" no deberían dar lugar a categorías diferentes, dado que reducen el número de observaciones disponibles para cada clase.

⁷² Este procedimiento es habitualmente utilizado por las agencias de rating. Consecuentemente, si un banco asocia sus grados internos con la escala utilizada por una agencia externa, puede utilizar la estimación de la PD de la agencia para sus propias calificaciones.

⁷³ En el caso de las aseguradoras, Standard & Poor's emplea una escala de rating que varía entre AAA y CCC, informando la última clase de una "debilidad financiera extrema" de las entidades, aunque en los países desarrollados apenas existen aseguradoras con esta calificación. En el caso de carteras no LDP, esta clase corresponde sólo a la presencia de incertidumbre respecto a los pagos, incluyéndose adicionalmente las categorías CC (alto riesgo de incumplimiento), C (inminente incumplimiento) y D (incumplimiento).

3.1. Comparación de los ratings y matrices de transición internas con los ratings y matrices de transición de terceras partes como agencias de rating, pooling de datos, modelos internos de otras entidades, etc.

3.2. Comparación de los ratings internos con juicios de expertos (internos o externos a la entidad).

3.3. Comparación de los ratings internos con medidas proporcionadas por el mercado (proxies de la calidad crediticia de las entidades), tales como el valor de cotización de las acciones (si éstas se negocian en un mercado secundario organizado), los diferenciales de tipos de interés para valores de renta fija, las primas relacionadas con derivados de crédito, etc.

3.4. Análisis de las características de los ratings asociados con posiciones similares.

3.5. Combinación de distintas subcarteras LDP en una cartera global, que permitiera comparar la probabilidad media predicha de incumplimiento con la tasa de fallidos realmente observada. De forma similar, podrían combinarse distintas categorías de rating para facilitar los procesos de backtesting.

El análisis empírico realizado en los Capítulos 4 y 5 de la presente Memoria⁷⁴ tiene por objeto desarrollar sistemas IRB que satisfagan los requisitos previos, incluyendo técnicas de cuantificación del riesgo y modelos de benchmarking basados en técnicas de remuestreo (“bootstrap”) que faciliten la validación de los resultados conseguidos.

Por último, en presencia de carteras LDP, los supervisores analizarán de forma preferente si el banco ha prestado una atención razonable a mejorar la consistencia de sus datos internos, para lo que debe haber realizado un conjunto de etapas bien documentadas. Si el supervisor considera que las fases ejecutadas no han sido suficientes para el tratamiento de los datos escasos, podrá ejecutar distintas opciones que dependerán de las circunstancias de la entidad, la jurisdicción en la que opere y las características de la cartera.

1.3.2.2.1.2. Riesgo operativo u operacional (“operational risk”)

De acuerdo con el Nuevo Acuerdo de Basilea, el riesgo operativo u operacional puede definirse como sigue (CSBB, 2004a, pfo. 644):

“(…) riesgo de pérdida debido a la inadecuación o a fallos de los procesos, el personal y los sistemas internos o bien a causa de acontecimientos externos. Esta definición incluye el riesgo legal, pero excluye el riesgo estratégico y de reputación”.

Para la medición y gestión del riesgo operacional se consideran tres metodologías diferentes (en orden de sofisticación y sensibilidad al riesgo) (Tabla 1.19):

- ✓ El Método del Indicador Básico.
- ✓ El Método Estándar.

⁷⁴ Así como en los Documentos de Investigación previamente desarrollados, relativos a la quiebra empresarial (FLÓREZ LÓPEZ, 2006a; 2006b).

✓ Los Métodos de Medición Avanzada (AMA).

Si bien los bancos podrán aplicar distintas metodologías para cada línea de negocio, una vez aprobada una de ellas no será posible retroceder hacia un método más sencillo (salvo que se cuente con la autorización del supervisor).

	MÉTODO DEL INDICADOR BÁSICO	MÉTODO ESTÁNDAR	MÉTODO DE MEDICIÓN AVANZADA
Líneas de negocio y tipos de riesgo	Línea de negocio individual	Múltiples líneas de negocio	Múltiples líneas de negocio y tipos de eventos
Estructura	$\sum \{Coefficente \times Indicador\}$		
Parámetros considerados como input	Un indicador de exposición (GI)	Múltiples indicadores por línea de negocio (GIs) PD, LGD, EL, UL	

Fuente: MORI y HARADA (2001), pág. 7.

Metodologías para la gestión del riesgo operacional (Basilea II)

Tabla 1.19

❶ El Método del Indicador Básico (Basic Indicator Approach o BIA)

Los bancos que utilicen esta metodología deberán cubrir el riesgo operacional con un capital equivalente al promedio de los tres últimos años de un porcentaje fijo (α) de sus ingresos brutos anuales positivos⁷⁵. Así, la exigencia de capital toma la expresión:

$$K_{BIA} = \left[\frac{\sum (GI_{1...n} \times \alpha)}{n} \right],$$

siendo K_{BIA} la exigencia de capital en el Método del Indicador Básico; GI los ingresos brutos anuales medios, cuando sean positivos, de los últimos tres años; n el número de años (entre los tres últimos) en los que los ingresos brutos fueron positivos; y $\alpha=15\%$, según el Comité de Supervisión.

En este punto, los ingresos brutos se definen como los ingresos netos en concepto de intereses más otros ingresos netos ajenos a intereses, brutos de cualquier provisión dotada, brutos de gastos de explotación, netos de resultados derivados de la venta de valores de la cartera de inversión y netos de partidas extraordinarias y de ingresos derivados de actividades de seguro.

❷ El Método Estándar (Standard Approach o SA)

En el método estándar el riesgo operacional se calcula de forma separada para cada una de las ocho grandes líneas de negocio en las que pueden dividirse las actividades bancarias: (1) banca de inversión/finanzas corporativas (“*corporate finance*”); (2) tesorería/negociación y ventas (“*trading and sales*”); (3) banca minorista (“*retail banking*”); (4) banca comercial (“*comercial banking*”); (5) pagos y liquidación (“*payments & settlements*”); (6) servicios de agencia y custodia (“*agency services*”); (7) administración de activos (“*asset management*”); y (8) bolsa al por menor/intermediación minorista (“*retail brokerage*”) (Tabla 1.20).

⁷⁵ Para realizar este cálculo, se excluirán del numerador y denominador los datos de aquellos años en los que el ingreso bruto anual haya sido negativo o igual a cero.

Nivel 1	Nivel 2	Grupos de actividades
Finanzas corporativas	Finanzas corporativas	Fusiones y adquisiciones, suscripción de emisiones, privatizaciones, titulización, servicio de estudios, deuda (pública, alto rendimiento), acciones, sindicaciones, Ofertas Públicas Iniciales, colocaciones privadas en mercados secundarios
	Finanzas de Administraciones locales/ públicas	
	Banca de inversión	
	Servicios de asesoramiento	
Negociación y ventas	Ventas	Renta fija, renta variable, divisas, productos básicos, crédito, financiación, posiciones propias en valores, préstamos y operaciones con pacto de recompra, intermediación, deudas, intermediación unificada ("prime brokerage")
	Creación de mercado	
	Posiciones propias	
	Tesorería	
Banca minorista	Banca minorista	Préstamos y depósitos de clientes minoristas, servicios bancarios, fideicomisos y testamentarias
	Banca privada	Préstamos y depósitos de particulares, servicios bancarios, fideicomisos y testamentarias, y asesoramiento de inversión
	Servicios de tarjetas	Tarjetas de empresa / comerciales, de marca privada y minoristas
Banca comercial	Banca comercial	Financiación de proyectos, bienes raíces, financiación de exportaciones, financiación comercial, factoring, arrendamiento financiero, préstamos, garantías, letras de cambio
Pagos y liquidación	Clientes externos	Pagos y recaudaciones, transferencias de fondos, compensación y liquidación
Servicios de agencia	Custodia	Contratos de plica, certificados de depósito, operaciones de sociedades (clientes) para préstamos de valores
	Agencia para empresas	Agentes de emisiones y pagos
	Fideicomisos de empresas	Fideicomisos de empresas
Administración de activos	Administración discrecional de fondos	Agrupados, segregados, minoristas, institucionales, cerrados, abiertos, participaciones accionariales
	Administración no discrecional de fondos	Agrupados, segregados, minoristas, institucionales, de capital fijo, de capital variable
Intermediación minorista	Intermediación minorista	Ejecución y servicio completo

Fuente: CSBB (2004a), pág. 208.

Asignación de líneas de negocio para la gestión del riesgo operacional (Basilea II)

Tabla 1.20

El requerimiento de capital de cada línea de negocio se calcula multiplicando el ingreso bruto de dicha línea por un factor (beta o β) que se le asigna (Tabla 1.21).

La exigencia total de capital se calcula como la media de tres años de la suma simple de las exigencias de capital regulador en cada una de las líneas de negocio de cada año:

$$K_{TSA} = \left\{ \sum_{j=1}^3 \max \left[\sum_{i=1}^8 (GI_{ij} \times \beta_i), 0 \right] \right\} / 3 ,$$

siendo K_{TSA} la exigencia de capital en el Método Estándar; GI_{ij} los ingresos brutos anuales del j -ésimo año para la i -ésima línea de negocio; y β_i la beta fija asociada con la i -ésima línea de negocio.

En este caso, los requerimientos de capital negativos en cualquiera de las líneas de negocio pueden compensar los requerimientos positivos en otras líneas de negocio, sin límite alguno. Ahora bien, si el requerimiento total combinado para un determinado ejercicio es negativo, el argumento del numerador para ese año será cero.

Línea de negocio	Definición beta	Factor beta
Finanzas corporativas	β_1	18%
Negociación y ventas	β_2	18%
Banca minorista	β_3	12%
Banca comercial	β_4	15%
Pagos y liquidación	β_5	18%
Servicios de agencia	β_6	15%
Administración de activos	β_7	12%
Intermediación minorista	β_8	12%

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a), pfo. 654.

Factores beta en el método estándar para la gestión del riesgo operacional (Basilea II)

Tabla 1.21

Asimismo, el Nuevo Acuerdo contempla un *Método Estándar Alternativo* (ASA), que puede ser admitido por los supervisores nacionales, siempre que el banco sea capaz de demostrar a su supervisor que este método alternativo lleva aparejado mejoras, por ejemplo, en la doble contabilización de riesgos.

En el ASA, el cálculo del requerimiento de capital es idéntico al Método Estándar anterior, excepto en dos líneas de negocio, *banca minorista* (al detalle) y *banca comercial*, en las que se sustituyen los ingresos brutos por los préstamos y los anticipos, multiplicados por un factor fijo " m "; así, por ejemplo, en el caso de la banca minorista, el requerimiento de capital se calcula como sigue (la misma fórmula es aplicable a la banca comercial):

$$K_{RB} = \beta_{RB} \times m \times LA_{RB},$$

donde K_{RB} es el requerimiento de capital de la línea de negocio de banca minorista; β_{RB} es el factor beta de la línea de negocio de banca minorista; LA_{RB} es el importe total pendiente de los préstamos y anticipos (no ponderados por riesgo y brutos de provisiones) promediado durante los últimos tres años; y $m=0,035$.

Por último, al igual que en el Método Estándar, el requerimiento total de capital en el método ASA se calcula como la suma simple de los requerimientos de capital regulador para cada una de las ocho líneas de negocio.

③ Métodos de Medición Avanzada (Advance Measurement Approaches o AMA)

Los métodos AMA, cuya utilización está sujeta a la aprobación del supervisor, se basan en medidas de pérdidas por riesgo operacional calculadas mediante modelos internos (metodologías OpVar, etc), obtenidas a partir de un conjunto de criterios cualitativos y cuantitativos regulados en el Acuerdo (CSBB, 2004c). En el caso de grupos bancarios, podrán utilizarse mecanismos de distribución de riesgos a efectos de

determinar el requerimiento de capital regulador para filiales de bancos con actividad internacional que no se consideren significativas respecto al grupo.

Por lo que se refiere a los *criterios cualitativos* que deben satisfacer los bancos antes de ser autorizados para aplicar un AMA destacan los siguientes (CSBB, 2004a, pfo. 666):

- El banco deberá contar con una unidad de gestión del riesgo operacional que se encargará, entre otras cosas, de diseñar y aplicar la metodología de medición del riesgo operacional.
- El sistema interno de medición del riesgo operacional deberá estar integrado dentro de los procesos habituales de gestión del riesgo del banco, y los resultados que del mismo se deriven deberán guiar el proceso de seguimiento y control del perfil de riesgo operacional del banco.
- La Alta Dirección y el Consejo de Administración de la entidad dispondrán de información periódica acerca de las posiciones al riesgo operacional y del historial de pérdidas consecuencia del mismo.
- El sistema interno de gestión del riesgo operacional deberá estar bien documentado.
- Los auditores externos y/o internos llevarán a cabo exámenes periódicos de los procesos de gestión y sistemas de medición del riesgo operacional de la entidad.

En cuanto a los *criterios cuantitativos*, relacionados con los métodos analíticos de tratamiento del riesgo operacional, el Comité no establece qué técnicas deberán emplearse para estimar la distribución de pérdidas por riesgo operacional (basadas en distribuciones de probabilidad), si bien determina que el método seleccionado deberá identificar eventos de pérdida situados en las “colas” de la distribución de probabilidad, que sean generadores de pérdidas graves. En todo caso, dicho método deberá satisfacer un criterio de solidez comparable al exigido por el método de tratamiento del riesgo de crédito basado en calificaciones internas (comparable a un periodo de mantenimiento de un año y con un intervalo de confianza del 99,9%).

Así, los principales criterios cuantitativos a considerar serían los siguientes:

- El sistema interno de gestión del riesgo operacional deberá ser acorde a la definición de riesgo operacional establecida por el Nuevo Acuerdo.
- El banco determinará su requerimiento de capital regulador como la suma de la pérdida esperada (EL) y de la pérdida inesperada (UL), a menos que el banco pueda demostrar que la EL ya se contempla adecuadamente en sus prácticas internas de negocio, en cuyo caso sólo se considerará la UL.
- El sistema de medición interno deberá estar suficientemente desagregado para identificar los principales factores de riesgo operacional.
- Con carácter general, el riesgo operacional total se calculará como la suma simple de los riesgos operacionales parciales, si bien el banco puede estar autorizado a realizar ajustes mediante el empleo de las estimaciones internas sobre las correlaciones de pérdidas entre los distintos tipos de riesgo operacional.

- El modelo desarrollado deberá emplear datos internos, datos externos relevantes, análisis de escenarios y todos aquellos factores que reflejen el entorno del negocio y los sistemas de control interno. En aquellos casos en que las estimaciones del intervalo de confianza del 99,9% basadas en datos internos y externos sobre pérdidas no sean fiables para algunas líneas de negocio, se empleará el análisis de escenarios y otros factores que mejor reflejen el entorno del negocio.
 - *Datos internos:* Los datos históricos de pérdidas operativas resultan de máxima relevancia cuando se encuentran vinculados claramente a las distintas actividades del negocio, procesos tecnológicos y procedimientos de gestión del riesgo bancario. Tales observaciones deberán basarse en un periodo mínimo de cinco años de observación, si bien, cuando se aplique el modelo por primera vez se aceptará un periodo histórico de observación de tres años. Las pérdidas por riesgo operacional que estén relacionadas con el riesgo de crédito y que históricamente se hayan incluido en las bases de datos de éste (por ejemplo, fallos en la gestión de colaterales) continuarán recibiendo el tratamiento del riesgo de crédito.
 - *Datos externos:* El empleo de datos externos relevantes, públicos o agregados del sector bancario, resulta importante para estimar las pérdidas de carácter infrecuente a las que está expuesta la entidad. El banco deberá contar con un proceso sistemático que le permita determinar en qué situaciones deberán considerarse los datos externos, y qué metodologías se utilizarán para su inclusión (ajustes, mejoras, etc.)
 - *Análisis de escenarios:* La entidad deberá utilizar análisis de escenarios basado en estimaciones periciales, junto con datos externos, para evaluar su exposición a eventos generadores de pérdidas muy graves. Así, este método incorpora el conocimiento de expertos, que podría expresarse, por ejemplo, en forma de parámetros de una distribución estadística supuesta de las pérdidas. Los resultados obtenidos deberán validarse periódicamente mediante su comparación con el historial de pérdidas efectivas de la entidad.
 - *Factores relacionados con el entorno de negocio y con el control interno:* Además del empleo de datos de pérdidas, la entidad debe incluir en la gestión del riesgo operacional aquellos factores básicos de su entorno de negocio y de su control interno. De esta forma, las evaluaciones realizadas reflejarán de forma más directa la calidad de los entornos operativos y de control de la entidad.
- Si un banco utiliza un AMA, podrá reducir su requerimiento total de capital por riesgo operacional a través de los seguros contratados, con un máximo del 20% del requerimiento total (siempre que la aseguradora cuente con una calificación de capacidad de pago mínima de A o equivalente).

A efectos de facilitar la estimación de los distintos riesgos operacionales parciales a través de la metodología AMA, el Anexo 7 del Nuevo Acuerdo de Basilea II establece una clasificación de los eventos de riesgo en tres niveles. El Nivel 1 recoge las

principales categorías de crédito, que son desarrolladas en el Nivel 2 (Tabla 1.22). Finalmente, el Nivel 3 incluye algunos ejemplos de actividades para cada categoría.

Categorías de tipos de eventos (Nivel 1)		Categorías (Nivel 2)
Tipo	Definición	
Fraude interno	Pérdidas derivadas de algún tipo de actuación encaminada a defraudar, apropiarse de bienes indebidamente o soslayar regulaciones, leyes o políticas empresariales (excluidos los eventos de diversidad/discriminación) en las que se encuentra implicada, al menos, una parte interna a la empresa	- Actividades no autorizadas. - Hurto y fraude.
Fraude externo	Pérdidas derivadas de algún tipo de actuación encaminada a defraudar, apropiarse de bienes indebidamente o soslayar la legislación, por parte de un tercero	- Hurto y fraude. - Seguridad de los sistemas.
Relaciones laborales y seguridad en el puesto de trabajo	Pérdidas derivadas de las actuaciones incompatibles con la legislación o acuerdos laborales, sobre higiene o seguridad en el trabajo, sobre el pago de reclamaciones por daños personales, o sobre casos relacionados con la diversidad/discriminación	- Relaciones laborales. - Higiene y seguridad en el trabajo. - Diversidad y discriminación.
Clientes, productos y prácticas comerciales	Pérdidas derivadas del incumplimiento involuntario o negligente de una obligación profesional frente a clientes concretos (incluidos requisitos fiduciarios y de adecuación), o de la naturaleza o diseño de un producto	- Adecuación, divulgación de información y confianza. - Prácticas empresariales o de mercado impropiedades. - Selección, patrocinio y riesgos. - Actividades de asesoramiento.
Daños a activos físicos	Pérdidas derivadas de daños o perjuicios a activos materiales como consecuencia de desastres naturales u otros acontecimientos	- Desastres y otros acontecimientos.
Interrupción de operaciones y fallos de sistemas	Pérdidas derivadas de incidencias en el negocio y de fallos en los sistemas	- Sistemas.
Ejecución, entrega y gestión de procesos	Pérdidas derivadas de errores en el procesamiento de operaciones o en la gestión de procesos, así como de relaciones con contrapartes comerciales y proveedores	- Recepción, ejecución y mantenimiento de operaciones. - Seguimiento y presentación de informes. - Aceptación de clientes y documentación. - Gestión de cuentas de clientes. - Contrapartes comerciales. - Distribuidores y proveedores.

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2004a), Anexo 7.

Clasificación de eventos de riesgo operacional (Basilea II)

Tabla 1.22

A su vez, las pérdidas derivadas de los siete tipos de eventos por riesgo operacional deberán calcularse de forma separada para cada una de las ocho líneas de negocio recogidas en la Tabla 1.21, por lo que la entidad desarrollará una matriz de 56 (8 x 7) celdas, calculando el capital regulatorio final por riesgo final como sigue:

$$K_{LDA} = CaR(\alpha) = \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^8 CaR_{i,j}(\alpha) = EL_{ij} + UL_{ij}(\alpha),$$

siendo α el nivel de confianza establecido (habitualmente 99,9%).

Asimismo, una entidad podrá ser autorizada a utilizar un AMA en ciertos ámbitos de su actividad y el Método del Indicador Básico o el Método Estándar en el resto de actividades.

Al objeto de facilitar la implementación de metodologías AMA para la gestión del riesgo operacional, 22 bancos internacionalmente activos se han asociado en la denominada “Operational Riskdata eXchange Association” (ORX)⁷⁶, con el objetivo de intercambiar información relativa a las pérdidas causadas por eventos de riesgo operacional de forma estandarizada, anónima y con garantías de calidad.

⁷⁶ Dos bancos españoles forman parte del Forum: el Banco Bilbao Vizcaya Argentaria y el Grupo Banesto.

La asociación ha elaborado un conjunto de estándares y principios generales que incluyen aspectos relacionados con (OCX, 2006):

- Las *definiciones* vinculadas al riesgo operacional, tales como el evento de riesgo, la pérdida por riesgo operacional y los tipos de riesgos financieros y operacionales.
- La *valoración* de los eventos de riesgo, utilizando el valor de mercado como criterio valorativo básico.
- La *clasificación* de los eventos de riesgo, que presenta ligera variaciones respecto a Basilea II e incluye el fraude externo; fraude interno; daño malicioso; relaciones y seguridad en el trabajo; clientes, productos y prácticas empresariales; accidentes y seguridad pública; fallos tecnológicos y de infraestructura; ejecución, entrega y gestión de procesos.
- Las *líneas de negocio* analizadas, que incluyen un nivel de desglose ligeramente superior al previsto por Basilea II.

Por último, cabe destacar el reciente estudio realizado por la empresa PricewaterhouseCoopers respecto a la situación de las entidades financieras españolas en materia de gestión del riesgo operacional ante los retos planteadas por Basilea II (PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2002). Los resultados del análisis demostraron que el sector financiero español se encontraba en un estadio de desarrollo intermedio respecto a la gestión del riesgo operacional. Asimismo, el nivel de utilización de las herramientas para su gestión resultaba inferior a la experiencia internacional, siendo los indicadores de riesgos y los mapas de procesos y riesgos las técnicas más utilizadas. Por otro lado, la mayoría de las entidades deseaba adoptar un enfoque avanzado (AMA) para la gestión del riesgo operacional, si bien admitía que la falta de era la causa principal que impedía el desarrollo de un modelo sólido de gestión.

1.3.2.2.1.3. La cartera de negociación y el riesgo de mercado ("market risk")

La última sección del Pilar I del Nuevo Acuerdo se destina a la gestión del riesgo derivado de la cartera de negociación, previamente tratado en la Enmienda de 1996 sobre Riesgo de Mercado (CSBB, 1996). Así, según CSBB (2004a, pfo. 685):

“una cartera de negociación se compone de posiciones en instrumentos financieros y en productos básicos mantenidas con fines de negociación o al objeto de cubrir otros elementos de la cartera de negociación. Para ser admisibles en el tratamiento de capital regulador para la cartera de negociación, los instrumentos financieros deberán estar libres de toda cláusula restrictiva sobre su negociabilidad, o bien deberán poder recibir una cobertura total. Además, las posiciones deberán valorarse con frecuencia y precisión y la cartera deberá ser gestionada de forma activa”.

Los bancos deberán llevar a cabo una valoración prudente de las posiciones en la cartera de negociación, especialmente en el caso de las posiciones menos líquidos. Para ello, el Nuevo Acuerdo realiza una serie de orientaciones y recomendaciones:

1. *Sistemas y controles.* La entidad deberá mantener sistemas y controles adecuados para convencer a la dirección de la entidad y a los supervisores de que sus estimaciones de valoración son prudentes y fiables.
2. *Metodologías de valoración.* Se incluyen tres metodologías fundamentales de valoración:
 - Valoración a precios de mercado: Consiste en estimar, al menos diariamente, el valor de las posiciones, a precios de liquidación disponibles fácilmente y obtenidos de fuentes independientes. Los bancos deberán valorar a precios de mercado siempre que sea posible.
 - Valoración según modelo: Si no resulta posible la valoración a precios de mercado, los bancos podrán valorar según modelo, siempre que puedan demostrar que esta valoración es prudente. Este tipo de valoración se define como aquella que debe obtenerse a partir de referencias, extrapolaciones u otros cálculos a partir de un input de mercado.
 - Verificación independiente de los precios: A diferencia de la valoración diaria a precios de mercado, en este tipo de metodología una unidad independiente de la sala de contratación verifica periódicamente la exactitud de los precios de mercado o de los inputs de un modelo (al menos con periodicidad mensual). Supone un mayor grado de precisión, dado que los precios mensuales de mercado se utilizan para determinar las pérdidas y ganancias, mientras que las valoraciones diarias se emplean fundamentalmente para informar a la dirección del banco durante los periodos comprendidos entre las fechas de elaboración de los Informes de Gestión.
3. *Ajustes o reservas de valoración.* Los bancos deberán mantener procedimientos para considerar ajustes y reservas de valoración, así como reservas especiales para las posiciones menos líquidas.

Asimismo, se establecen procedimientos específicos para el cálculo del riesgo de crédito de contrapartida en la cartera de negociación (operaciones con derivados extrabursátiles, operaciones con pacto de recompra y otras operaciones incluidas en la cartera).

En todo caso, se considera que la fiabilidad e integridad de las bases de datos utilizadas para la gestión del riesgo de mercado constituye la parte más complicada de la implantación y revisión del sistema, al objeto de asegurar que: (a) están todas las posiciones relevantes (incluidas las derivadas de filiales y sucursales en el extranjero); (b) las posiciones están bien valoradas; (c) las posiciones están representadas adecuadamente para ser tratadas (GONZÁLEZ MOSQUERA, 2004).

Como conclusión, el Pilar I constituye un considerable avance respecto a Basilea I debido a tres razones básicas (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 156):

- Permite que las entidades financieras puedan utilizar sus propios modelos de medición de riesgos para definir sus requerimientos mínimos de capital.
- Incentiva a una mejor administración del riesgo por parte de las entidades, consiguiendo una mayor flexibilidad en la gestión del riesgo.

- Otorga una mayor sensibilidad del patrimonio ante los riesgos.

Sin embargo, el Nuevo Acuerdo sigue sin autorizar la aplicación de la metodología VaR para la medición del riesgo de crédito, argumentando la dificultad para determinar la fiabilidad de los inputs y outputs empleados por dichas técnicas.

1.3.2.2.2. Segundo Pilar: Procesos de revisión supervisora

El Pilar II del Nuevo Acuerdo se centra en los principios básicos del examen supervisor, de la gestión del riesgo y de la transparencia y responsabilidad por parte de las autoridades supervisoras. En particular, se subraya la importancia del desarrollo de procedimientos dentro de cada banco que permitan fijar objetivos para el capital que sean adecuados a su perfil de riesgo. Los supervisores deberían ser responsables de evaluar si los bancos están calculando correctamente su exposición a los riesgos, por lo que se plantea como objetivo principal la consecución de un diálogo activo entre las entidades y los supervisores, de forma que cuando se identifiquen deficiencias en los sistemas de gestión de riesgos, pueda actuarse con rapidez y decisión, minimizando las posibles consecuencias.

Este Segundo Pilar considera tres áreas fundamentales a tratar (CSBB, 2004a, pfo. 724): (1) los riesgos que se consideran en el Primer Pilar pero que no se cubren por completo (por ejemplo, el riesgo de concentración del crédito); (2) aquellos factores que no tiene en cuenta el Primer Pilar (como el riesgo de tipo de interés en la cartera de inversión, el riesgo de negocio y el riesgo estratégico); y (3) los factores externos al banco (efectos del ciclo económico sobre las entidades, etc.).

Asimismo, el Segundo Pilar también se ocupa del cumplimiento de los criterios mínimos y de los requisitos de divulgación de los métodos más avanzados del Primer Pilar, en particular el enfoque IRB para el riesgo de crédito y los métodos de Medición Avanzada para el riesgo operacional.

De esta forma, se trata de alcanzar dos metas muy importantes:

- Garantizar que las entidades mantengan un nivel de capital adecuado para soportar el riesgo de su actividad.
- Alentar a las entidades en el desarrollo y/o uso de las mejores prácticas y en el seguimiento y gestión de riesgos.

El Segundo Pilar se basa en los denominados “cuatro principios básicos del examen supervisor”:

- ❶ *Principio 1: “Los bancos deberán contar con un proceso para evaluar la suficiencia de su capital total en función de su perfil de riesgo y con una estrategia para el mantenimiento de sus niveles de capital”.*

De acuerdo con este principio, los bancos deberán demostrar que sus objetivos internos de capital están bien fundamentados y son acordes con su perfil general de riesgo y con su actual entorno operativo. Las cinco características más importantes de un proceso riguroso son: (1) la vigilancia por parte del Consejo de Administración y de la Alta Dirección; (2) la evaluación rigurosa del capital; (3) la evaluación integral de los riesgos; (4) el seguimiento e información; y (5) el examen de los controles internos.

- ❷ *Principio 2: “Las autoridades supervisoras deberán examinar y evaluar las estrategias y evaluaciones internas de la suficiencia de capital de los bancos, así como la capacidad de éstos para vigilar y garantizar su cumplimiento de los coeficientes de capital regulador. Las autoridades supervisoras deberán intervenir cuando no queden satisfechas con el resultado de este proceso”.*

Las autoridades supervisoras examinarán periódicamente el proceso utilizado por los bancos para evaluar la suficiencia de su capital, la posición de riesgo de la entidad, los niveles de capital resultantes y la calidad del capital mantenido. Para ello, podrán realizar una combinación de distintos instrumentos: (1) exámenes o inspecciones in situ en el banco; (2) exámenes fuera del banco; (3) reuniones con la dirección del banco; (4) revisión del trabajo realizado por los auditores externos; y (5) presentación de informes periódicos.

- ❸ *Principio 3: “Los supervisores deberán esperar que los bancos operen por encima de los coeficientes mínimos de capital regulador y deberán ser capaces de exigirles que mantengan capital por encima de este mínimo”.*

Los requerimientos de capital establecidos en el Primer Pilar incluirán un margen que tenga en cuenta las incertidumbres relacionadas con tal pilar y que afecten al conjunto del sistema bancario. Las incertidumbres que afectan específicamente a cada banco se tratan en el Segundo Pilar, de forma que los supervisores determinarán si las características concretas de los mercados se encuentran adecuadamente cubiertas por el citado margen.

- ❹ *Principio 4: “Los supervisores tratarán de intervenir con prontitud a fin de evitar que el capital descienda por debajo de los niveles mínimos requeridos para cubrir las características de riesgo de un banco dado. Asimismo, deberán exigir la inmediata adopción de medidas correctoras si el capital no se mantiene en el nivel requerido o no se recupera ese nivel”.*

Entre las medidas que pueden adoptar los supervisores en caso de que les preocupe que alguna entidad pueda incumplir los requisitos incorporados en los principios supervisores del Nuevo Acuerdo, destacan: (1) intensificar la supervisión del banco; (2) restringir el pago de dividendos; (3) obligar al banco a preparar y aplicar un plan satisfactorio para restablecer la suficiencia de capital; ó (4) exigir al banco la obtención inmediata de capital adicional.

Finalmente, el Segundo Pilar regula otros aspectos del proceso de examen supervisor, tales como la transparencia de las autoridades supervisoras, la mejora de la comunicación y cooperación entre países, o el proceso específico del examen supervisor para las titulizaciones.

La Tabla 1.23 resume las principales orientaciones al proceso de examen supervisor publicadas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

Documento	Fecha de publicación y versión
1. Risk Management Guidelines for Derivatives	Julio 1994, versión definitiva
2. Section B: Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks	Enero 1996, versión definitiva
3. Core Principles for Effective Banking Supervision	Septiembre 1997, versión definitiva
4. Management of Interest Rate Risk	Septiembre 1997, versión definitiva
5. Risk Management for Electronic Banking	Marzo 1998, versión definitiva
6. Framework for Internal Controls	Septiembre 1998, versión definitiva
7. Sound Practices for Banks' Interactions with Highly Leveraged Institutions.	Enero 1999, versión definitiva
8. Enhancing Corporate Governance	Agosto 1999, versión definitiva
9. Sound Practices for Managing Liquidity	Febrero 2000, versión definitiva
10. The Core Principles Methodology	Octubre 1999, versión definitiva
11. Principles for the Management of Credit Risk	Septiembre 2000, versión definitiva
12. Supervisory Guidance for Managing Settlement Risk in Foreign Exchange Transactions	Septiembre 2000, versión definitiva
13. Principles for the Management and Supervision of Interest Rate Risk	Enero 2001, versión definitiva
14. Risk Management Guide Principles for Electronic Banking	Mayo 2001, versión definitiva
15. Encuesta sobre Auditoría Interna en los Bancos y la Relación del Supervisor con los Auditores	Agosto 2001, versión definitiva
16. Debida Diligencia con la Clientela de los Bancos	Octubre 2001, versión definitiva
17. The Relationship Between Banking Supervisors and Banks' External Auditors	Enero 2002, versión definitiva
18. Pautas para la Supervisión de Bancos en Dificultades	Marzo 2002, versión definitiva
19. Management and Supervision of Cross-border Electronic Banking Activities	Octubre 2002, versión definitiva
20. Buenas Prácticas para la Gestión y Supervisión del Riesgo Operativo.	Febrero 2003, versión definitiva

Fuente: CSBB (2004a), pág. 162.

Documentos reguladores del proceso de examen supervisor según Basilea II

Tabla 1.23

1.3.2.2.3. Tercer Pilar: La disciplina de mercado

El objetivo del Tercer Pilar sobre disciplina de mercado es completar los requerimientos mínimos de capital (Primer Pilar) y el proceso de examen supervisor (Segundo Pilar).

De acuerdo con el Tercer Pilar, los bancos deberán tener claramente definida una política relativa a la información ofrecida al mercado, al objeto de que sus integrantes puedan conocer y evaluar la solvencia de la entidad. Asimismo, los supervisores disponen de distintas medidas para instar a que los bancos realicen tales divulgaciones, algunas de las cuales se considerarán criterios de admisión para la utilización de determinadas metodologías o el reconocimiento de determinados instrumentos y operaciones.

Por su parte, el marco de divulgación del Tercer Pilar no debe entrar en conflicto con los requisitos establecidos por las normas contables, cuyo ámbito de aplicación es más amplio. Cuando las divulgaciones se realicen como parte de criterios contables o para satisfacer determinados requisitos de cotización pública, establecidos por los reguladores de los mercados de valores, los bancos podrán basarse en ellos para satisfacer los criterios correspondientes del Tercer Pilar. En este caso, los bancos

deberán explicar las diferencias relevantes que existan entre las divulgaciones contables u otras y la base supervisora de divulgación.

Además, el banco determinará la importancia y relevancia de las informaciones a divulgar; a estos efectos, se considerará que la información es pertinente, de acuerdo con las Normas Internacionales de Contabilidad (NIC), cuando su omisión o aserción errónea pudieran modificar o influenciar la evaluación o decisión de un usuario que dependa de dicha información para tomar sus decisiones económicas.

Las divulgaciones establecidas deberán tener una periodicidad semestral, con carácter general, protegiéndose asimismo la información en propiedad y confidencial que pudiera comprometer la posición competitiva de las entidades.

Finalmente, las divulgaciones dirigidas a los agentes del mercado deben cumplir una serie de requisitos básicos:

- *Principio general de divulgación:* Los bancos deberán contar con una política formal de distribución, aprobada por el Consejo de Administración, que defina la información a divulgar por la entidad y los controles de los que se dispondrá a este fin.
- *Ámbito de aplicación:* En general, el Tercer Pilar será de aplicación únicamente al nivel consolidado superior del grupo bancario al que se aplica el Marco.
- *Capital:* Se proporcionará información sobre la estructura del capital de la entidad, tanto cualitativa como cuantitativa, y sobre la suficiencia de capital.
- *Exposición al riesgo y su evaluación:* Los agentes del mercado deben conocer los riesgos a los que están expuestos los bancos y las técnicas que éstos utilizan para identificar, medir, vigilar y controlar dichos riesgos. Se considera esencial que los bancos informen de los procedimientos que emplean para el cálculo de su riesgo de crédito, mercado y operacional.

Asimismo, a pesar de las buenas intenciones del Acuerdo, tan sólo un reducido grupo de entidades a nivel mundial disponen de sistemas internos de gestión de riesgos lo suficientemente avanzados para satisfacer los requisitos que exige Basilea II, siendo necesario que transcurra un periodo de transición hasta que se desarrollen mecanismos eficaces en este sentido. En este sentido, DEL ÁGUILA QUESADA *et al.* (2002, pág. 180) señalan que:

“El Nuevo Acuerdo previsiblemente tendrá distintas consecuencias sobre el sector bancario en cada país, dependiendo de las propias características de sus empresas. En el caso español, un país en el que predominan fundamentalmente las pequeñas y medianas empresas, se producirá un cierto agravio, ya que en raras ocasiones las empresas tendrán calificación de agencias internacionales, lo que implicará que las entidades financieras tengan que aplicar o bien el método estándar, o bien desarrollar sus propios modelos internos de valoración de riesgos”.

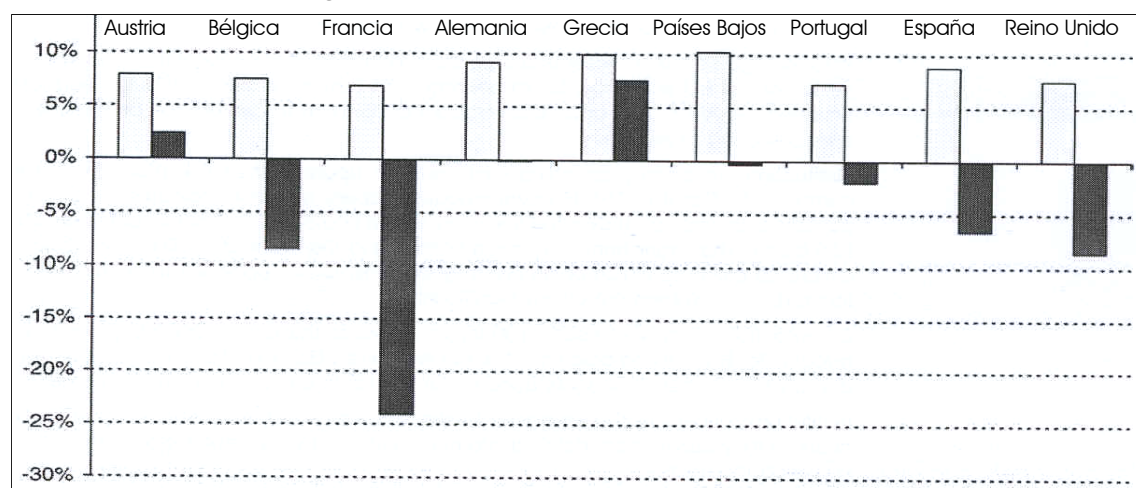
Para facilitar el proceso de transición desde el Acuerdo de 1988 hacia Basilea II, resulta aconsejable que las entidades supervisoras adopten un conjunto de medidas específicas, entre las que destacan las siguientes (CSBB, 2004b, pág. 12):

- Proporcionar a los bancos una versión operativa de las reglas incluidas en el Nuevo Marco.
- Evaluar el impacto de las nuevas reglas sobre los ratios de mantenimiento de capital de las entidades, concentrándose en aquellos componentes que generen los cambios más significativos.
- Permitir que los bancos evalúen el impacto esperado de las nuevas normas sobre su propio perfil de riesgo.
- Permitir que los bancos discutan las nuevas normas, mediante un diálogo permanente con las autoridades supervisoras que asegure que las reglas se interpretan adecuada y consistentemente.

La dificultad inherente a los nuevos sistemas de medición de riesgos conllevará un considerable esfuerzo por parte de los organismos supervisores, que deberán mejorar sus capacidades técnicas al objeto de evaluar la consistencia de los sistemas internos de gestión de riesgos desarrollados por las entidades.

Por lo que respecta al impacto del Nuevo Acuerdo sobre el capital de las entidades bancarias, un estudio de PricewaterhouseCoopers, publicado en abril de 2004 estima que el empleo de métodos internos por parte de los bancos, con el consiguiente ajuste interno de los cálculos, supondrá una reducción próxima al 5% de los requerimientos de capital de estas entidades (PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2004). Ahora bien, el impacto de los cambios en el capital de los bancos no será idéntico para las distintas categorías de riesgo, dado que el capital por riesgo operacional se incorporará por primera vez a los requerimientos, mientras que el capital por riesgo de crédito se reducirá significativamente (BARFIELD, 2004).

Las diferencias también serán sustanciales para los distintos países en los que aplique el acuerdo, observándose comportamientos muy heterogéneos incluso dentro de la Unión Europea (Figura 1.33).



Fuente: Adaptado de BARFIELD (2004), pág. 33.

Notas: □ Riesgo operacional; ■ Riesgo total.

Cambios esperados en los requerimientos de capital nacionales de la Unión Europea
Figura 1.33

Asimismo, se producirán diferencias entre los bancos más pequeños y las mayores entidades (Tabla 1.24), observándose una mayor reducción de capital en las entidades domésticas (grupo 2) respecto a los bancos internacionalmente activos (grupo 1). Asimismo, los bancos que empleen las alternativas más complejas (IRB avanzado y básico) obtendrán mayores reducciones de capital que las entidades que utilicen la alternativa estandarizada que, por el contrario, verán ligeramente incrementado su requerimiento de capital.

Método utilizado (riesgo de crédito)	Grupo 1	Grupo 2
Método estandarizado	+2,00%	+2,00%
Método IRB básico	-2,00 %	-15,00%
Método IRB avanzado	-3,00 %	-34,00%
TOTAL	-3,00 %	-9,00 %

Fuente: Adaptado de BARFIELD (2004, pág. 34).

Cambios porcentuales en los requerimientos de capital según bancos ante Basilea II

Tabla 1.24

Por otro lado, los bancos están realizando importantes desembolsos para enfrentarse a los retos que implican las nuevas normas, estimándose que alcanzarán el 0,1% de sus activos hasta la entrada en vigor del Acuerdo a comienzos del año 2007.

1.3.2.3. Las Directivas Bancarias Europeas y la Nueva Directiva de Suficiencia de Capital (CAD III).

A raíz de la aprobación del Acuerdo de Basilea de 1988, la Unión Europea adoptó una serie de Directivas para la regulación de los riesgos que afectaban a las entidades de crédito como consecuencia de las actividades de concesión de créditos, tales como la DIRECTIVA 89/299/CEE sobre fondos propios y la DIRECTIVA 89/647/CEE sobre el margen de solvencia, consolidadas a su vez por la DIRECTIVA 2000/12/CE (y posteriores modificaciones) relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y a su ejercicio.

Por su parte, la DIRECTIVA 93/6/CEE sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito (CAD I) hizo extensivas a las empresas de inversión las normas tanto sobre riesgo de crédito como sobre riesgo de mercado. Esta Directiva fue objeto de modificación por la DIRECTIVA 98/31/CE (CAD II), al objeto de incorporar las novedades derivadas de la Enmienda sobre Riesgo de Mercado aprobada en 1996 por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

En ambos casos, las normas sobre *margen de solvencia* y *gestión de riesgos* se ajustaban a las propuestas aprobadas por el Acuerdo de Basilea de 1988 y la Enmienda de 1996, destacando particularmente los siguientes puntos:

- ✓ Establecimiento de un capital inicial mínimo de 5 millones de euros para conseguir la autorización de acceso a la actividad.
- ✓ Fijación de un coeficiente mínimo de solvencia vía fondos propios del 8% de los activos y cuentas de orden ponderados por riesgo de crédito (normas Tier 1 y Tier 2 de Basilea I).

- ✓ Aceptación de modelos internos para la gestión de los riesgos de mercado por parte de las entidades financieras y, de esta forma, para el cálculo de los requisitos mínimos de capital a ellos asociados (Tier 3 de Basilea I). En particular, se admitía la aplicación de metodologías de Valor en Riesgo (VaR) calculadas diariamente como mínimo, con un intervalo de confianza del 99%, un periodo de tenencia equivalente a diez días y un periodo previo de observación de al menos un año. Cada entidad estaba sujeta a requisitos de capital equivalentes al mayor de los dos importes siguientes:
 - VaR del día anterior.
 - Media de las cifras correspondientes al VaR diario de los 60 días hábiles precedentes, multiplicada por un factor multiplicativo según el número de excesos observados.
- ✓ Notificación de grandes riesgos asumidos por las entidades financieras (valor igual o superior al 10% de sus fondos propios).

Si bien estas normas supusieron una importante contribución al Mercado Único Europeo, en los últimos años se observaron una serie de deficiencias significativas que aconsejaban su revisión (Tabla 1.25).

Limitación	Incidencia
Estimaciones de riesgos de crédito	Medidas de riesgo rudimentarias que corren el riesgo de caer en el descrédito
Margen para el arbitraje de capital	Las entidades financieras se benefician en la práctica de las discordancias entre la distribución del capital por riesgos que ellas efectúan y las exigencias mínimas de capital
Falta de reconocimiento de la reducción eficaz de riesgos	Las Directivas vigentes no proporcionan niveles adecuados de reconocimiento de las técnicas de reducción de riesgos
Cobertura incompleta de riesgos en las Directivas vigentes	Particularmente respecto al riesgo operacional, no sujeto a requisito alguno en materia de capital
Ausencia del requisito de que los supervisores evalúen el perfil real de riesgo de las entidades	Los supervisores no pueden comprobar si las entidades mantienen un capital que se corresponda con dicho perfil
Ausencia de requisitos sobre cooperación en la supervisión	Dificultades para que las autoridades colaboren entre sí en la supervisión de los grupos transfronterizos, a fin de reducir las trabas reglamentarias
Ausencia de información adecuada sobre el mercado	Las Directivas vigentes no contribuyen a una disciplina de mercado eficaz ni a que los operadores dispongan de información fiable que les permitan realizar evaluaciones bien fundadas
Falta de flexibilidad del marco reglamentario	El actual régimen regulatorio no dispone de flexibilidad suficiente para seguir la rápida evolución de los mercados financieros y las prácticas de gestión del riesgo, ni las mejoras en los instrumentos reglamentarios y de supervisión

Fuente: Adaptado de COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2004), págs. 2-3.

Necesidad de mejora de la normativa bancaria europea: Limitaciones de las normas actuales

Tabla 1.25

Ante esta situación, ya en 1998 la Comisión Europea afirmaba que la UE precisaba de unas normas prudenciales más precisas, coherentes y actualizadas con los

marcos internacionales. En Noviembre de 1999 se iniciaron las consultas con las partes y terceros interesados, dando lugar a distintos Documentos Consultivos en Noviembre de 1999, Febrero de 2001, Abril de 2003, Julio de 2003, Noviembre de 2003 y Febrero de 2004. Al objeto de facilitar esta tarea, en Junio de 2001 se crearon dos comités especializados en el mercado bursátil, el "*Committee of European Securities Regulators*" (CESR) y el "*European Securities Committee*" (ESC), a los que acompañó en Noviembre de 2003 el "*Comité Europeo de Supervisores Bancarios*" (CEBS), especializado en la regulación y supervisión de las entidades de crédito.

Finamente, en Julio de 2004 se publicó la propuesta de modificación de las Directivas vigentes (COMISIÓN EUROPEA, 2004), documento que fue sometido a una extensa fase de consultas, concretamente por lo que respecta a la formulación de modelos de estados contables consolidados comunes para todos los grupos bancarios europeos (CEBS, 2004; 2005a), así como a la convergencia de las prácticas supervisoras de los distintos países (CEBS, 2005b).

Las nuevas normas, relativas a la reforma de la Directiva 2000/12/CE y a la aprobación de una nueva Directiva de Suficiencia de Capital (CAD III), tienen por objeto facilitar la implementación del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea dentro de la Unión Europea, equiparando las normas de competencia bancaria con el objetivo de evitar la perversidad reguladora. Por otra parte, se desarrolla y clarifica la obligación de que las entidades de crédito dispongan de sistemas internos eficaces de gestión de riesgos. El proceso utilizado para ello es la "técnica de refundición", que permite introducir modificaciones importantes en la legislación vigente sin necesidad de redactar totalmente una nueva Directiva.

El proyecto de modificación se basa en tres pilares básicos, similares a los establecidos en Basilea II:

- ✓ Pilar I.- Cálculo de los requisitos de capital.
- ✓ Pilar II.- Proceso de Revisión Supervisora.
- ✓ Pilar III.- Disciplina de Mercado.

Al objeto de introducir estos cambios, en Junio de 2006 se aprobó la Directiva 2006/48/CE relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y a su ejercicio (refundición de la Directiva 2000/12/CE) y la Directiva 2006/49/CE sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito (refundición de la Directiva 93/6/CEE) o *Directiva CAD III*.

La regulación incluida en ambas Directivas resulta muy similar a la recogida en el Acuerdo de Basilea II, por lo que a continuación sólo se comentan las líneas maestras de actuación.

En el Pilar I, el cálculo del capital regulatorio se amplía, incorporando no sólo los requisitos de capital de la cartera de préstamos (riesgo de crédito) y de la cartera de negociación (riesgo de mercado), sino teniendo en cuenta también el riesgo operacional.

❶ Riesgo de crédito

Se sustituyen los requisitos vigentes en materia de coeficiente de solvencia para el riesgo de crédito y se introducen dos métodos básicos de cálculo de las posiciones ponderadas por riesgo:

- *El Método estándar* (DIRECTIVA 2006/48/CE, arts. 78-83), basado en el marco vigente, en el que la ponderación de riesgos se determina en función de la asignación de los activos y las partidas fuera de Balance a un número limitado de grados de riesgo, permitiéndose el uso de calificaciones procedentes de agencias externas (ECAIs) cuando estén disponibles⁷⁷. Si se compara con la normativa previa, se establecen ponderaciones de riesgo más bajas para los elementos al por menor no hipotecarios (75%) y para las hipotecas sobre bienes residenciales (35%); asimismo, se introduce una ponderación de riesgo del 150% para los activos en situación de mora a 90 días (100% para préstamos hipotecarios residenciales). Las ponderaciones aplicables por tipo de exposición coinciden con las establecidas en el Acuerdo de Basilea II.
- *El Método basado en las evaluaciones internas o “método IRB”* (DIRECTIVA 2006/48/CE, arts. 84-89), que permite a las entidades emplear sus propias estimaciones de los componentes de riesgo (PD, LGD y M) inherentes a sus distintos tipos de riesgo de crédito⁷⁸; dichos parámetros constituyen los argumentos para un cálculo prescrito cuyo objetivo es alcanzar un grado de fiabilidad del 99,9%. A su vez, el método IRB incluye dos variantes, con características y requisitos prácticamente idénticos a los incluidos en Basilea II:
 - Variante “básica”, que permite a las entidades de crédito emplear sus propias estimaciones sobre probabilidad de impago (PD), mientras que para el resto de componentes se utilizan valores prescritos.
 - Variante “avanzada”, en el que las entidades de crédito podrán hacer uso, adicionalmente, de sus propias estimaciones de la

⁷⁷ En particular, cada exposición se asignará a una de las siguientes categorías: créditos o créditos contingentes a administraciones centrales o bancos centrales; créditos o créditos contingentes a gobiernos regionales o autoridades locales; créditos o créditos contingentes a organismos administrativos y empresas sin fines de lucro; créditos o créditos contingentes a bancos multilaterales de desarrollo; créditos o créditos contingentes a organizaciones internacionales; créditos o créditos contingentes a instituciones; créditos o créditos contingentes a empresas; créditos minoristas o créditos contingentes minoristas; créditos o créditos contingentes garantizados con bienes inmuebles; partidas en situación de mora; partidas pertenecientes a categorías de alto riesgo según la normativa; créditos en forma de bonos garantizados; posiciones en titulizaciones; créditos a corto plazo a instituciones y empresas; créditos en forma de Organismos de Inversión Colectiva (OIC); y otras partidas.

⁷⁸ En este método, cada exposición se asignará a una de las categorías siguientes: créditos o créditos contingentes a administraciones centrales y bancos centrales; créditos o créditos contingentes a instituciones; créditos o créditos contingentes a empresas; créditos minoristas o créditos contingentes minoristas; valores de renta variable; posiciones en titulizaciones; y otros activos que no sean créditos-obligaciones. Sin embargo, en la práctica se consideran, al igual que en Basilea II, tres grandes grupos de posiciones: frente a empresas, instituciones, administraciones centrales y bancos centrales; frente a las posiciones minoristas; y frente a las posiciones de renta variable (COMISIÓN EUROPEA, 2004, Anexo VII).

severidad de la pérdida dado el incumplimiento (LGD), para lo que deberán cumplir un conjunto adicional de requisitos.

Asimismo, se establece una propuesta de aplicación por etapas (“roll out”) del método IRB, que ofrece flexibilidad a las entidades de crédito para trasladar distintas líneas de negocio y tipos de posiciones al método IRB en un plazo razonable. Además, se permite su aplicación parcial a las categorías de posiciones y líneas de negocio de menor importancia.

② *Riesgo de mercado*

La nueva redacción de la DIRECTIVA 2006/49/CE establece las exigencias mínimas de capital para el riesgo de mercado aplicables a las entidades de crédito y las empresas de inversión (arts. 18-20 y 28-32), permitiéndose el uso de modelos internos para su estimación. Asimismo, se introduce un nuevo tratamiento de las posiciones en empresas de inversión colectiva y derivados de crédito, junto con otras modificaciones que permiten una mayor sensibilidad al riesgo. Asimismo, se analiza detalladamente la problemática derivada de los grandes riesgos y las exigencias de capital para grupos consolidados de empresas.

③ *Riesgo operacional*

El tratamiento del riesgo operacional se incorpora por primera vez a las Directivas bancarias europeas, estableciéndose tres metodologías diferentes (DIRECTIVA 2006/48/CE, arts. 102-105):

- *El Método simple, Método del indicador básico o BIA* (art. 103), basado en el cálculo de los requisitos de capital como un porcentaje de un indicador global y único de la renta. Este método proporciona una cobertura de capital frente al riesgo operacional sin obligar a las entidades a desarrollar modelos complejos y costosos de información.
- *El Método estándar o STA* (art. 104), basado en las líneas de negocio, que resulta más sensible al riesgo que el método simple, pues la exigencia de capital introduce diferencias que reflejan los riesgos propios de cada categoría de negocio.
- *Los Métodos de medición avanzada o AMA* (art. 105), en los que las entidades generan sus propias mediciones del riesgo operacional, sujetas a normas más rigurosas de gestión del riesgo. Se espera que estas metodologías sean adoptadas gradualmente, en particular por las grandes entidades de crédito que operan en el ámbito internacional y las entidades especializadas más pequeñas que han desarrollado sistemas avanzados de control de riesgos.

Respecto al Pilar II, relativo al proceso de revisión supervisora, se establecen los siguientes principios (modificación de artículos 123-124 de la DIRECTIVA 2000/12/CE):

- Las entidades de crédito deben disponer de procedimientos internos para medir y gestionar sus riesgos y el nivel de capital interno que ellas mismas consideren suficiente.
- Las autoridades competentes deben verificar el cumplimiento por parte de las entidades de crédito de las diversas obligaciones jurídicas de organización y

control de riesgos, así como evaluar los riesgos los riesgos asumidos por las entidades.

- Los supervisores recurrirán a dicha evaluación para determinar si existen deficiencias en los controles o en el capital mantenido, actuando en caso de que no los consideren adecuados.
- Los supervisores deben esperar que los bancos tengan capital por encima del mínimo legal y tener la capacidad para imponer niveles superiores al mínimo.
- Los supervisores deben intervenir rápidamente para impedir que el capital descienda por debajo de los niveles considerados apropiados para el perfil de riesgos de cada entidad.

Por último, el Pilar III hace referencia a las obligaciones de transparencia de las entidades, a fin de potenciar la disciplina de mercado, de acuerdo con los siguientes principios básicos (modificación de artículos 145-149 de la DIRECTIVA 2000/12/CE,):

- Generalidad, según la cual todas las entidades deberán proporcionar información sobre el alcance de las nuevas reglas, su estructura de capital, sus posiciones y valoración de los riesgos de crédito, de mercado, operacional y de tipo de interés y su adecuación de capital.
- Materialidad, que exige información concreta, pues la omisión o mala información podría influir en la valoración o decisión de los inversores.
- Periodicidad y frecuencia mínima de divulgación anual para la mayoría de las entidades de crédito, pudiendo ser necesaria, en función de criterios concretos, una frecuencia más alta.

Hasta el momento, la Comisión Europea ha expresado su deseo de que las nuevas Directivas sean implementada según las líneas expuestas por el Comité de Basilea, por lo que resultará operativa a partir del año 2007. No obstante, algunas fuentes próximas al Parlamento Europeo han comentado la posibilidad de que se produzcan retrasos, especialmente respecto al empleo de los enfoques más avanzados para la gestión del riesgo de crédito y del riesgo operacional, por lo que Enero de 2008 se contempla como una fecha límite más realista.

Por lo que se refiere al impacto de las nuevas exigencias de capital para las entidades de crédito y las empresas de inversión de la UE, la Comisión Europea encargó en 2002 un informe a la empresa PricewaterhouseCoopers, que resultó ser significativamente positivo (DO S167 de 29/08/2002). Así, se considera que con las nuevas Directivas las exigencias de capital para las entidades de crédito de la UE disminuirán en torno al 5% (90 millones de euros), con un aumento consiguiente de los beneficios anuales del orden de 10 a 12 millones de euros. Igualmente, la decisión de que las Directivas se apliquen a todas las entidades de crédito europeas no supondrá una desventaja competitiva para las empresas de la UE, como tampoco lo será la decisión de EE.UU. de aplicar los métodos avanzados únicamente a las 20 mayores entidades.

1.3.2.4. Nuevas tendencias en materia de regulación bancaria

La preocupación de los mercados financieros respecto a la ocurrencia de colapsos bancarios y a las consecuencias derivadas de los mismos, ha llevado a distintos organismos nacionales al establecimiento de nuevos mecanismos tendentes a conseguir una mayor eficiencia en la gestión de estas entidades.

Así, por ejemplo, el gobierno del Reino Unido ofrece incentivos a los depositantes para que ellos mismos vigilen a los bancos, a través de un sistema de “co-seguro” de los fondos depositados en estas entidades.

Por su parte, el gobierno de EE.UU. viene vinculando desde 1993 las primas de aseguramiento de los depósitos con el grado de riesgo de sus carteras, es decir, los bancos pagan por el riesgo a que someten a sus ahorradores.

Por otra parte, la aprobación en Julio de 2002 de la LEY SARBANES-OXLEY (“*Sarbanes-Oxley Act*” o SOA), tendente a controlar el riesgo operacional de las empresas cotizadas mediante el establecimiento de nuevas normas sobre contabilidad corporativa y de penalizaciones por malos manejos u omisiones de información, facilitará sin duda la gestión de riesgos de las posiciones empresariales por parte de las entidades financieras.

Asimismo, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea está intentado crear reglas de actuación que conduzcan a los bancos a comportarse como si no hubiera ninguna red de protección, al objeto de evitar el riesgo moral. En el mismo sentido, la introducción de los métodos VaR (“valor en riesgo” o “*value at risk*”) obliga a las entidades a determinar la cantidad máxima que podrían perder si se mantiene una posición particular durante un determinado periodo, al objeto de impulsar la mejora continua de sus procesos de administración de riesgos.

La Reserva Federal Norteamericana ha establecido el mecanismo conocido como “pre-compromiso” para la determinación de los requerimientos de capital frente a los riesgos de mercado. Según esta fórmula, los bancos establecen por sí mismos la pérdida esperada en su cartera crediticia para un determinado periodo, fijando el capital requerido según la posibilidad estimada; ahora bien, si las pérdidas reales exceden de las previstas, las entidades son sancionadas mediante la imposición de porcentajes de capitalización mayores.

1.3.3. Otras regulaciones sectoriales: el sector asegurador

Si bien el principal volumen de la regulación en materia de riesgos se centra en la industria bancaria, el sector asegurador constituye el intermediario no bancario más importante del sistema financiero⁷⁹, resultando un agente de gran importancia para el desarrollo económico.

La importancia de este sector asegurador, canalizador de ahorro e inversión, y su particular relación con tomadores, asegurados y beneficiarios mediante contratos de adhesión, hacen necesario que el acceso, ejercicio y control financiero de la actividad se

⁷⁹ Se entiende por “*sistema financiero*” de un país el conjunto de instituciones, medios y mercados cuyo fin primordial es la canalización del ahorro generado por las unidades de gasto con superávit financiero, hacia los prestatarios o unidades deficitarias (CUERVO GARCÍA *et al.*, 2001).

encuentre intervenido por los gobiernos de casi todos los países, si bien se observa una progresiva tendencia liberalizadora en los últimos años⁸⁰.

Desde el punto de vista teórico, todo modelo de control de la solvencia de entidades aseguradoras debería poseer un conjunto de características generales (DEL POZO GARCÍA, 2001, págs. 6-7):

1. Ha de encontrarse fundamentado en la técnica actuarial.
2. Ha de considerar de forma integrada y conjunta todos los elementos de control de la solvencia de la empresa de seguros.
3. Las exigencias para cada empresa que del mismo se deriven deben ser consecuencia, en la medida de lo posible, de la actividad desarrollada y del riesgo de insolvencia que ésta comporta.
4. Las normas de control han de limitar lo menos posible la actividad de las empresas y deben propiciar al máximo un desarrollo sano y dinámico de las mismas.
5. Las normas de control deberían potenciar la diversificación global de los riesgos soportados por las empresas aseguradoras.
6. Las normas establecidas deben ser lo más claras posibles y fáciles de aplicar por parte de las entidades de seguros.

En la práctica, las autoridades reguladoras aplican diversos métodos para asegurar la solvencia de las aseguradoras, que incluyen los requerimientos mínimos de capital, las regulaciones de las primas, la regulación de las inversiones, el establecimiento de normas contables específicas, los requerimientos para la elaboración de informes financieros, los exámenes periódicos de las compañías de seguros y la aplicación de pruebas de diagnóstico a la información financiera de la empresa (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, pág. 7).

La mayoría de las normas de solvencia exige que las aseguradoras mantengan un excedente preestablecido de sus activos respecto a sus pasivos. Esta reserva de capital, o requisito mínimo de capital, tiene como objetivo permitir que los aseguradores puedan afrontar cambios adversos en el mercado, inversiones y operativa de la entidad sin llegar a la situación de insolvencia.

Generalmente, la autoridad reguladora establece una fórmula específica para el cálculo de los requisitos mínimos de capital, que puede responder a tres estrategias diferentes (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, págs. 10-11):

1. *Estándares fijos mínimos.* La autoridad reguladora establece cantidades fijas respecto al capital mínimo necesario para que una empresa pueda obtener una licencia de operaciones para un determinado tipo de seguro. Además de los mínimos para el capital inicial, en la mayor parte de los casos se requiere que se mantenga un nivel mínimo de neto a lo largo del tiempo. Dichos mínimos se

⁸⁰ En este ámbito, el reto consiste en mantener las ventajas de un mercado competitivo para los seguros y asegurar al mismo tiempo que los consumidores no sientan los efectos de cualquier insolvencia. Así, a medida que mejora la sofisticación de la industria aseguradora en la gestión de riesgos, los requisitos de solvencia se orientan hacia el fortalecimiento del uso de las fuerzas de mercado, con el objetivo de asegurar que el capital sujeto a riesgo en la Economía sea aplicado de forma eficaz y eficiente (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, págs. 7-8).

calculan en función de aspectos como la jurisdicción en la que se ubique la empresa, las líneas de seguros que la empresa desea suscribir y la estructura legal de la compañía, si bien el estándar resulta independiente del volumen de negocios de la entidad. *Ejemplos:* Regulación supervisora de México, normas regionales de los estados de EE.UU. (Illinois, Pennsylvania, etc.).

2. *Estándares proporcionales al tamaño.* El regulador calcula los requerimientos mínimos de capital de forma proporcional a las pólizas extendidas por la empresa o a alguna otra medida de la dimensión de la exposición al riesgo del asegurador. Cuando los requerimientos son proporcionales al tamaño, el capital adecuado suele definirse como un cierto margen de solvencia, calculado como el exceso de activos sobre pasivos y expresado como un porcentaje de las primas suscritas. En ocasiones su cómputo se refina, introduciendo diversos escalones de cálculo al objeto de reconocer el efecto de las economías de escala. Como consecuencia, se evitan los problemas que afrontan los márgenes de seguridad fijos ante el crecimiento de la empresa, consecuencia de repartir un valor neto mínimo constante entre un número creciente de pólizas suscritas. *Ejemplos:* Regulación tradicional de la Unión Europea, Argentina.
3. *Estándares de riesgo ajustados ("risk based capital" o RBC).* Constituye el enfoque más avanzado para el establecimiento de requisitos mínimos de capital, y se basa en la incorporación de factores adicionales de riesgo al análisis de la adecuación del capital. Así, los aseguradores se encuentran expuestos a distintas variedades de riesgo, cuya importancia depende de la naturaleza de las operaciones que realizan. La medición del riesgo total de la empresa servirá de base para establecer el capital mínimo requerido para absorber las fluctuaciones producidas en los activos, pasivos e ingresos de la entidad ante circunstancias adversas. Este enfoque resulta particularmente significativo en la actualidad, dado que la creciente presión competitiva empuja a las entidades a aumentar su perfil de riesgos con el fin de obtener mayor cuota de mercado, lo que afecta a su nivel de solvencia. *Ejemplos:* Sistema NAIC de EE.UU., Australia, sistemas RMCPE de Canadá, proyecto Solvencia II de la Unión Europea.

Cabe destacar que estos tres enfoques constituyen un continuo, y no opciones mutuamente exclusivas.

Por su parte, KPMG (2003) considera otras dos metodologías emergentes para el cálculo de los requerimientos mínimos de capital de entidades aseguradoras⁸¹:

4. *Propuesta basada en el análisis de escenarios.* Los requerimientos de capital se calculan sobre la base del peor resultado, a partir de un conjunto de potenciales escenarios futuros aplicados a la situación financiera de la empresa⁸². El modelo es típicamente flexible y dinámico, proporcionando proyecciones futuras de los flujos de caja y del patrimonio de la empresa. No obstante, la adecuación del

⁸¹ A su vez, KPMG se apoya en el informe "On Solvency, solvency assessment and actuarial issues" de la Internacional Association of Insurance Supervisors (IAIS, 2000).

⁸² Los escenarios suelen consistir en diversos conjuntos de potenciales pérdidas futuras, ingresos por primas, dotación de provisiones, pérdidas catastróficas, tasas de interés y de inflación, rentabilidad de los activos, etc.

capital mínimo requerido depende de la correcta definición de los distintos escenarios y de su relevancia real. *Ejemplos:* Finlandia, estado de Nueva York en EE.UU.

5. *Propuesta probabilística.* En este caso se emplean modelos probabilísticos para simular el rango total de valores que pueden adoptar todas las variables que afectan al riesgo de la empresa. De esta forma, se obtiene una distribución de probabilidad de los posibles resultados futuros de la empresa, calculándose los requerimientos de capital mediante modelos de probabilidad de ruina (según niveles de confianza preestablecidos). Estos modelos resultan muy flexibles, al tiempo que consideran la interacción entre distintos tipos de riesgos. No obstante, la definición del capital requerido resulta más compleja de interpretar, ya que se basa en un conjunto de simulaciones generadas por un modelo muy complejo.

Puesto que todas las propuestas parten de un diseño general de cálculo y un conjunto de parámetros, la correcta selección de estos últimos resulta crucial para la validación de los resultados obtenidos.

1.3.3.1. Regulaciones internacionales en el ámbito asegurador.

Las principales normas reguladoras en materia de seguros se han formulado en Estados Unidos, Canadá y, muy especialmente, en la Unión Europea, a través de los proyectos conocidos como “Solvencia I” y “Solvencia II”.

La Tabla 1.26 resume las características más destacadas de las principales regulaciones.

REGIÓN / PAÍS	Estándares proporcional es al tamaño	Estándares de riesgo ajustados ("risk based capital" o RBC)	Otros modelos
Unión Europea	Empresas vida y no vida (Directivas UE)	Proyecto Solvencia II La regulación finlandesa emplea una propuesta RBC, ajustada mediante modelos probabilísticos, como suplemento a las Directivas de la UE. Las regulaciones danesa y holandesa también incluyen propuestas basadas en el RBC.	Desde 2003, la entidad supervisora del Reino Unido admite la aplicación de modelos internos para la evaluación de los requerimientos de capital de las empresas. Asimismo, se ha desarrollado un test basado en el análisis de escenarios. Solvencia II considera la oportunidad de utilizar análisis de escenarios para el desarrollo de modelos internos de gestión de riesgos.
EE.UU.	-	Empresas vida y no vida	En algunos estados se usan estándares fijos (ej.: Illinois, Pennsylvania), en otros se usan propuestas basadas en escenarios (ej.: Nueva York). Desde 2005, la fórmula del capital RBC para empresas de seguros incluye un componente ("C3c") que estima el riesgo de mercado mediante análisis de escenarios
Canadá	Empresas no vida (hasta 2002)	Empresas vida y empresas no vida desde 2003	Los tests DCAT ("Dynamic Capital Adequacy Test") analizan la solvencia de cada empresa bajo diversos escenarios. Se requieren para todas las aseguradoras con registro federal.
Otros países	-	Australia (desde 2002), Singapur (desde 2004), Suiza (en fase de desarrollo).	Australia permite la aplicación de modelos internos para empresas no vida si son aprobados por el regulador. La propuesta suiza incluye también análisis de escenarios.

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), pág. 224; IYUN (2005), pág. 5 y elaboración propia.

Distintas regulaciones para la evaluación de la solvencia de entidades aseguradoras

Tabla 1.26

En *Estados Unidos*, la *National Association of Insurance Commissioners* (NAIC), principal órgano regulador del mercado asegurador, desarrolló en la década de los años 70 del siglo XX el denominado Sistema IRIS ("*Insurance Regulatory Information System*") de alerta temprana, basado en 11 ratios financieros de público conocimiento (12 para las empresas tipo "vida") obtenidos de los estados contables anuales (Tabla 1.27).

Los ratios IRIS se clasifican en cuatro grandes grupos: (1) ratios generales, relacionados con la operativa global de la empresa; (2) ratios de rentabilidad, vinculados a los resultados de la entidad; (3) ratios de liquidez, relacionados con la solvencia de la aseguradora; y (4) ratios de reservas, relacionados con las provisiones y beneficios retenidos.

RATIO	Valores inusuales iguales o	
	Superiores a (%)	Inferiores a (%)
1 Primas brutas / Neto	900	-
1A Primas netas / Neto	300	-
2 Cambio en las primas netas	33	-33
3 Influencia en el neto del reaseguro cedido / Neto	15	-
4 $(\text{Pérdidas/Neto})_{\text{media 2 años}} + (\text{Gastos operativos/Neto})_{\text{media 2 años}} + (\text{Dividendos/Neto})_{\text{media 2 años}} - (\text{Ingreso neto por inversiones/Neto})_{\text{media 2 años}}$	100	-
5 Rentabilidad de la inversión	10	4,5
6 Cambio en el Neto	50	-10
7 Pasivo exigible / Activos líquidos	105	-
8 Primas brutas procedentes de agentes / Neto	40	-
9 $(\text{Variación de las reservas})_{1 \text{ año}} / \text{Neto}$	20	-
10 $(\text{Variación de las reservas})_{2 \text{ años}} / \text{Neto}$	20	-
11 Deficiencia estimada en las reservas / Neto	25	-

Fuente: Adaptado de NAIC y DATOO (2005), pág. 20.

Nota: Las primas netas son aquellas obtenidas por la empresa después del reaseguro.

Ratios IRIS y rangos de variación

Tabla 1.27

Según este sistema, una aseguradora es objeto de revisión especial por parte del regulador si cuatro o más de los 11 (o 12) ratios están fuera de un rango determinado de valores (determinado a partir de quiebras recientes en el sector). El sistema IRIS emplea tests univariantes, y el rango de variación se establece de forma tal que, para un ratio determinado, sólo cerca del 15% de las empresas resultan aceptables.

La aplicación concreta del sistema IRIS es decidida por cada estado individual⁸³, si bien los análisis empíricos han demostrado una escasa capacidad predictiva del modelo (THORNTON y MEADOR, 1977; HERSHBARGER y MILLER, 1986; AMBROSE y SEWARD, 1988; BROCKETT y COOPER, 1990; BROCKETT *et al.*, 1994). Así, los ratios IRIS por sí solos no son capaces de identificar la presencia de condiciones adversas pues, por ejemplo, una crisis bursátil fuerte podría afectar de forma significativa al nivel de neto de la entidad, aunque esta circunstancia no está prevista por el sistema (KAHN, 2004).

Además del sistema IRIS, los reguladores de EE.UU. contaron durante varias décadas con dos herramientas básicas para la supervisión de los requisitos mínimos de capital:

- El establecimiento de un capital mínimo por línea, con independencia del volumen de negocios.
- La fijación de ratios fijos del tipo “*primas/(activos-pasivos)*”.

No obstante, el elevado volumen de insolvencias observado durante la década de los años 80 del siglo XX⁸⁴, así como la sospecha de que las aseguradoras “jugaban”

⁸³ Para cubrir el coste del programa IRIS cada compañía paga una cuota a la NAIC que varía desde 650 hasta 50.000 dólares por empresa, dependiendo de su volumen de primas. Los reaseguradores que no tienen suscripción directa de primas pagan la cuota mínima.

⁸⁴ Un total de 257 aseguradoras se declararon insolventes en EE.UU. durante los años 1980-1990 (BROCKETT *et al.*, 2004). Entre las causas de la insolvencia destacaba el incremento inesperado de los costes por reclamaciones, la pérdida de reservas, los reaseguros incobrables y la volatilidad de la tasa de interés a lo largo de los años 80, así como la presencia de azar moral derivado de las evaluaciones no sensibles al riesgo realizadas respecto a los fondos de garantía de las aseguradoras (CUMMINS *et al.*,

con los ratios IRIS según su conveniencia (KLEIN, 1995), llevó a la NAIC a establecer un nuevo sistema de alerta temprana, denominado “*Financial Analysis Solvency Tracking*” (FAST), implementado en 1993 para el control de los principales aseguradores nacionales⁸⁵.

Este sistema, que introduce requerimientos de capital basados en riesgo calculados a partir de diversos activos, primas y reservas de la entidad, trata de redefinir la función supervisora de los reguladores de seguro y de aumentar su autoridad legal para continuar en el esfuerzo de lograr medidas correctivas tempranas.

El sistema FAST consta de 29 ratios, modificables a lo largo del tiempo, que CUMMINS *et al.* (1999) considera como un super-conjunto de los ratios IRIS, si bien otros estudios afirman que incluye mucha otra información adicional (GRACE *et al.*, 1995). La definición de estos ratios no fue pública hasta el año 2004, con la intención de conseguir un sistema más eficaz y menos manipulable que el sistema IRIS previo.

En el sistema FAST las empresas no son sometidas a un test simple de validez, sino que existe una puntuación a lo largo del rango de valores de cada indicador. La puntuación total obtenida por cada empresa, debidamente ponderada según la importancia de cada ratio, permite distinguir entre aquellas que presentan un mayor grado de deterioro y aquellas que tienen una situación más normal. Por último, las entidades con peor situación se priorizan respecto a la ejecución de análisis adicionales (GRACE *et al.*, 1998a).

Adicionalmente al FAST, en la década de los años 90 del siglo XX, la NAIC consideró un nuevo sistema de control, denominado “*Risk-Based Capital Model*” (RBC), adoptado para las empresas “vida” y “no vida” en 1993 y 1994, respectivamente. A partir de 1998, estas normas se han ido extendiendo para el ramo de salud (NAIC, 2005a; 2005b; 2005c).

El objetivo de esta normativa es el establecimiento de unos requerimientos de capital regulador uniformes para todos los estados, que faciliten la rápida intervención por parte de las autoridades en caso de emergencia, y que consideren todos los riesgos a los que están sometidas las entidades⁸⁶. Para ello, el NAIC establece un límite de capital por debajo del cual se considera que las empresas precisan de atención, si bien las fórmulas son muy genéricas y no facilitan la predicción de insolvencias⁸⁷.

1993). En 1990 un informe de la Subcomisión de Vigilancia e Investigaciones de la Cámara de Diputados de E.UU concluyó que las regulaciones hubieran sido más efectivas si los requerimientos de capital hubieran estado conectados al nivel de riesgo del asegurador determinado por sus características de seguro e inversión (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, pág. 14).

⁸⁵ Los denominados “*nationally significant insurers*” deben realizar negocios en 17 o más estados de EE.UU. y tener una prima bruta media, respecto a los tres últimos años, que exceda los 30 millones de dólares para el ramo de propiedad-endeudamiento (JONES, 2005).

⁸⁶ No obstante, en la práctica existen riesgos no cubiertos por el sistema RBC, tales como la experiencia e integridad de los gestores, la capacidad de la entidad para adaptarse a los cambios, los futuros planes de negocio, el nivel de confianza de asegurados y accionistas, el nivel de acceso de la entidad a los mercados de capitales, la adecuación de los criterios valorativos que afectan a las provisiones técnicas o la eficiencia de los sistemas de información, entre otros (IYUN, 2005, pág. 17).

⁸⁷ El sistema RBC es considerado como un suplemento a los requerimientos fijos de capital mínimo que existen en cada estado, tal que una compañía de seguros tiene que someterse al mayor de los dos requerimientos. Si bien muchas compañías de seguros pequeñas generan requerimientos de RBC menores a los mínimos fijados, la mayoría de las aseguradoras medianas y grandes generan requerimientos de RBC mayores que los establecidos por cada estado.

Existen tres versiones para la determinación del capital regulador RBC exigido a cada entidad, considerando cada una de ellas distintos tipos de riesgos y ramas del negocio asegurador (Tabla 1.28).

El importe exigido para cada componente se calcula según las normas publicadas, mediante la clasificación de los riesgos en clases cualitativas, la medición de su impacto y la multiplicación de la base de riesgo por el factor asociado a dicha clase⁸⁸ (Tabla 1.29).

El riesgo final se obtiene mediante la consideración de los distintos componentes de riesgo, ajustados por la covarianza para tener en cuenta las relaciones de dependencia e independencia que existen entre ellos.

Para la implementación del modelo RBC se aprobó la denominada *RBC Model Law*, adoptada por la mayoría de los estados y que exige a cada empresa aseguradora la presentación anual de sus estimaciones del capital regulador según el RBC.

A partir de este dato, se calcula el denominado “*Nivel de Control Autorizado RBC*” o “*RBC requerido*” (“*Authorized Control Level Risk Based Capital*” -ACL-), que representa el 50% del RBC después de covarianzas.

El ACL se compara con el “*Capital Total Ajustado*” (“*Total Adjusted Capital*”) o TAC obtenido del Balance de la empresa al objeto de determinar el tipo de intervención que se precisa. El TAC se calcula mediante la suma del capital y las reservas de la entidad, a la que se añade la reserva por revalorización de los activos, el 50% de los pasivos por dividendos y la cantidad incluida en notas de capital. El cociente “*TAC/ACL*” constituye el denominado “*ratio de capital*” (“*capital ratio*”).

⁸⁸ No obstante, las estadísticas internas del NAIC han demostrado que casi la mitad de los aseguradores de ramos distintos al de la vida cometen errores en su cálculo, generalmente por utilizar información que no coincide con los datos de la declaración anual. Aunque muchos errores son relativamente menores, existe un número considerable de aseguradores con errores serios (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, pág. 39).

Empresas tipo "vida"	Empresas "no vida" (propiedad y accidentes)	Empresas "salud"
Afiliadas y riesgos fuera de Balance <i>(riesgos por incumplimientos de activos procedentes de inversiones afiliadas)</i>		
C0: Aseguradoras afiliadas y otros riesgos fuera de Balance (no derivados)	R0: Aseguradoras afiliadas y otros riesgos fuera de Balance (no derivados)	H0: Aseguradoras afiliadas y otros riesgos fuera de Balance (no derivados)
Riesgos de activos o en Balance <i>(riesgo de incumplimientos de valores de renta fija y riesgos de pérdidas en el valor de mercado de valores de renta variable)</i>		
C1cs: Riesgo de mercado derivado de acciones de empresas no afiliadas y de acciones de empresas afiliadas y aseguradoras C1o: Riesgo de mercado derivado de otros activos RIESGO DE CRÉDITO (ACTIVOS NO FINANCIEROS): C3b: Riesgo de crédito del ramo de salud (relacionado con la capitalización de pagos)	R1: Riesgo de activos (ingresos fijos) R2: Riesgo de activos (acciones) RIESGO DE CRÉDITO (ACTIVOS NO FINANCIEROS): R3: Riesgo de crédito y 50% riesgo de crédito por reaseguros	H1: Riesgos de activos (incl. activos fijos y acciones) RIESGO DE CRÉDITO (ACTIVOS NO FINANCIEROS): H3: Riesgo de crédito relacionado con la capitación de pagos (incl. reaseguro y salud)
Riesgos técnicos o de aseguramiento <i>(riesgos derivados del negocio asegurador, relacionados con los precios, reclamaciones, primas y reservas)</i>		
C2: Riesgo de seguros	R4: Riesgo de reservas, 50% riesgo de crédito por reaseguros, riesgo por expansión R5: Primas de riesgo, riesgo por expansión.	H2: Riesgo de seguros.
Riesgo de tipos de interés <i>(riesgos derivados de cambios en los tipos de interés y de asociación incorrecta en los flujos de caja derivados de activos y pasivos)</i>		
C3a: Riesgo de tipos de interés (1). C3c: Riesgo de mercado (2).		
Riesgos operacionales o de negocio <i>(riesgos generales del negocio asegurador)</i>		
C4a: Riesgo de negocio C4b: Gastos administrativos por salud		H4: Riesgo de negocio
Total RBC (después de covarianzas)		
$C0 + C4a + \sqrt{(C1o + C3a)^2 + C1cs^2 + C2^2 + C3b^2 + C3c^2 + C4b^2}$	$R0 + \sqrt{R1^2 + R2^2 + R3^2 + R4^2 + R5^2}$	$H0 + \sqrt{H1^2 + H2^2 + H3^2 + H4^2}$
Nivel de control autorizado RBC o RBC requerido		
$\frac{C0 + C4a + \sqrt{(C1o + C3a)^2 + C1cs^2 + C2^2 + C3b^2 + C3c^2 + C4b^2}}{2}$	$\frac{R0 + \sqrt{R1^2 + R2^2 + R3^2 + R4^2 + R5^2}}{2}$	$\frac{H0 + \sqrt{H1^2 + H2^2 + H3^2 + H4^2}}{2}$

Fuente: AMERICAN ACADEMY OF ACTUARIES (2002), IYUM (2005), NAIC (2006) y elaboración propia.

Notas: (1) Una modificación del año 2000 permite estimar el parámetro C3a mediante la proyección de flujos de caja.

(2) El riesgo de mercado, que incluye el denominado "equity indexed separate account business" se ha incorporado a la fórmula a partir del ejercicio 2005. Para su cálculo se emplea el análisis de escenarios.

Requerimientos de capital para entidades aseguradoras (RBC, EE.UU.)

Tabla 1.28

Seguros de vida	Datos utilizados	Factores empleados
C1: Riesgo de activos. C2: Riesgo de seguro. C3: Riesgo de tipos de interés. C4: Riesgo de negocio (otros).	Valor de las inversiones. Capital en riesgo (diferencia entre las cantidades aseguradas y las provisiones establecidas). Provisiones detentadas respecto al rescate anticipado de pólizas, según los beneficios garantizados a los asegurados. Ingresos por primas.	Depende del tipo de activo. Se aplican distintos pesos según diferentes niveles del capital en riesgo. Dependen de los beneficios garantizados a los asegurados en caso del rescate anticipado de la póliza. Se aplican distintos factores para los productos tipo vida respecto a los productos de salud y accidentes.
Seguros distintos al de la vida	Datos utilizados	Factores empleados
R1 y R2: Riesgo de activos. R5: Riesgo técnico. R4: Riesgo de reservas + R3. R3: Riesgo de crédito. R0: Riesgo fuera de Balance.	Valor de las inversiones. Primas netas suscritas. Obligaciones por reclamaciones. Recuperaciones por reaseguro y otros derechos de cobro. Tasa de crecimiento, garantías detentadas por afiliadas, pasivos contingentes.	Depende del tipo de activo. Combinación de los indicadores de mercado proporcionados por la NAIC y los propios indicadores de cada entidad aseguradora. Mismo factor que el riesgo técnico. Factor estándar del 10%. Empleo de pesos fijos según las categorías de riesgo consideradas.

Fuente: KPMG (2003), págs. 227-228. Traducción propia.

Medición de los factores de riesgo en el sistema RBC de EE.UU. (seguros de vida y seguros distintos al de la vida)

Tabla 1.29

La ley establece cuatro niveles de acción reguladora; si la empresa está fuera de dichos niveles, no se requiere regulación; en caso contrario, deben llevarse a cabo distintas intervenciones:

➤ *Nivel de actuación de la compañía:* $150\%ACL \leq TAC < 200\%ACL$

La entidad debe enviar al supervisor, en un plazo de 45 días, un plan en el que explique en detalle las causas y acciones que han conducido al deterioro del capital, incluyendo una propuesta de acciones correctoras. Alternativamente, la empresa puede detallar planes para reducir el riesgo a un nivel conmensurado con el nivel real de su capital.

Si el ratio de capital se sitúa entre el 200% y el 250% pero la aplicación de un test de solvencia basado en los tres últimos años indica que el ratio podría caer por debajo del 190% en el futuro, la entidad se considera también bajo el nivel de actuación de la compañía.

➤ *Nivel de actuación reguladora:* $100\%ACL \leq TAC < 150\%ACL$

La entidad debe enviar al supervisor un plan en el que se incluya una propuesta de acciones correctoras, similar al establecido para el nivel de actuación de la compañía. Además, el supervisor realizará una auditoría o análisis de las operaciones de la entidad, de la profundidad que considere necesaria, y diseñará una “orden correctiva” con las acciones a tomar por parte de la empresa.

Una entidad que, pasado el nivel de actuación de la compañía, no cumpla los requerimientos de solvencia establecidos, queda automáticamente en condiciones de someterse al nivel de actuación reguladora.

➤ *Nivel de control por las autoridades:* $70\%ACL \leq TAC < 100\%ACL$

El supervisor realizará un examen o análisis de las operaciones de la entidad, de la profundidad que considere necesaria, y diseñará una “orden correctiva” con las acciones a tomar por parte de la empresa (rehabilitación o liquidación).

El supervisor puede situar a la entidad bajo control de la autoridad reguladora si considera que con ello defiende mejor los intereses de los accionistas, acreedores y del público en general. Así, este nivel define el punto en el cual un asegurador puede ser declarado técnicamente insolvente.

Una entidad que no puede cumplir los requerimientos impuestos por el nivel de actuación reguladora accede directamente al nivel de control por las autoridades.

➤ *Nivel de control obligatorio:* $TAC < 70\%ACL$

El supervisor situará a la entidad bajo control de la autoridad reguladora. La ley permite un plazo de retraso de 90 días en la adopción de las medidas previas si el supervisor considera que existe la posibilidad de que la empresa abandone esta situación.

Entre las críticas al sistema RBC destaca el hecho de que los resultados parciales se calculan mediante fórmulas fijas, como ocurría con los estándares proporcionales al tamaño, si bien se consideran muchos más factores de riesgo y las fórmulas matemáticas son más sofisticadas.

El nuevo sistema RBC se complementa con las metodologías IRIS y FAST para la identificación de aseguradoras con problemas de insolvencia. No obstante, en la práctica se ha observado que la capacidad predictiva del sistema RBC resulta limitada debido a la inadecuada interacción entre categorías de riesgo (CUMMINS *et al.*, 1995; GRACE *et al.*, 1998b; CUMMINS *et al.*, 1999; KPMG, 2003), siendo superada ampliamente por el sistema FAST (GRACE *et al.*, 1995; 1998b).

Recientemente, se ha planteado la necesidad de modificar el proceso de supervisión establecido por la NAIC, con el objetivo de conseguir una identificación más temprana de riesgos e insolvencias. Para ello, se ha propuesto un mayor control de los riesgos relacionados con el capital humano de cada entidad (gobierno corporativo, gestión de la competencia, etc.) así como una mayor intervención de los actuarios en el ámbito de la cuantificación y priorización de los factores de riesgo de las entidades aseguradoras (AMERICAN ACADEMY OF ACTUARIES, 2006).

Respecto a *Canadá*, desde 1989 la corporación garantizada de aseguradores *CompCorp*⁸⁹ ha venido utilizando los denominados “requisitos mínimos de capital permanente y excedente” (“*minimum continuing capital and surplus requirements*” o MCCSR), que constituyen la versión canadiense del capital basado en el riesgo para los

⁸⁹ La *Comcorp* fue establecida como una alternativa para la regulación federal de la industria del seguro de vida, si bien las aseguradoras también pueden estar sujetas a entidades supervisoras a nivel regional. Esta corporación está dirigida por la Canadian Life and Health Insurance Association (CHIA), esto es, la Asociación Canadiense de Seguros de Vida y Salud.

seguros de vida. Asimismo, desde 1992 la entidad reguladora federal (*"Office of the Superintendent of Financial Institutions"* u OSFI) exige a las compañías de seguros de vida presentar el cómputo de capital basado en el riesgo.

Para el desarrollo de los MCCSR se modificó el sistema contable canadiense de seguros, unificando la contabilidad empresarial, basada en Principios de Contabilidad Generalmente Aceptados, con los requerimientos contables exigidos por los reguladores. De esta forma, se consiguió una mejor medición de los ingresos y se aseguró una cierta tendencia conservadora en las reservas a fin de satisfacer los aspectos reguladores de la solvencia.

El cálculo de estos requisitos mínimos se basa en un sistema similar al RBC de EE.UU., con algunas diferencias menores respecto a la categoría de los riesgos cubiertos. Entre otros, se consideran riesgos como el incumplimiento de activos, el riesgo de mortalidad y enfermedad, el riesgo de precios inadecuados ante cambios en los tipos de interés, el riesgo de cambio en los tipos de interés, el riesgo de actividades fuera de Balance y el riesgo de inversiones garantizadas respecto a fondos segregados. Tales riesgos son clasificados en cinco grandes categorías, muy próximas a las clases definidas en el sistema RBC estadounidense (BRENDER, 2004):

- ✓ C0: Actividades fuera de Balance. Se calcula como el 65% del valor de la inversión en otras empresas subsidiarias.
- ✓ C1: Riesgos de pérdidas en el valor de los activos (*ejemplo*: riesgo de incumplimiento de activos).
- ✓ C2: Riesgos de precios o de aseguramiento (*ejemplos*: riesgo de mortalidad y enfermedad, el riesgo de precios inadecuados ante cambios en los tipos de interés, riesgo de lapsos).
- ✓ C3: Riesgos de desintermediación o de asociación incorrecta activo/pasivo (*ejemplos*: riesgo de inversiones garantizadas respecto a fondos segregados, riesgo de seguros en participación).
- ✓ C4: Riesgo de negocio u operacional. Se calcula como el 20% de la suma de C1, C2 y C3.

Los requerimientos de capital se calculan mediante la suma de los requerimientos para cada tipo de riesgo, sin emplear reglas basadas en raíces cuadradas ni ajustes de covarianzas. Posteriormente, el capital requerido se compara con el capital real de la empresa⁹⁰, exigiéndose un ratio mínimo del 100% y prestándose especial atención a aquellas aseguradoras en las que la relación entre el capital requerido y el capital real supera el 150%, si bien el ratio medio de la industria se sitúa próximo al 50% (BRENDER, 2004).

Asimismo, durante la segunda mitad de la década de los años ochenta del siglo XX, los actuarios canadienses desarrollaron una técnica denominada "Prueba Dinámica de Solvencia" (PDS), que les permitía proyectar la posición del neto de una compañía más allá del término medio y bajo distintos escenarios, permitiendo observar distintas amenazas a su solvencia y explorar cursos alternativos de acción (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, pág. 16).

⁹⁰ Dividido en dos tramos diferentes, "Tier 1" o capital base y "Tier 2" o capital suplementario (KPMG, 2003).

La PDS constituye un mecanismo sofisticado para la medición del riesgo de las entidades aseguradoras que se encuentra en proceso de desarrollo. Los MCCSR, en cuanto permiten medir si el neto de la entidad es adecuado a las proyecciones de la PDS, conforman una etapa necesaria para el desarrollo de herramientas analíticas de solvencia en este entorno.

Respecto a las entidades de *seguros no vida*, hasta finales de 2002 los reguladores canadienses exigían a las entidades el mantenimiento de un excedente de al menos el 10% de los activos admitidos (valorados según precios de mercado) respecto a los pasivos ajustados. En 2003, el Consejo Canadiense de Reguladores de Seguros (*“Canadian Council of Insurance Regulators”* o CCIR) estableció unos requisitos mínimos de capital que, bajo la denominación de *“minimum capital test”* (MCT) trataban de conseguir la armonización entre los estándares establecidos por las distintas jurisdicciones regionales de Canadá que, no obstante, tienen libertad para establecer requerimientos más estrictos si así lo consideran conveniente. El capital mínimo requerido se obtiene mediante la suma de los distintos componentes de riesgo definidos para las empresas de seguros vida, si bien se modifica el nivel de detalle y los pesos asociados a cada partida.

En la actualidad, la OSFI y el Instituto Canadiense de Actuarios (*“Canadian Institute of Actuaries”* o CIA) están desarrollando diversos modelos estocásticos para la determinación de los requerimientos mínimos de capital y reservas, que podrían sustituir en el futuro a los sistemas MCCSR y MCT.

En cuanto a la *Unión Europea*, la regulación en materia de derecho de seguros se ha llevado a cabo tradicionalmente mediante Directivas, habiéndose emitido distintas normas desde los años 70 del siglo XX:

 Seguros vida:

- Directiva 79/267/CEE del Consejo, o “Primera Directiva de seguros de vida”, y posteriores modificaciones. En la actualidad esta Directiva, que tuvo enorme trascendencia durante más de 25 años, ha sido derogada y sustituida por la Directiva 2002/83/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de noviembre de 2002, sobre el seguro de vida.
- Directiva 90/619/CEE del Consejo, de 8 de noviembre de 1990, relativa a la coordinación de las disposiciones legislativas, reglamentarias y administrativas respecto al seguro directo de vida, que fija las disposiciones destinadas a facilitar el ejercicio efectivo de la libre prestación de servicios y modifica la Directiva 79/267/CEE. Esta Directiva es conocida también como “Segunda Directiva de seguros de vida”.
- Directiva 92/93/CEE del Consejo, de 10 de Noviembre de 1992, que establece la coordinación de las disposiciones legislativas, reglamentarias y administrativas relativas al seguro directo de vida y que altera la Directiva 79/267/CEE. También es conocida como “Tercera Directiva sobre el seguro de vida”.
- Directiva 2002/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de marzo de 2002, por la que se modifica la Directiva 79/267/CEE del

Consejo en lo que respecta a los requisitos del margen de solvencia de las empresas de seguros de vida.

- Directiva 2002/83/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de noviembre de 2002, sobre el seguro de vida (texto refundido).

 Seguros no vida:

- Directiva 73/239/CEE del Consejo, o “Primera Directiva de seguros distintos del seguro de vida”, y posteriores modificaciones.
- Directiva 88/357/CEE del Consejo, de 22 de junio de 1988, relativa a la coordinación de las disposiciones legislativas, reglamentarias y administrativas respecto al seguro directo no vida, que fija las disposiciones destinadas a facilitar el ejercicio de la libre prestación de servicios, y que modifica la Directiva 73/239/CEE. Esta Directiva también se conoce como “Segunda Directiva de seguros no vida”.
- Directiva 92/49/CEE del Consejo, de 18 de junio de 1992, por la que se coordinan las disposiciones legales, reglamentarias y administrativas relativas al seguro distinto del seguro de vida, y por la que se modifican las Directivas 73/239/CEE y 88/357/CEE. Se denomina también “Tercera Directiva del seguro no de vida”.
- Directiva 2002/13/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de marzo de 2002, por la que se modifica la Directiva 73/239/CEE del Consejo en lo que respecta a los requisitos del margen de solvencia de las empresas de seguros distintos del seguro de vida.

Por su parte, las Directivas 78/660/CEE (IV Directiva), 83/349/CEE (VII Directiva), 86/635/CEE y 91/674/CEE (Directivas de cuentas de seguros) han regulado tradicionalmente las prácticas contables de las entidades aseguradoras.

Las Directivas comunitarias se contemplan como regulaciones mínimas, por lo que los Estados nacionales pueden incrementar los requerimientos, si así lo consideran oportuno. Estas normas regulan los aspectos fundamentales de la actividad aseguradora, tales como los requisitos de acceso a la misma, formas jurídicas de las entidades, condiciones relativas al ejercicio de la actividad de seguros, etc. Los principios básicos en las que se fundamentan son (GÖTZFRIED, 1997):

- ✓ *Principio de admisión única (“single-licencing”)*: Cualquier asegurador autorizado en un Estado del Espacio Económico Europeo (EEE)⁹¹ puede ejercer su actividad en otros Estados miembros del EEE sin restricciones y sin tener que someterse a ningún otro procedimiento de admisión.
- ✓ *Principio de supervisión en el país de origen (“home-country-control”)*: La autoridad de supervisión del país de origen asume la responsabilidad de supervisión de las actividades económicas globales de la empresa.
- ✓ *Reconocimiento mutuo de los sistemas de supervisión y armonización mínima*: En relación con los principios previos, se ha acordado el reconocimiento de los sistemas de supervisión, estableciéndose un nivel mínimo de armonización.

⁹¹ Integrado en la actualidad por los 25 países miembros de la Unión Europea, más Noruega, Islandia y Liechtenstein.

Cabe destacar dos aspectos de especial relevancia regulados por disposiciones comunitarias, que afectan a los riesgos asumidos por estas entidades.

1.- **Las provisiones técnicas.** El Estado miembro de origen impondrá a cada empresa de seguros la obligación de constituir provisiones técnicas suficientes para el conjunto de sus actividades. Para su cálculo, se tendrán en cuenta las recomendaciones en materia de valoración formuladas por la Directiva 91/674/CEE que, si bien no establece metodologías específicas para su estimación, si formula un conjunto de principios generales para su cálculo.

El objetivo principal de las provisiones técnicas es la cobertura de las previsible reclamaciones futuras a las que se habrá de enfrentar la empresa como consecuencia de la ejecución de los contratos de seguro (siniestralidad) por parte de las contrapartes. Estas provisiones deben ser invertidas por la agencia o sucursal en activos equivalentes y congruentes. De esta forma, las reglas vinculadas con las provisiones técnicas limitan los riesgos técnicos y de inversiones de las aseguradoras comunitarias.

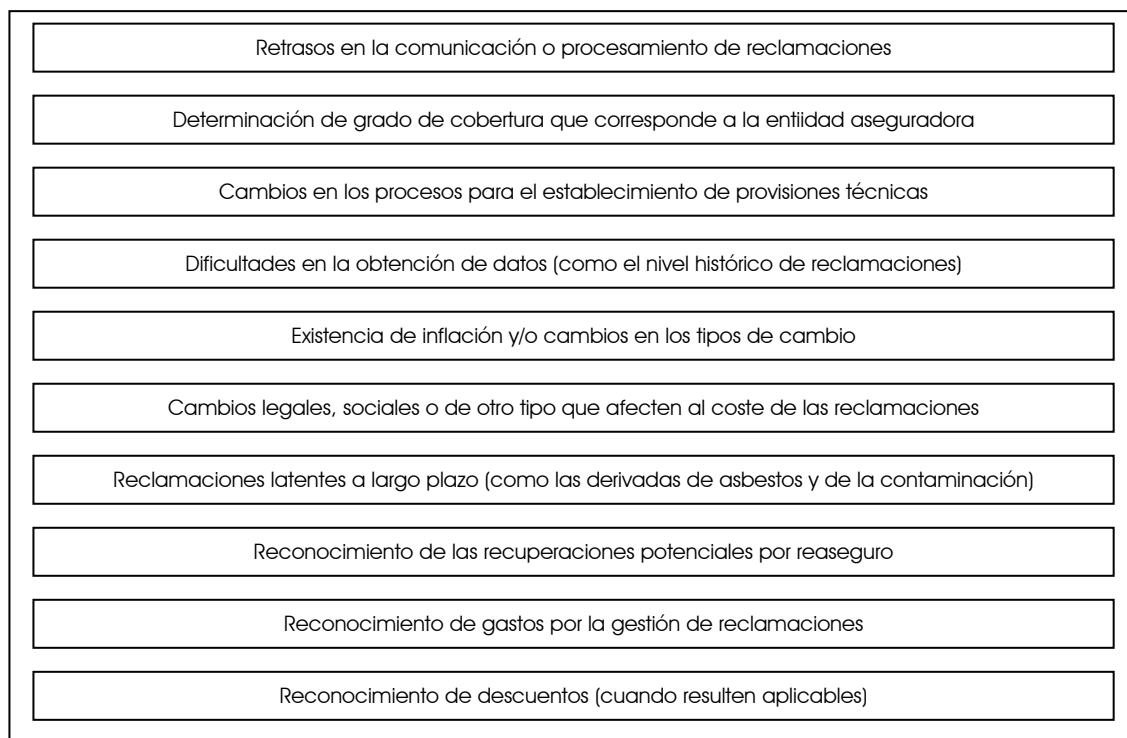
Para su estimación, será de aplicación la legislación de los Estados miembros, debiendo considerarse tanto el riesgo como la rentabilidad inherente a cada contrato. Cabe destacar que estas provisiones representan la mayoría del pasivo exigible de las aseguradoras *no-vida*, habiéndose establecido distintas bases para su cálculo respecto a los distintos países de la Unión Europea, que incluyen tanto propuestas pesimistas como optimistas (Tabla 1.30).

País	¿Se establecen provisiones rigurosas con el fin de evitar la mayoría de los resultados adversos ó se utilizan estimaciones optimistas (nivel de confianza del 50% respecto a potenciales reclamaciones)?	¿Ocurren resultados adversos importantes en la práctica?
Dinamarca	Estimaciones optimistas.	Sí, para ramos de negocio con gran variabilidad en los resultados, tales como incapacidad, accidentes y compensaciones laborales.
Francia	Nivel prudente para asegurar la ausencia de resultados adversos.	No en los últimos años excepto en ramos de negocio muy específicos (como el seguro de construcción y los seguros de responsabilidad general).
Alemania	Se intenta asegurar la ausencia de resultados adversos.	Sí en algunos ramos de negocio pero no de forma general.
Italia	Estimaciones optimistas.	Sí, ocurren con bastante frecuencia en la práctica.
Países Bajos	Las aseguradoras establecen provisiones que les permitan conseguir resultados positivos.	Sí en el ramo del motor, debido al desarrollo de nuevas legislaciones y jurisprudencia.
Portugal	Se intenta asegurar la ausencia de resultados adversos.	Sí, principalmente en el ramo del motor debido a reclamaciones por daños personales.
España	Se intenta asegurar la ausencia de resultados adversos.	Sí, pero no de forma frecuente. Las fluctuaciones suelen ser significativas en el ramo del motor.
Suecia	Estimaciones optimistas.	Sí, ocurren con bastante frecuencia en la práctica, especialmente en el ramo del motor.
Reino Unido	Se intenta asegurar la ausencia de resultados positivos.	Sí, especialmente para los seguros de responsabilidad.

Fuente: KPMG (2003), pág. 72. Traducción libre.

Bases para el cálculo de provisiones técnicas (seguros distintos al de la vida)
Tabla 1.30

No obstante, la determinación de las provisiones técnicas resulta muy compleja en la práctica, debido a la combinación de múltiples factores interrelacionados, por lo que el cómputo final suele incluir un importante componente de subjetividad (Figura 1.34).



Fuente: Elaboración propia a partir de KPMG (2003), pág. 74.

Factores que influyen en la determinación de las provisiones técnicas

Figura 1.34

2.- El margen de solvencia. Cada Estado miembro obligará a toda empresa de seguros cuya sede social esté situada en su territorio a mantener en todo momento un margen de solvencia suficiente relativo al conjunto de sus actividades, integrado en el neto de la empresa. El objetivo principal del margen es situar a empresas de tamaño similar en condiciones competitivas similares.

A partir del año 2002 se calculan dos márgenes de solvencia diferentes, el denominado "*margen de solvencia disponible*" (que coincide con el patrimonio neto ajustado de la entidad) y el "*margen de solvencia obligatorio o mínimo*", que se determina, bien con relación al importe anual de las primas o cuotas, bien respecto a la carga media de siniestralidad observada en los tres últimos ejercicios sociales.

En el caso de aseguradoras "no vida", el margen de solvencia obligatorio se calcula a partir de cifras basadas en las primas anuales o en la media de las reclamaciones experimentadas durante los últimos 3 a 7 años. Para muchas empresas tipo "vida", se considera una fracción de las provisiones técnicas más una fracción del denominado "capital en riesgo" ("*capital-at-risk*") (diferencia entre el capital total asegurado y las provisiones técnicas).

Las reglas concretas para el cálculo del margen de solvencia han ido variando a lo largo de los años, estando reguladas en la actualidad por las Directivas 2002/12/CE (seguros de vida) y la Directiva 2002/13/CE (seguros distintos del seguro de vida), aprobadas en virtud del paquete de medidas Solvencia I de la Unión Europea (Tabla 1.30).

La regulación de solvencia se lleva a cabo mediante la comparación de los “*requerimientos de solvencia*” o margen de solvencia obligatorio y los “*elementos exigibles para la solvencia*” o margen de solvencia disponible (patrimonio neto ajustado de la empresa), requiriéndose que los últimos igualen o superen a los primeros.

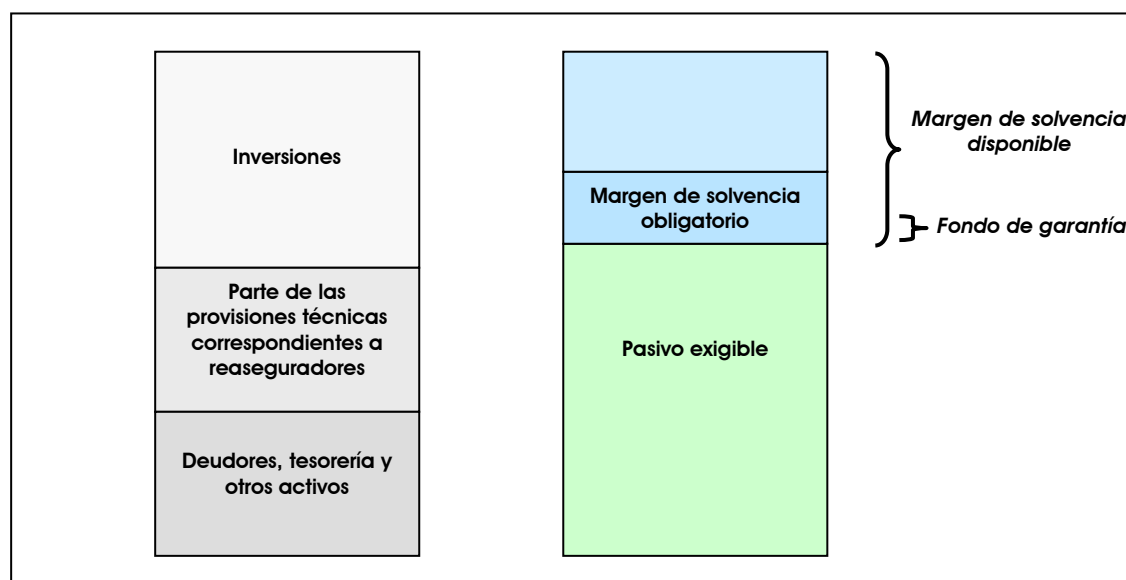
En caso contrario, la autoridad supervisora podrá requerir a la entidad la formulación de un plan que devuelva el equilibrio financiero a la empresa, que debe ser aprobado por el propio supervisor. En ocasiones excepcionales, si se considera que la situación financiera de la empresa va a continuar deteriorándose en el futuro, o bien si el margen de solvencia cae por debajo del fondo de garantía, la autoridad supervisora puede restringir o prohibir la libre disposición de los activos de la empresa por parte de los gestores.

Un tercio de la cuantía del margen de solvencia obligatorio constituirá el *fondo de garantía*, si bien existen unos mínimos absolutos que no pueden reducirse (3 millones de euros para empresas de seguros de vida y 2 millones de euros para empresas de seguros distintos al de la vida). Cada Estado podrá prever la reducción de un cuarto de dicho mínimo para las mutuas, sociedades mutuas y tontinas (fundamentalmente).

El objetivo del margen de solvencia es actuar como un amortiguador frente a fluctuaciones adversas de la actividad de la entidad, constituyendo un elemento muy importante en el sistema de supervisión prudencial para la protección de los asegurados y tomadores de seguros, así como para la cobertura de riesgos no técnicos. Por su parte, el fondo de garantía viene a representar el capital mínimo necesario para la actividad (Figura 1.35).

No obstante, entre las principales críticas a estos mecanismos destaca el hecho de que su éxito depende de las prácticas contables, la confiabilidad de las auditorías independientes, las regulaciones en materia de reservas, las normas de valoración de activos y las prácticas de gobierno corporativo, que varían notablemente entre países.

Asimismo, el margen de solvencia de la Unión Europea no considera de forma explícita un conjunto de riesgos importantes de las entidades aseguradoras, que sí aparecen en el sistema RBC americano, tales como el riesgo de inversión o de activos (incumplimiento y caída de valor), el riesgo de reservas (susceptibilidad de pérdidas de reservas ante entornos adversos), el riesgo de crédito de reaseguradores (posibilidad de no recuperar pagos por parte de compañías de reaseguro) o el riesgo de crecimiento (problemas específicos de adecuación de precios, suscripción de emisión y riesgos de reservas en empresas con rápido crecimiento).



Fuente: Elaboración propia a partir de KPMG (2003), pág. 112.

Principales magnitudes contables del sistema de solvencia del sector asegurador

Figura 1.35

El fenómeno de globalización e internacionalización acontecido en los últimos años ha dado lugar a la liberalización generalizada de los mercados de seguros y de los sistemas de supervisión nacionales, a fin de hacer efectiva la libertad de establecimiento y prestación única de servicios en todo el territorio de la UE (GÖTZFRIED, 1997).

Ahora bien, el nuevo entorno económico exige unos niveles crecientes de seguridad, transparencia y eficacia, que el sistema tradicional de solvencia para las entidades financieras, desarrollado en la década de los años 70 del siglo XX, no puede cubrir en su totalidad. Estas nuevas necesidades, unidas a los cambios observados respecto a las prácticas supervisoras, así como a los desarrollos realizados para la cobertura de créditos bancarios (Basilea II) y las nuevas normas contables (modelo IASB), llevaron a la publicación en 1997 del denominado “Informe Müller” (MÜLLER GROUP, 1997), en el que las autoridades supervisoras de los distintos países miembros de la Unión Europea reflexionaban sobre la solvencia de las empresas de seguros. El informe consideraba el sistema de solvencia europeo globalmente satisfactorio, si bien recomendaba una serie de mejoras, proponiendo, en primer lugar, la modificación de las Directivas existentes y, en segundo lugar, una revisión más profunda de todos los aspectos relacionados con la solvencia de las entidades aseguradoras.

Para acometer este conjunto de cambios, la Comisión estableció dos mecanismos diferentes de actuación:

- ✓ El paquete de medidas conocido como “Solvencia I”, destinado a la actualización del sistema tradicional de solvencia de acuerdo con los cambios observados en los últimos años.
- ✓ El proceso “Solvencia II”, que plantea la necesidad de abordar reformas más profundas en el régimen de solvencia de las aseguradoras europeas. Así, este proceso se centra en aspectos como las distintas propuestas de gestión

de riesgo, la necesidad de armonización de las prácticas seguidas para la determinación de las provisiones técnicas y los desarrollos más recientes en el ámbito de la Contabilidad y los estados financieros.

1.3.3.1.1. "Solvencia I"

El paquete de actuaciones conocido como "Solvencia I" tiene por objeto la actualización de las disposiciones vigentes en materia de solvencia de entidades aseguradoras, materializadas en distintas Directivas comunitarias.

De esta forma, el objetivo del plan no es la revolución de las prácticas actuales, sino su modernización, estando integrado en el Plan de Acción para los Servicios Financieros o PASF (IP/00/556), para la constitución de un mercado único e integrado de servicios financieros en el año 2005. El PASF incluye un conjunto numeroso de medidas que abordan cuestiones de todo tipo dentro de la ordenación de la operativa de las entidades financieras, medidas a las que hay que añadir la revolución que supone el denominado "*procedimiento Lamfalussy*" o "*comitología Lamfalussy*" respecto a la transposición de estas normativas al Derecho interno de cada país⁹².

El proyecto "Solvencia I" concluyó en el año 2002 con la aparición de dos Directivas, para empresas vida (*Directiva 2002/12/CE*, actualmente incluida en la *Directiva 2002/83/CE*) y no vida (*Directiva 2002/13/CE*), al objeto de reforzar la salvaguarda de los asegurados mediante el refuerzo del margen de solvencia de las entidades. Como se ha comentado, una de las principales aportaciones de ambas Directivas ha sido la distinción entre el "margen de solvencia obligatorio" y el "margen de solvencia disponible", relacionando el fondo de garantía con este último, con un importe mínimo de 2 ó 3 millones de euros.

El margen de solvencia disponible de la entidad deberá ser igual o superior al margen de solvencia obligatorio; en caso contrario, la autoridad supervisora intervendrá a la empresa, exigiéndole un plan de recuperación financiera que deberá contener, como mínimo, indicaciones o justificaciones correspondientes a los próximos tres ejercicios, relativas a:

- ✓ Las estimaciones de los gastos de gestión, en especial las comisiones y los gastos generales corrientes.
- ✓ Un plan que establezca estimaciones detalladas de los ingresos y gastos relativos a las operaciones de seguro directo, a las aceptaciones de reaseguro y a las cesiones en reaseguros.
- ✓ Los Balances de Situación previstos.
- ✓ Las estimaciones de los recursos financieros con los que se pretenda cubrir los compromisos contraídos y el margen de solvencia obligatorio.
- ✓ La política global de reaseguro.

⁹² En España la transposición de las medidas del PASF ha dado lugar a normas como la Ley 30/1995, de 8 de Noviembre, de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados (LOSP), la Ley 44/2002, de 22 de Noviembre, de Medidas de Reforma del Sistema Financiero, o la Ley 34/2003, de 4 de Noviembre, de Modificación y Adaptación a la Normativa Comunitaria de la Legislación de los Seguros Privados (CALONGE CONDE, 2004).

Además, los Estados miembros para que las autoridades competentes estén facultadas para obligar a las empresas de seguros a tener un margen de solvencia obligatorio más alto, con el objetivo de garantizar que la empresa de seguros pueda cumplir en un futuro próximo los requisitos de solvencia. El nivel del nuevo margen de solvencia obligatorio se basará en el plan de recuperación financiera establecido.

La Tabla 1.31 resume las principales conclusiones de ambas normas en el ámbito de la supervisión de la solvencia de las entidades aseguradoras.

	Directiva 2002/12/CE para seguros de vida	Directiva 2002/13/CE para seguros no vida
Margen de solvencia disponible (definición)	Patrimonio de la empresa de seguros libre de todo compromiso previsible, deducidos intangibles.	
Margen de solvencia disponible (componentes)	Capital social desembolsado que cumpla determinados requisitos, reservas que no correspondan a los compromisos suscritos, beneficios o pérdidas acumuladas deducidos dividendos. Se deducirán acciones propias.	
	Si la legislación nacional lo autoriza, las reservas procedentes de beneficios que figuren en Balance. Otros componentes potenciales.	Otros componentes potenciales.
Margen de solvencia obligatorio	Suma de primer y segundo resultado	El mayor entre el primer y segundo resultado (1) .
<i>Primer resultado</i>	4% provisiones matemáticas relativas a operaciones de seguro directo y aceptación de reaseguro.	Primer tramo.- Primas anuales $\leq 50.10^6$ €: 18% Segundo tramo.- Primas anuales $> 50.10^6$ €: 16% Se multiplicará por la relación existente para los tres últimos años entre la siniestralidad a cargo de la empresa y la siniestralidad bruta (dicha relación no podrá ser inferior al 50%).
<i>Segundo resultado</i>	Según tipo de contrato; en general, el 0,3% de los capitales asumidos por la empresa, ajustados por el nivel de reaseguro.	Primer tramo.- Siniestralidad anual media $\leq 35.10^6$ €: 26% Segundo tramo.- Siniestralidad anual media $> 35.10^6$ €: 23% Se multiplicará por la relación existente para los tres últimos años entre la siniestralidad a cargo de la empresa y la siniestralidad bruta.
Fondo de Garantía	1/3 margen de solvencia obligatorio	
Importe mínimo del Fondo de Garantía	3 millones de euros (revisión anual según inflación). Podrá reducirse en un 25% en el caso de mútuas y sociedades mútuas y de tontinas.	2 millones de euros (revisión anual según inflación). 3 millones de euros para algunos tipos de seguros no vida. Podrá reducirse en un 25% en el caso de mútuas y sociedades mútuas.
Entidades supervisoras	Se incrementan las competencias de las entidades supervisoras para proceder a una rápida intervención si los intereses de los asegurados están amenazados.	
Periodo transitorio	Los Estados miembros podrán conceder un periodo transitorio de 5 años a las entidades aseguradoras para la aplicación del nuevo margen de solvencia.	

Fuente: Elaboración propia a partir de la DIRECTIVA 2002/12/CE y la DIRECTIVA 2002/13/CE.

Nota: **(1)** Para determinadas categorías de negocio no-vida que presenten un perfil de riesgo particularmente volátil, el margen se incrementará hasta en un 50%.

Principales conclusiones del paquete de medidas "Solvencia I"

Tabla 1.31

Asimismo, con posterioridad a la publicación de la Directiva 2002/12/CE para las empresas de seguros de vida, tuvo lugar la promulgación de la *Directiva 2002/83/CE*, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de noviembre de 2002, que vino a derogar a la Primera Directiva para empresas de seguros de vida.

Esta normativa introduce nuevas disposiciones respecto a las provisiones técnicas, particularmente por lo que se refiere a los activos autorizados para su inversión, recogiendo las disposiciones previas respecto a la determinación del margen de solvencia y del fondo de garantía.

De esta manera, la nueva Directiva ha modernizado significativamente el mecanismo de solvencia de las empresas de seguros de vida, razón por la cual este ramo resulta menos tratado que el subsector no-vida por parte del proyecto “Solvencia II”, analizado a continuación.

1.3.3.1.2. “Solvencia II”

Al objeto de analizar la necesidad de una reforma más amplia del mecanismo de solvencia comunitario, la Comisión Europea ha venido desarrollando, desde inicios del año 2000, el proyecto conocido como “Solvencia II”, que supone un profundo replanteamiento del actual marco normativo en materia de mecanismos de supervisión, gerencia empresarial, control de riesgos, transparencia informativa y, como consecuencia, del nivel de recursos propios necesarios para el ejercicio adecuado de la actividad aseguradora.

La necesidad de un nuevo sistema europeo de solvencia surge como consecuencia de las nuevas exigencias demandadas, a las que el sistema tradicional ha sido incapaz de responder adecuadamente (BERNALDO DE QUIRÓS, 2002, págs. 4-5):

1. *Exigencias de los mercados financieros.* El incremento de los procesos de internacionalización, el desarrollo de nuevos canales de distribución, la madurez de los mercados de valores y la apuesta por crear un mercado financiero único exigen la homogeneización de los criterios para la evaluación del nivel de solvencia de las entidades financieras, en general, y de las entidades aseguradoras en particular. Por otro lado, la existencia de productos, clientes y riesgos financieros con componentes bancarios y aseguradores aconseja la aplicación de enfoques similares en ambos subsectores financieros.
2. *Exigencias empresariales.* La evaluación de la solvencia de las entidades aseguradoras debe combinar tanto los datos financiero-contables como la información relativa a la calidad de la gestión y de la organización empresarial (reaseguro, tamaño, estrategias de diversificación, etc). Por otro lado, las aseguradoras son cada vez más conscientes de la importancia de desarrollar modelos internos de control de riesgos.
3. *Exigencias de supervisión.* Los supervisores necesitan pasar de los sistemas de supervisión actuales, de corte retrospectivo, a nuevos sistemas enfocados a la supervisión preventiva y dinámica, que les permitan evaluar el nivel de solvencia en un momento dado y anticipar su posible evolución a corto y medio plazo. De esta forma, el objetivo del supervisor debe ampliarse hacia la

evaluación de la capacidad de la aseguradora para atender sus compromisos a corto y medio plazo.

4. *Exigencias de minimización de efectos no deseables.* El sistema tradicional de solvencia exige a las entidades aseguradoras mayores niveles de recursos propios, por lo que penaliza más a aquellas entidades que aplican y mantienen criterios de dotación de provisiones técnicas más prudenciales. Por el contrario, no se considera ningún mecanismo que incentive a las entidades a la mejora de sus sistemas de gestión y control interno.
5. *Exigencias de los consumidores.* Los inversores y ahorradores precisan la homogeneización de los criterios de solvencia y la implantación de parámetros de transparencia informativa para la correcta toma de decisiones.

En congruencia con las nuevas necesidades, entre los principales objetivos del proyecto Solvencia II destacan los siguientes (DÍAZ MARTÍNEZ, 2004, pág. 31; BERNALDO DE QUIRÓS, 2002, pág. 1):

- ✖ La posibilidad/exigencia de que cada empresa en concreto conozca cuál es su posicionamiento frente a los distintos riesgos que asume, cuál es su nivel de gestión de los mismos y cuál es la incidencia de sus estrategias y líneas de negocio.
- ✖ El desarrollo y establecimiento de un nuevo sistema de solvencia que permita determinar los recursos propios mínimos a requerir a cada aseguradora, según los riesgos asumidos y la gestión que de ellos se realice.
- ✖ El establecimiento de nuevas competencias y mecanismos de actuación de los supervisores en materia de seguros.
- ✖ El establecimiento de la información que las entidades deben proporcionar al mercado, particularmente respecto a su política de gestión de riesgos, al objeto de potenciar la disciplina de mercado.

Para la consecución de estos objetivos se plantean tres grandes principios orientadores del nuevo sistema de Solvencia II:

- La búsqueda de procedimientos sensibles al riesgo para el cálculo de los requisitos de capital, acordes con el diverso nivel de complejidad de las aseguradoras.
- La potenciación de actuaciones supervisoras que verifiquen el rigor de los procedimientos utilizados por las entidades en su evaluación interna de los recursos propios totales que necesitan para respaldar los riesgos asumidos.
- El impulso de la disciplina de mercado, mediante el incremento de la transparencia, como mecanismo que estimule a las aseguradoras a mantener niveles adecuados de recursos propios.

El proyecto “Solvencia II” se ha dividido en dos etapas: la primera, que concluyó en el año 2003, se ha centrado en el análisis de los aspectos relacionados con la fórmula general del sistema de solvencia, al objeto de producir una decisión respecto al diseño general del futuro sistema de solvencia. La segunda etapa, de carácter más técnico, se centrará en el establecimiento de reglas detalladas que formarán parte del sistema general de solvencia.

En el desarrollo del proyecto “Solvencia II” están implicadas la práctica totalidad de las instituciones y organizaciones actuantes, directa o indirectamente, en la industria aseguradora, que se articulan en torno a dos instituciones básicas, la Conferencia de Autoridades de Supervisión de Seguros y el Comité de Seguros de la Unión Europea.

A lo largo de la *primera fase*, la Conferencia de Autoridades de Supervisión de Seguros elaboró un mapa de riesgos para la identificación de los principales riesgos a los que están sometidas las entidades aseguradoras, así como de la relación causa-efecto entre los mismos y sus consecuencias para el nivel de solvencia y la protección de los asegurados. Asimismo, se plantearon un conjunto de medidas a aplicar por los supervisores para actuar en los distintos estadios de las relaciones riesgo-consecuencias definidas en el mapa (BERNALDO DE QUIRÓS, 2002).

Por su parte, el Comité de Seguros de la Unión Europea realizó numerosos debates a partir de las Notas preparadas por la Comisión (COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS, 1999; 2001a; 2001b; 2001c; 2002a; 2002b; 2002c; 2002d; 2002e; 2002f; 2002g), entre las que destacan los documentos MARKT/2056/01 sobre “*Normas bancarias y pertinencia de su adaptación al sector de los seguros*” y MARKT/2085/01 sobre “*Sistemas de capital basados en riesgo (RBC)*”. Asimismo, dedicó una de sus reuniones a las posiciones de los distintos Estados miembros sobre aspectos de su sistema de solvencia o los proyectos de reforma en curso.

Además, el Comité estableció dos grupos de trabajo compuestos por expertos de los Estados miembros y por un representante del Grupo Consultivo Actuarial Europeo, especializados en seguros vida y no-vida. Adicionalmente, se invitó a los Estados miembros y a los distintos partícipes en el mercado del seguro a formular opiniones sobre las características que debería reunir el futuro sistema de solvencia.

A finales de la primera fase debía elaborarse una propuesta preliminar de Directiva para el diseño general del sistema de solvencia, a discutir por los partícipes; esta propuesta ha venido representada, en parte, por la Nota de los Servicios de la Comisión “*Concepción de un futuro sistema de control cautelar en la UE-Recomendaciones de los servicios de la Comisión*” [MARKT/F3/UL D(2003)], de fecha 3 de marzo de 2003 (COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS, 2003), basada a su vez en dos documentos básicos:

- ✓ El informe “*Study into the methodologies to assess the overall financial position of an insurance undertaking from the perspective of prudential supervision*” realizado por la consultora KPMG, a petición de la Comisión, presentando en Mayo de 2002 y cuyo texto definitivo data de Enero de 2003 (KPMG, 2003). Este informe identifica distintos tipos de riesgos a los que se enfrentan las entidades aseguradoras a nivel de cada empresa individual, respecto a la industria en la que operan y en cuanto a la economía general (Tabla 1.32).
- ✓ El informe “*Prudential Supervision of Insurance Undertakings*” redactado por el denominado “*Sharma Group*”, o grupo de trabajo de la Conferencia de Autoridades Supervisoras de Seguros de los Estados Miembros de la Unión Europea, en el que se analiza la situación actual y líneas de mejora de los procesos de supervisión de entidades aseguradoras.

Riesgo	Aseguradoras tipo vida	Aseguradoras tipo no-vida
Riesgos a nivel de empresa individual		
Seguro puro (*)	Severidad y frecuencia de las reclamaciones debidas a cambios en las tasas previstas de mortalidad, enfermedad y longevidad.	Severidad y frecuencia de las reclamaciones debidas a sucesos no controlables, tales como desastres naturales, incendios, polución, criminalidad, guerras, terrorismo y otros.
Gestión del seguro	Escasas suscripciones debido a la selección de riesgos equivocados o a un diseño inapropiado de los productos.	Escasas suscripciones debido a la selección de riesgos equivocados o a un diseño inapropiado de los productos. Pérdidas debidas a bajos precios y escasas provisiones, decisiones de expansión, inexperiencia y acumulación y concentración de grandes pérdidas.
Crédito (*)	Riesgo de incumplimiento de inversiones y derechos de cobro sobre primas respecto a intermediarios.	Riesgo de incumplimiento de inversiones y derechos de cobro sobre primas respecto a intermediarios. El incumplimiento de los reaseguradores constituye un factor clave del riesgo de crédito. La quiebra de aseguradores importantes producirá un impacto financiero muy significativo, incrementando las cifras de pérdidas de un gran número de aseguradoras.
Reaseguro (*)	El programa de reaseguramiento suele tener menor importancia en empresas tipo vida respecto a las entidades no vida.	La adquisición de coberturas insuficientes puede dar lugar a dificultades financieras en caso de reclamaciones inesperadas o pérdidas de elevada cuantía. Incumplimiento de los reaseguradores que no responden como se esperaba.
Operacional	Fraude, pérdida de ventas, problemas tecnológicos, fallos en sistemas y controles, fallos en la gestión. Fallos de procesos en ciclos de negocio claves.	Fraude, programa de reaseguro inadecuado, problemas tecnológicos, fallos en sistemas y controles, fallos en la gestión. Fallos de procesos en ciclos de negocio claves.
Inversión	Escaso rendimiento de las inversiones derivado de decisiones inadecuadas de inversión, sobrevaloración de los activos, excesiva concentración de activos. Una parte importante del riesgo de inversión es soportado por el asegurado.	Escaso rendimiento de las inversiones derivado de decisiones inadecuadas de inversión, sobrevaloración de los activos, excesiva concentración de activos. Una parte importante del riesgo de inversión es soportado por el accionista.
Liquidez	Incapacidad para liquidar activos cuando se necesitan o necesidad de aceptar un precio inferior a su valor.	Incapacidad para liquidar activos cuando se necesitan o necesidad de aceptar un precio inferior a su valor.
Asociación (*)	Inadecuada asociación de activos y pasivos debido a riesgos de cashflow, tipo de cambio y paso del tiempo.	El riesgo de asociación no suele ser problemático dada la corta duración de los contratos. Para negocios de resultado incierto el perfil de las reclamaciones podría precisar la adecuada asociación entre activos y pasivos. Dicha asociación se requiere cuando existe una exposición a distintas monedas.
Gastos	Los gastos se disparan a medida que se incrementa la duración de los contratos.	El riesgo de gastos excesivos suele ser escaso debido a la corta duración de los contratos. Sin embargo, las empresas podrían estar expuestas a gastos elevados por reclamaciones, como los derivados de costes legales.
Lapsos	Un bajo nivel de pólizas se traduce en problemas para la recuperación de costes fijos. Si se pagan comisiones iniciales, puede haber dificultades para su recuperación debido a los lapsos de tiempo que transcurren entre la venta del producto y el cobro de las primas.	Menor importancia que en las aseguradoras tipo vida debido a la escasa duración de los contratos. Un nivel de primas menor que el pronosticado afectará a la rentabilidad de la empresa. Si se pagan comisiones iniciales, puede haber dificultades para su recuperación debido a los lapsos de tiempo que transcurren entre la venta del producto y el cobro de las primas.
Provisiones (*)	Un nivel inadecuado de provisiones puede originar que la posición financiera de la compañía se presente como más fuerte de lo que realmente es. Esto puede conducir a suscripciones inadecuadas y a otras decisiones erróneas de gestión.	Un nivel inadecuado de provisiones puede originar que la posición financiera de la compañía se presente como más fuerte de lo que realmente es. Esto puede conducir a suscripciones inadecuadas y a otras decisiones erróneas de gestión.

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), pags. 19-22 (traducción libre).

Clasificación de riesgos inherentes a las entidades aseguradoras
Tabla 1.32 (I)

Riesgo	Aseguradoras tipo vida	Aseguradoras tipo no-vida
Riesgos a nivel de industria aseguradora		
Jurisdiccional y legal (*)	Las implicaciones de decisiones judiciales afectan a las obligaciones de pago con los asegurados. Este riesgo no es importante para empresas tipo vida.	El riesgo legal tiene un mayor impacto en las aseguradoras tipo no-vida debido a las decisiones judiciales en cuanto a las obligaciones de pago con los asegurados.
Cambios en los mercados	Implicaciones derivadas de cambios en la actitud de los consumidores y en el comportamiento de los competidores.	Implicaciones derivadas de cambios en la actitud de los consumidores y en el comportamiento de los competidores.
Riesgos económicos (o sistémicos)		
Fluctuación del valor de mercado de las inversiones	Variabilidad en el valor de mercado de las inversiones, particularmente depreciación de las inversiones debido a condiciones de los mercados. Una parte significativa del riesgo de inversión es soportada por el asegurado.	Variabilidad en el valor de mercado de las inversiones, particularmente depreciación de las inversiones debido a condiciones de los mercados. Una parte significativa del riesgo de inversión es soportada por el accionista.
Cambios medio-ambientales	Reclamaciones por muertes y enfermedades derivadas de peligros naturales (como inundaciones, tormentas, polución), que incrementan las tasas de mortalidad y enfermedad.	Incremento en la frecuencia y severidad de las pérdidas debidas a peligros naturales (como inundaciones, tormentas y polución).
Cambios socio-políticos	El incremento en la longevidad tiene efectos negativos sobre el coste de las anualidades pero efectos positivos respecto al vencimiento de los seguros. Incremento en la mortalidad debido a nuevas enfermedades (como el SIDA) y a cambios demográficos.	Incremento en las pérdidas debido a comportamientos sociales (como crimen o robo). Cambio en la actitud de los asegurados respecto a solicitar reclamaciones.
Ciclo económico	Las recesiones económicas incrementan la tasa de extinción de los contratos, debido a la incapacidad de los asegurados para atender el pago de las primas. Impacto en las inversiones empresariales.	Los incrementos en la tasa de desempleo incrementan el número de pérdidas debidas a robos y crímenes. La recesión reduce los niveles de ingresos por primas debido al propio ciclo del negocio asegurador. Impacto en las inversiones de la empresa.
Tasa de inflación	Las subidas en la tasa de inflación afectan directamente a los pagos por contratos a largo plazo si están indexados a los cambios en los precios. También se incrementan las reclamaciones por gastos médicos de algunas pólizas.	La inflación tiene un impacto financiero elevado respecto a determinadas líneas de negocio (como los seguros de automóviles).
Tipo de interés (*)	El tipo de interés constituye un factor clave de riesgo para las empresas tipo vida porque afecta a la valoración de los activos y pasivos de las entidades.	Los cambios a corto plazo del tipo de interés afectan a la tasa de retorno de las inversiones si éstas no se mantienen hasta su vencimiento. Debido a la corta duración de los contratos tipo no-vida, el tipo de interés no constituye un factor clave de riesgo.
Tasa de cambio	Pérdidas potenciales si existen pasivos en moneda extranjera no asociados con inversiones en la misma moneda. En productos de inversión una proporción significativa del riesgo por tipo de cambio es soportada por el asegurado.	Pérdidas potenciales si existen pasivos en moneda extranjera no asociados con inversiones en la misma moneda. Este riesgo es más importante para las aseguradoras no-vida que para las aseguradoras tipo vida.
Cambios tecnológicos	Mayor volumen de pagos como consecuencia de incrementos en la longevidad derivados de la aparición de curas para enfermedades. Mayores reclamaciones debidas a los riesgos de la salud (como enfermedades críticas). Impacto de riesgos operacionales si fallan los sistemas de información y comunicaciones.	Las nuevas tecnologías incrementan el número de pérdidas debidas a fallos en los sistemas, riesgos de la salud y reclamaciones por parte de los empleados, así como derivados de nuevos modelos de automóviles, barcos y aviones. También influye en la eficiencia de los canales de distribución. Impacto de riesgos operacionales si fallan los sistemas de información y comunicaciones.

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), pags. 19-22 (traducción libre).

Nota (*): Riesgos clave para la posición financiera y solvencia de las entidades aseguradoras.

Clasificación de riesgos inherentes a las entidades aseguradoras

Tabla 1.32 (y II)

A partir de ambos informes, la principal recomendación de la Comisión Europea es la de avanzar desde el sistema actual, basado en una serie de coeficientes e indicadores cuantitativos, hasta un conjunto de herramientas apropiadas para evaluar

la “*solvencia general*” de la entidad, incluyendo asimismo aspectos cualitativos que influyen en el tipo de riesgo de una empresa (gestión, control interno del riesgo, competitividad, etc.).

Para conseguir este objetivo, se han definido tres pilares fundamentales del nuevo sistema de solvencia que, a modo de los previstos en Basilea II, permitan tratar la mayoría de la problemática que afecta a las entidades aseguradoras (KPMG, 2003).

A continuación se resumen las principales recomendaciones de los distintos pilares:

❶ *Pilar I: Provisiones técnicas y cálculo del capital necesario para hacer frente a las necesidades de solvencia*

Por lo que respecta a las *provisiones técnicas*, se recomienda armonizar las provisiones para los siniestros pendientes de liquidación y pago y, con carácter general, incrementar su exigencia respecto a las Directivas del año 2002, considerando todas las potenciales responsabilidades futuras de la empresa.

En el caso del sector “no de vida”, se recomienda el establecimiento de unos parámetros cuantitativos para determinar el nivel de prudencia de las provisiones técnicas, así como la elaboración de un estándar de estas provisiones con los elementos del primer y del segundo pilar.

Respecto al sector “vida”, se plantea la necesidad de revisar las normas actuales a partir de las soluciones contables planteadas por el IASB (NIIF 4 y futuras resoluciones) que, previsiblemente, emplearán un tipo de interés de mercado libre de riesgo para descontar los flujos futuros de efectivo.

Asimismo, se recomienda la cobertura de las provisiones técnicas por activos diversificados, seguros y adecuadamente distribuidos.

En cuanto a las *normas sobre el capital*, la Comisión propone la consideración de dos niveles de exigencia del capital reglamentario: un *nivel capital objetivo* y un *nivel capital mínimo*, siendo ambos obligatorios.

- El *nivel capital objetivo* debería reflejar el capital económico⁹³ que una empresa necesita para funcionar con una probabilidad baja cuantificada de quiebra⁹⁴, por lo que su cálculo deberá reflejar y cuantificar la mayor parte de los riesgos a los que está expuesta una entidad de seguros (incluyendo los riesgos de seguro, crédito, mercado, liquidez y operacional).

En este sentido, debería elaborarse un marco estandarizado en la UE, estableciéndose una serie de coeficientes estándar europeos, y permitiendo a las empresas utilizar modelos internos para el cálculo de su capital objetivo, validados por la autoridad supervisora.

⁹³ El capital económico representa el valor económico de los fondos propios de la empresa de seguros, es decir, su “valor de mercado”. La diferencia de valor entre el capital económico y el margen de solvencia disponible actual se explica por las distintas valoraciones de los activos y pasivos de la entidad aseguradora (DURAND, 2002, pág. 2).

⁹⁴ Con carácter general, el nivel de capital objetivo debe asegurar que la probabilidad de quiebra de la entidad sea inferior al 0,5% para el año siguiente a su establecimiento. El parámetro 0,5% se encuentra aún bajo discusión.

La Tabla 1.33 resume la importancia relativa de los distintos riesgos a los que se enfrentan las entidades aseguradoras, que deberían considerarse para el diseño de modelos internos eficaces de riesgo.

- *El nivel capital mínimo o "red de seguridad"* constituiría el nivel a partir del cual se produciría en última instancia la intervención. Este nivel debería determinarse de manera simple y objetiva, pudiendo calcularse de forma independiente o como una fracción del nivel de capital objetivo.

Si bien el capital mínimo podría calcularse de manera similar al actual requisito del margen de solvencia, resultaría posible la inclusión de algunas características para que la exigencia fuera más eficiente; así, podría expresarse como un porcentaje de las provisiones técnicas.

Riesgo	Seguro de vida	Seguro "no-vida"
Riesgo de seguro:		
Seguro puro	Alto	Alto
Lapsos	Moderado	Bajo
Cambios medioambientales	Bajo	Moderado
Cambios sociales	Bajo	Moderado
Ciclo económico	Bajo	Bajo
Tasa de inflación	Moderado	Moderado
Reaseguro	Bajo	Alto
Riesgo jurisdiccional y legal	Moderado	Alto
Cambios tecnológicos	Bajo	Moderado
Aprovisionamiento	Alto	Alto
Riesgo de activo:		
Tipo de cambio	Bajo	Moderado
Correspondencia	Alto	Bajo
Liquidez	Moderado	Bajo
Desajustes activo/pasivo	Alto	Moderado
Mercado	Moderado	Moderado
Riesgo de crédito:		
Seguridad del reasegurador	Moderado	Alto
Cartera de activos	Alto	Moderado
Tipo de interés	Alto	Bajo
Riesgo operacional:		
Gestión del seguro	Alto	Alto
Gastos	Moderado	Bajo
Provisiones	Alto	Alto

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), pag. 28 (traducción libre).

Importancia relativa de los riesgos inherentes a las entidades aseguradoras

Tabla 1.33

Asimismo, se propone la definición de una escala de acción supervisora cuando el capital de una empresa de seguros se sitúe entre el nivel objetivo y el mínimo, de forma similar al modelo RBC norteamericano.

❷ Pilar II: Supervisión pública de la solvencia aseguradora

El Segundo Pilar hace referencia al control interno y gestión de riesgos. De esta forma, el nuevo sistema de solvencia debería aspirar a conseguir una supervisión más eficiente de los grupos de seguros y los conglomerados financieros.

Así, se recomienda la elaboración de unos principios adecuados para el control interno de las empresas de seguros, que éstas deberían seguir para una sólida gestión de sus riesgos y la propia autoevaluación del nivel de recursos necesarios.

Por otro lado, debería exigirse que las empresas fortalecieran su gestión financiera presentando un plan sobre política de inversiones, otorgando una especial importancia a la correlación y a la gestión activo-pasivo, así como a la estructura de su programa de reaseguro.

Por lo que respecta al propio proceso de supervisión, esencial para el funcionamiento del futuro sistema de solvencia, deberían armonizarse algunos aspectos importantes del proceso de supervisión cautelar. En este sentido, las autoridades supervisoras precisan de un marco común para evaluar la gestión empresarial, proponiéndose indicadores de alerta precoz⁹⁵ y pruebas de resistencia (“*stress tests*”), así como inspecciones periódicas de las empresas que permitieran conocer tanto su situación económico-financiera a corto y medio plazo como diversos aspectos de gestión (grado de eficacia de la gerencia, viabilidad de las estrategias comerciales, eficacia operativa de la estructura organizativa, etc).

Además, los supervisores deberían contar con el marco normativo y los medios necesarios para la adopción de medidas administrativas desde el mismo momento en que se detecten situaciones que pudieran generar un incremento de los perfiles de riesgo no respaldado por el nivel de solvencia existente.

Por otro lado, se deben formular los principios que garantizan la transparencia de la acción de supervisión respecto al mercado, estableciéndose claramente la capacidad de intervención y las responsabilidades de las autoridades supervisoras.

El objetivo final de este pilar es conseguir un proceso de supervisión cautelar más sensible a los perfiles de riesgo individuales de cada agencia.

❸ Pilar III: Transparencia al mercado en torno a la solvencia.

El Tercer Pilar recomienda incrementar la transparencia y el suministro de información al objeto de reforzar los mecanismos del mercado y la supervisión basada en riesgo. En particular, las aseguradoras deberían aumentar la divulgación de información relativa a su nivel de solvencia, exposición al riesgo y mecanismos de control interno al objeto de hacer posible que los agentes que operan en el mercado pudieran evaluar los niveles de riesgo asumidos por cada entidad.

Dado que la exigencia de información dependerá de las medidas adoptadas para los pilares I y II, su desarrollo se realizará en la segunda fase del proyecto “Solvencia II”, destinada a definir los aspectos concretos del futuro sistema de solvencia.

⁹⁵ Los indicadores de alerta precoz o “*early warning systems*” son aplicados ya por diversos países europeos como Inglaterra, Italia o los Países Bajos.

De esta forma, y al margen de lo expuesto respecto a las alternativas incluidas en los tres pilares previos, en el informe de KPMG se formulan, entre otras, las siguientes conclusiones:

- ✚ Si bien el sistema de ratios proporcional al tamaño para la determinación del margen de solvencia mínimo implantado en la Unión Europea presenta la ventaja de su simplicidad, tiene el grave inconveniente de la escasa o nula consideración de los riesgos, características empresariales y características de negocio de cada entidad aseguradora.
- ✚ Aunque el sistema RBC implementado en EE.UU. supone un avance respecto al sistema tradicional de solvencia europeo, no satisface la totalidad de las exigencias contempladas por el proyecto Solvencia II, por lo se propone su evolución hacia nuevos modelos internos de riesgo a aplicar por las aseguradoras.
- ✚ La metodología de implantación de Solvencia II debe evitar la aplicación de métodos excesivamente sofisticados que dificulten la obtención de datos por parte de las entidades, recomendándose el desarrollo de modelos internos que combinen sistemas RBC simples con técnicas basadas en escenarios, así como la utilización de *ratings de fortaleza financiera* por parte de los supervisores.
- ✚ Los sistemas RBC simples a utilizar por las aseguradoras deberían considerar los riesgos de negocio, de pérdidas futuras, de crédito y de mercado.
- ✚ Los riesgos operacionales y de inadecuada asociación de activos y pasivos (“mismatching”) resultan difícilmente gestionables a través de sistemas RBC, por lo que deberían ser contemplados mediante normas prudenciales sujetas a supervisión que podrían requerir la exigencia de recursos propios específicos.

Igualmente, cabe destacar que el futuro sistema de solvencia deberá tomar en consideración la evolución internacional, con el objetivo de promover una mayor convergencia en el establecimiento de normas cautelares. Así, deberán considerarse particularmente las normas emanadas de la Asociación Internacional de Inspectores de Seguros (IAIS), la Asociación Actuarial Internacional (AAI) y el “*International Accounting Standard Board*” (IASB).

Por su parte, la Asociación de Cooperativas y Mútuas Europeas (ACME) ha formulado diversos comentarios al modelo propuesto por KMG, al considerar que la adopción en el sector asegurador de una propuesta similar a Basilea II podría sobreestimar la importancia de los fondos propios como garantes de la solvencia de las entidades aseguradoras en detrimento de las provisiones técnicas, que son particulares de este ámbito y que constituyen la mejor protección prudencial. Asimismo, en la evaluación de la posición financiera global de las entidades aseguradoras debería considerarse específicamente la calidad de las garantías financieras proporcionadas por los reaseguradores (ACME, 2004).

Por último, cabe destacar que, fruto de este esfuerzo comunitario para la consecución de una legislación de seguros más moderna y dinámica, recientemente se ha aprobado en España la *Ley 34/2003, de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados*.

Asimismo, para analizar los aspectos relacionados con el proyecto “Solvencia II”, la Unión Española de Entidades Aseguradoras y Reaseguradoras (UNESPA) ha creado un grupo de trabajo en el que participan más de 80 representantes de decenas de aseguradoras que, bajo la presidencia de Alberto Manzano (MAPFRE), se ha organizado en subgrupos con un doble objetivo: (1) analizar toda la documentación aprobada por las instituciones europeas; y (2) colaborar o liderar la realización de cuestionarios al sector sobre los distintos matices y riesgos de “Solvencia II”.

Por lo que respecta a la segunda etapa del Proyecto Solvencia II, el Comité de Seguros⁹⁶ está trabajando en la actualidad para la elaboración de una nueva Directiva básica de solvencia (“*Solvency II Framework Directive*”), que está previsto que se apruebe a finales de 2007 (COMISIÓN EUROPEA, 2005).

Dicha norma integrará las 14 Directivas que en la actualidad regulan las actividades aseguradoras, adaptando y reestructurando su contenido de acuerdo con el *procedimiento Lamfalussy*. Asimismo, se incorporarán nuevas provisiones orientadas a reforzar el sistema de solvencia europeo en materia aseguradora.

La nueva Directiva vendrá acompañada de un informe sobre la evaluación de su impacto potencial, elaborado por el Banco Central Europeo en colaboración con la Comisión Europea, destinado a explicar las decisiones adoptadas respecto a las nuevas provisiones de la futura Directiva de Solvencia II (COMISIÓN EUROPEA, 2006).

1.3.3.2. Regulaciones nacionales en el ámbito asegurador.

Las regulaciones españolas en materia de seguros privados, tanto respecto a los aspectos generales como al establecimiento de márgenes de solvencia, se encuentran directamente vinculadas a las normas europeas en este ámbito.

Así, las sucesivas Directivas comunitarias han sido incorporadas a la legislación nacional y posteriormente desarrolladas en forma de Leyes, Reales Decretos, Órdenes Ministeriales y Resoluciones, recogándose en la Tabla 1.34 las principales normas aprobadas en este ámbito.

⁹⁶De acuerdo con la comitología Lamfalussy, en el futuro dicho Comité se redenomina­rá Comité Europeo de Seguros y Fondos de Pensiones (EIOCP).

LEGISLACIÓN DE INTERVENCIÓN	Ordenación del seguro privado	Ley 20/2005, de 14 de noviembre, sobre la creación del Registro de Contratos de Seguros de cobertura de fallecimiento. Real Decreto 6/2004, de 29 de octubre, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de ordenación y supervisión de los seguros privados. Real Decreto 297/2004, de 20 de febrero, por el que se modifica el Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados aprobado por el Real Decreto 2486/1998 de 20 de noviembre. Ley 34/2003, de 4 de noviembre, de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados. Ley 30/1995, de 8 de noviembre, de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados. Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, por el que se aprueba el Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados. Real Decreto 996/2000, de 2 de junio, por el que se modifican determinados preceptos del Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados, aprobado por Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, y del plan de contabilidad de las entidades aseguradoras, aprobado por Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre, para adaptarlos a la Directiva 98/78/CE, de 27 de octubre, relativa a la supervisión adicional de las empresas de seguros que formen parte de un grupo de seguros. Orden Ministerial de 23 de diciembre de 1998 por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados y se establecen las obligaciones de información como consecuencia de la introducción del euro (modificada parcialmente por la Orden Ministerial de 24 de julio de 2001, por la que se aprueban los modelos de información a suministrar por las entidades aseguradoras).
	Comisión liquidadora	Orden de 25 de marzo de 1988, por la que se complementa el Real Decreto 2020/1986, de 22 de agosto. Real Decreto 2226/1986, de 12 de septiembre, por el que se confían a la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras las funciones atribuidas a la Comisión creada por Real Decreto-Ley 11/1981, de 20 de agosto. Real Decreto 2020/1986, de 22 de agosto, por el que se aprueba el Reglamento de la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras. Orden de 24 de septiembre de 1985, sobre liquidación intervenida de entidades aseguradoras.
	Contabilidad y Estadística	Real Decreto 298/2004, de 20 de febrero, por el que se modifica el plan de contabilidad de las entidades aseguradoras y normas para la formulación de las cuentas de los grupos de entidades aseguradoras, aprobado por Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre. Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre, por el que se aprueba el plan de contabilidad de las entidades aseguradoras y normas para la formulación de las cuentas de los grupos de entidades aseguradoras. Orden de 26 de abril de 1993, de modificación de la Orden de 19 de septiembre de 1991, por la que se aprueban los modelos de documentos en que las entidades aseguradoras han de remitir la información estadístico-contable a la Dirección General de Seguros. Orden de 19 de septiembre de 1991, por la que se aprueban los modelos de documentos en que las entidades aseguradoras han de remitir la información estadístico-contable a la Dirección General de Seguros.
CONTRATO DE SEGURO		Ley 50/1980, de 8 de octubre, de Contrato de Seguro.
MEDIACIÓN EN SEGUROS PRIVADOS		Real Decreto 301/2004, de 20 de febrero, por el que se regulan los libros-registro y el deber de información estadístico-contable de los corredores de seguros y las sociedades de correduría de seguros. Ley 9/1992, de 30 de abril, de mediación en seguros privados.
OTRAS NORMAS		Resolución de 7 de enero de 2004, de la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones, por la que se publica el tipo de interés máximo a utilizar en el cálculo de la provisión de seguros de vida, de aplicación para el ejercicio 2004. Resolución de 3 de octubre de 2000 de la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones por la que se da cumplimiento a lo previsto en el número 5 de la disposición transitoria segunda del Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados, aprobado por Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, en relación con las tablas de mortalidad y supervivencia a utilizar por las entidades aseguradoras.

Fuente: Elaboración propia y COLLEGI D'ACTUARIS DE CATALUNYA (2006).

Legislación española más relevante en materia de seguros generales

Tabla 1.34

En la actualidad, las principales normas españolas en el ámbito asegurador, particularmente respecto a la solvencia de las entidades que operan en el sector, son la Ley de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados o LOSSP (texto refundido

según Real Decreto Legislativo 6/2004) y el Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados o ROSSP (modificado por el Real Decreto 297/2004), que la desarrolla.

Ambos textos han sido adaptados a las nuevas Directivas vida y no-vida surgidas en 2002 al amparo de Solvencia I (Ley 34/2003 de 4 de noviembre de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados)⁹⁷. En España, las competencias supervisoras en materia de seguros son ejercidas por la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones (DGSFP), organismo dependiente del Ministerio de Economía.

Entre las principales disposiciones recogidas en estas normas destacan las siguientes:

❶ Provisiones técnicas

Las entidades aseguradoras tendrán la obligación de constituir y mantener en todo momento provisiones técnicas suficientes para el conjunto de las actividades que desarrollen. Tales provisiones deberán estar debidamente calculadas, contabilizadas e invertidas en activos adecuados para su cobertura.

Las provisiones técnicas incluyen aquéllas relacionadas con las primas no consumidas, riesgos en curso, seguros de vida⁹⁸, participación de los asegurados en los beneficios, prestaciones y estabilización, principalmente. Su cuantía se determinará según hipótesis prudentes y razonables, y los activos que las representen, que deberán estar debidamente diversificados, habrán de garantizar la seguridad, el rendimiento y la liquidez de las inversiones de la entidad.

❷ Margen de Solvencia

Las aseguradoras y grupos de aseguradoras deberán disponer en todo momento de un margen de solvencia suficiente respecto al conjunto de sus actividades. Dicho importe, denominado *margen de solvencia disponible*, estará constituido por el patrimonio de la entidad libre de compromisos previsibles y con deducción de los elementos inmateriales⁹⁹.

El margen de solvencia disponible no podrá ser nunca inferior del *margen de solvencia exigible o margen de solvencia mínimo*, calculado conforme a lo establecido por

⁹⁷ La Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones inició en 2002 el proceso de anticipación a Solvencia II mediante el diseño de un ambicioso proyecto, a dos años, presentado al Ministerio de Economía bajo la denominación de “Plan de Modernización” (BERNALDO DE QUIRÓS, 2002, pág. 15). Este proyecto, que dio lugar al Real Decreto Legislativo 6/2004 y al Real Decreto 297/2004, centraba sus esfuerzos en dos grandes áreas: la implantación de sistemas informáticos de última generación y el diseño de nuevos métodos de supervisión.

⁹⁸ En este ámbito, la entidad deberá poner a disposición de los interesados las bases y los métodos utilizados para el cálculo de las provisiones técnicas, incluida la participación de los asegurados en los beneficios.

⁹⁹ En general se consideran incluidos en el patrimonio de la entidad el capital social desembolsado o el fondo mutual, la reserva de revalorización, la prima de emisión y otras reservas patrimoniales, el remanente y la parte del saldo acreedor de la cuenta de pérdidas y ganancias destinada a reforzar el neto de la empresa, las aportaciones no reintegrables de fondos mutualistas que cumplan determinados requisitos y las financiación de duración indeterminada. Se entiende por elementos inmateriales aquellos que carecen de valor de realización, deduciéndose en todo caso los gastos de establecimiento y de formalización de dedudas, el saldo deudor de la cuenta de pérdidas y ganancias y los resultados negativos de ejercicios anteriores.

las Directiva 2002/12/CEE y 2002/83/CE (empresas del ramo de vida) y la Directiva 2002/13/CEE (empresas de ramos distintos al de la vida).

Para el cómputo de la relación existente para los tres últimos años entre la siniestralidad a cargo de la empresa y la siniestralidad bruta se tendrá en cuenta el reaseguro cedido y retrocedido, si bien dicha relación no podrá ser inferior al 50%. Si la naturaleza o la calidad de los contratos de reaseguro se modifica significativamente de un ejercicio a otro, la reducción por reaseguro deberá ajustarse para reflejar la política de reaseguro de la entidad que efectivamente incida en el margen de solvencia, reduciéndose en el importe que resulte necesario. A estos efectos, se presumirá que el reaseguro tiene calidad suficiente cuando el reasegurador posea como mínimo una calificación crediticia de BB o equivalente, otorgada por una agencia de rating previamente admitida por la entidad supervisora.

A fecha 31 de Diciembre de 2006, las entidades aseguradoras españolas deberán haberse adaptado a las nuevas exigencias sobre el cálculo del margen de solvencia (salvo petición expresa a la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones, que puede retrasar la entrada en vigor hasta un máximo de dos años).

③ Fondo de Garantía

El fondo de garantía estará integrado por la tercera parte de la cuantía mínima del margen de solvencia (o margen de solvencia obligatorio), si bien nunca podrá ser inferior a 3 millones de euros para las entidades que operen en alguno de los ramos de vida, caución, crédito, y cualquiera que cubran el riesgo de responsabilidad civil, así como para las que realicen actividad exclusivamente reaseguradora, y a 2 millones de euros para las restantes. Para las mútuas con régimen de derrama pasiva y las cooperativas el fondo de garantía mínimo será de tres cuartas partes del exigido a las entidades restantes.

Cuando las entidades no operen en los ramos de responsabilidad civil, crédito, caución ni realicen actividad exclusivamente reaseguradora, y su importe anual de primas o cuotas no supere cinco millones de euros durante tres años consecutivos, el fondo de garantía no podrá ser inferior a 800.000 euros si operan en el ramo de vida, a 200.000 euros si operan en los ramos de daños a los bienes, defensa jurídica o decesos, y a 300.000 euros si operan en los restantes.

Estarán exentas del mínimo del fondo de garantía las mútuas acogidas a dicho régimen que no operen en los ramos de vida, responsabilidad civil, crédito o caución ni realicen actividades exclusivamente reaseguradoras, siempre que su importe anual de primas o cuotas no exceda de 750.000 euros.

④ Medidas de garantía de la solvencia futura de las entidades aseguradoras

La Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones podrá adoptar un conjunto de medidas de garantía de la solvencia futura de las entidades aseguradoras cuando concurren circunstancias, debidamente comprobadas por la Administración, que puedan poner en peligro la solvencia futura de la entidad o bien amenacen los intereses de los asegurados o el cumplimiento futuro de las obligaciones contraídas. Entre las causas de estas circunstancias críticas se incluyen la inadecuada selección de riesgos, la aplicación de tarifas de primas insuficientes, la existencia de desviaciones

significativas de la siniestralidad o la inadecuación de la política de reaseguro (LOSSP, 1995, art. 39 bis).

Las medidas de garantía de la solvencia futura de las entidades aseguradoras podrán ser de dos tipos:

a) Exigir a la entidad aseguradora un plan de recuperación financiera para garantizar y prever su solvencia futura, que deberá ser sometido a aprobación de la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones. Dicho plan deberá, al menos, contener indicaciones y justificaciones para los próximos tres ejercicios relativas a las estimaciones de: (1) los gastos de gestión (en especial las comisiones y los gastos generales corrientes); (2) las estimaciones detalladas de los ingresos y los gastos relativos a las operaciones de seguro directo, a las aceptaciones en reaseguro y a las cesiones en reaseguro; (3) los Balances de Situación previstos; (4) las estimaciones de los recursos financieros con los que se pretenda cubrir los compromisos contraídos y el margen de solvencia obligatorio; y (4) la política global de reaseguro.

b) Exigir que la entidad aseguradora disponga de un margen de solvencia superior al mínimo obligatorio, que garantice el cumplimiento en el futuro de los requisitos de solvencia de la entidad. La cuantía mínima del nuevo margen de solvencia será determinada por la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones según el plan de recuperación financiera que sea aprobado para la entidad.

1.3.4. Regulaciones contables sobre riesgos empresariales

Dado que las empresas constituyen una de las contrapartes más importantes de las entidades financieras, resulta necesario analizar la regulación específica que les afecta en materia de riesgos y, en particular, las normas contables que regulan la información sobre riesgos a suministrar, pues la información contable constituye la principal fuente de datos utilizada por las entidades financieras para la gestión de estas exposiciones.

La ausencia de referencias válidas para la valoración de los riesgos empresariales en las Cuentas Anuales de las empresas constituye una de las deficiencias más importantes de la información contable actual (CEA GARCÍA, 1992; 1996; SCHRAND y ELLIOTT, 1998; SIERRA MOLINA y ESCOBAR PÉREZ, 1999; CABEDO SEMPER y TIRADO BELTRÁN, 2003).

En los últimos años, distintos organismos contables de gran prestigio, de ámbito nacional e internacional, se han pronunciado sobre la necesidad de mejorar y/o ampliar la información sobre los riesgos empresariales¹⁰⁰.

Si bien no existe un consenso sobre la definición de las categorías de riesgo que afectan a las empresas en el desarrollo de su actividad, ni sobre aquéllas para las que debería divulgarse información o los indicadores de riesgo que deberían desarrollarse, sí parece existir un acuerdo global sobre la necesidad de proporcionar a los inversores información suficiente sobre riesgos, que facilite la estimación de la cuantía y certeza de flujos de efectivo futuros (BANCO DE ESPAÑA, 2005b; GONZALO ANGULO, 2005). Esta necesidad de descubrir riesgos y su posible incidencia contable resulta

¹⁰⁰ Los organismos contables anglosajones han sido los más dinámicos en este ámbito (JWG, AICPA, ICAEW, FASB, ASB).

particularmente significativa para los auditores, analistas de créditos, analistas de inversiones y autoridades públicas.

Entre las ventajas derivadas de la publicación de información sobre riesgos empresariales destacan particularmente dos (CABEDO SEMPER y TIRADO BELTRÁN, 2003, pág. 21):

- ✓ Facilita la toma de decisiones de los inversores, proporcionando una información más cercana a los modelos de decisión establecidos por la Teoría Financiera, esto es, facilitando la valoración del ambiente de riesgo en el que las empresas desarrollan sus actividades (CEA GARCÍA, 1992; 1996).
- ✓ Facilita la obtención de ventajas de financiación de los proyectos de inversión empresarial, al mejorar la percepción de los inversores (si la captación de fondos es a través de la emisión de acciones) y prestamistas (si la captación de fondos es a través de fondos ajenos) del riesgo inherente de la empresa para obtener flujos de capital futuros (BOTOSAN, 1997; BOTOSAN y PLUMLEE, 2002).

Por otra parte, distintas teorías económicas justifican la necesidad de proporcionar información sobre riesgos, entre otras:

➤ *Teoría de la Agencia.* Según SHRIVES y LINSLEY (2002), la Teoría de la Agencia considera la divulgación de información como un medio para convencer a los sujetos económicos de la adecuada gestión de la entidad, variando los costes de agencia según el tamaño, endeudamiento y cotización de las empresas (CHOW y WONG-BOREN, 1987; COOKE, 1989; 1991; 1993).

➤ *Teoría de la Señalización:* De acuerdo con HEALY y PALEPU (1993; 2001), la Teoría de la Señalización sugiere que los gestores se ven incentivados a divulgar voluntariamente información interna como medio para reducir el coste de capital de su empresa (DUNN y ADAMSON, 2003). Así, las empresas mejor gestionadas se distinguen de otras por la mayor divulgación de información sobre sus actividades y riesgos (SHRIVES y LINSLEY, 2002).

➤ *Teoría de la Legitimidad:* Según esta teoría, las empresas reafirman su legitimidad mediante la divulgación de cierta información contable de carácter voluntario, que permite a los gestores comunicarse con los accionistas, a fin de que los últimos se sientan seguros sobre el desempeño de la empresa (SHRIVES y LINSLEY, 2002).

Ahora bien, aunque la divulgación de información sobre riesgos permite responder a las necesidades de diversos agentes económicos, reduciendo el coste de capital de las empresas, intensificando los flujos de caja, reduciendo la volatilidad de los resultados e incrementando el valor para el inversor (HODGKINSON *et al.*, 1998; DUNKLEY, 2001), existen también efectos negativos, derivados de la posible pérdida de posición competitiva de la entidad al revelar aspectos internos de su gestión (HEALY y PALEPU, 2000). Es por ello que, en la práctica, la decisión de ofrecer información voluntaria sobre riesgos depende de diversos factores empresariales, entre los que destacan el tamaño de la entidad, el nivel de endeudamiento y el coste de capital de la empresa (ALVES y MORAIS, 2005).

Son numerosos los estudios empíricos que han analizado la relación entre la información sobre riesgos divulgada por las entidades, aproximada generalmente a través de un índice de información y diversas variables explicativas (BABIO ARCA Y MUIÑO VÁSQUEZ, 2001; McNALLY *et al.*, 1982; CHOW y WONG-BOREN, 1987; GARCÍA BENAÚ y MONTERREY MAYORAL, 1993; 1994; RAFFOURNIER, 1995; GINER, 1997). Con carácter general, se observa una relación directa entre el tamaño de la empresa y la información revelada, así como entre el nivel de endeudamiento y la información proporcionada por la entidad, y una relación inversa entre el coste del capital ajeno y la divulgación voluntaria de información (Tabla 1.35).

AUTORES	MUESTRA	METODOLOGÍA	RESULTADOS
PARTHA SENGUPTA (1998)	102 empresas incluidas en el "Report of the Financial Analysts Federation Corporation Information Committee"	Asociación entre las valoraciones incluidas en el informe y medidas alternativas del coste y rentabilidad de la empresa.	Relación negativa entre el tipo de interés que paga la empresa por su financiación ajena y la política empresarial de divulgación de información.
BABIO ARCA Y MUIÑO VÁSQUEZ (2001)	63 empresas no financieras incluidas en el Índice General de la Bolsa de Madrid	Construcción de un índice para medir el volumen de información divulgada, mediante regresión lineal. Las variables independientes incluyen el tamaño de la empresa y el nivel de endeudamiento.	Relación positiva entre la dimensión de la empresa, su endeudamiento y el nivel de información divulgada.
SHRIVES y LINSLEY (2002)	82 empresas no financieras incluidas en el índice FT-SE 100	Análisis de las secciones del "Operating and Financial Review" que acompaña a las Cuentas Anuales. Comparación con el nivel de riesgo de las empresas medido por el factor beta	Relación directa entre el nivel de riesgo de la empresa y el deseo de divulgar información sobre riesgos. Ausencia de asociación entre el coste de capital y la información divulgada sobre riesgos.
ALVES y MORAIS (2005)	20 empresas incluidas en el índice portugués PSI20 y 35 empresas del IBEX35	Construcción de un índice de divulgación de información, incluyendo el carácter de la misma (noticias "buenas", "malas" o "neutrales")	Relación positiva entre la dimensión de la empresa, su endeudamiento y el nivel de divulgación de información sobre riesgos financieros

Fuente: Elaboración propia a partir de ALVES y MORAIS (2004).

Algunos estudios empíricos sobre la divulgación de información sobre riesgos

Tabla 1.35

Respecto a la forma de presentar dicha información, existe una divergencia de opiniones, pues mientras algunos organismos consideran que las Cuentas Anuales actuales constituyen una estructura adecuada para la inclusión adicional de información sobre riesgos, otras instituciones plantean la necesidad de elaborar un *Estado de Riesgos* específico¹⁰¹ ("Statement of Business Risks").

Si bien la mayoría de las normas emitidas proceden de organismos públicos y de organizaciones profesionales privadas, cabe destacar que en la práctica empresarial también se han desarrollado diversos procedimientos para el tratamiento del riesgo, bajo denominaciones como "gestión del riesgo de negocio", "valor orientado a los riesgos" o

¹⁰¹ Un análisis detallado acerca de la necesidad y utilidad de un potencial "estado de riesgos empresariales" incluido en las cuentas anuales puede consultarse en CEA GARCÍA (1995).

“auditoría de riesgos” (LAFFARGA BRIONES y RUIZ ALBERT, 2003). Así, destacan documentos de auditoras como PriceWaterhousecoopers (“*Enhancing shareholder wealth by better managing business risk*” de 1999 junto al IFAC) Ernst and Young (“*Risk Universe*” de 2001), KPMG (“*Valor orientado al riesgo*” de 1999) o Arthur Andersen (“*Business Risk Model*” de 1998). Además, algunas grandes empresas también han formulado documentos sobre riesgos, como Microsoft (“*Microsoft Risk Company*”) o Iberdrola (“*Sistema Integrado de Riesgos en el Grupo*”) (CABOS ORTÍZ, 2001).

A continuación se resumen brevemente los principales pronunciamientos en el ámbito de la información contable sobre riesgos, relacionados en su mayoría con las normas vinculadas a la presentación de información financiera y reconocimiento contable de los elementos patrimoniales.

1.3.4.1. Organismos contables internacionales

Entre los principales organismos contables de ámbito internacional que se han planteado la necesidad de ofrecer información suficiente sobre riesgos empresariales destacan particularmente: el *International Accounting Standard Board* (IASB); la *International Organization of Securities Commission* (IOSCO); la *International Federation of Accountants* (IFAC); y, en menor medida, el *Joint Group of Standard Setters on Financial Instruments* (JWG).

Algunas de estas instituciones han emitido normas contables relativas a la generalidad de las empresas, mientras que otras se han centrado en particular en el ámbito financiero, dado que se trata del sector más afectado por la gestión de riesgos.

El *International Accounting Standard Board* (IASB) constituye el principal emisor internacional de normas contables que, bajo la denominación de Normas Internacionales de Contabilidad (NIC / IAS) y Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF / IFRS), junto con sus interpretaciones SIC, se han ido implantando en distintos países como regulación contable obligatoria o generalmente aceptada.

En el ámbito de la Unión Europea, las normas NIC/NIIF resultan de obligado cumplimiento para la elaboración de la información consolidada a presentar por parte de las sociedades dominantes de los grupos cotizados a partir de 2005, si bien se prevé su extensión a medio plazo al resto de sujetos contables (cuentas individuales y grupos no cotizados)¹⁰².

Por lo que respecta a la información relativa a riesgos empresariales, con carácter general las NIC obligan a las entidades que utilicen instrumentos financieros para obtener rentas periódicas, para especular o para realizar operaciones de cobertura, a informar mediante *notas* sobre los extremos más importantes de su gestión, entre ellos (GONZALO ANGULO, 2005, pág. 22):

- Los objetivos y políticas que comporta la tenencia y gestión de los instrumentos financieros, así como de las operaciones de cobertura.
- Los plazos, condiciones y políticas contables respecto de cada tipo de instrumentos financieros utilizado.

¹⁰² Las distintas normas que regulan la armonización contable europea pueden consultarse en <http://www.icac.meh.es/INTERNACIONAL.HTM#MARCA2> (Fecha de Consulta: 15-10-2006).

En particular, existen siete NIC que analizan de una u otra forma el riesgo empresarial, entendido desde una perspectiva general (Tabla 1.36):

NORMA INTERNACIONAL DE CONTABILIDAD (NIC)	TÍTULO
NIC 1	Presentación de los estados financieros.
NIC 8	Ganancia o pérdida neta del periodo. Errores fundamentales y cambios en las políticas contables.
NIC 14	Información financiera por segmentos.
NIC 30	Información a revelar en los estados financieros de bancos e instituciones financieras similares.
NIC 32	Instrumentos financieros. Presentación e información a revelar.
NIC 37	Provisión, activos contingentes y pasivos contingentes.
NIC 39	Instrumentos financieros, reconocimiento y medición.

Fuente: VALLVERDU CALAFELL y SOMOZA LÓPEZ (2004), pag. 12.

Información sobre riesgos en las Normas Internacionales de Contabilidad

Tabla 1.36

No obstante, la consideración del riesgo se centra, sobre todo, en las informaciones relativas a las entidades financieras (NIC 30) y en las normas relacionadas con los instrumentos financieros (NIC 32 y 39), si bien es la NIC 37 la que incluye una definición del riesgo como “*variabilidad de desenlaces posibles*” (IASB, 1998, párrafos 42-44), añadiendo adicionalmente que:

“(…) un ajuste por la existencia de riesgo puede aumentar el importe por el que se mide una obligación. Será preciso tener precaución, al realizar juicios valorativos en condiciones de incertidumbre, de manera que no se sobrevaloren los activos o los ingresos, y que no se infravaloren los pasivos o gastos”.

Por lo que respecta al negocio bancario, la NIC 30 “*Información a revelar en los estados financieros de bancos e instituciones similares*” sugiere que en los estados financieros de estas entidades se deberá contener información relativa a la gestión del control de la liquidez y los riesgos. En particular, se considerarán todos aquellos riesgos procedentes de:

- La liquidez.
- Las fluctuaciones en el tipo de interés.
- Los movimientos en los tipos de interés.
- Las variaciones en las cotizaciones de mercado.
- El riesgo de contraparte.

Asimismo, la NIC 30 señala que, si bien los riesgos a los que se expone un banco se pueden reflejar en los estados financieros, los usuarios obtienen una mejor comprensión si la dirección proporciona un comentario sobre éstos en los que describa cómo se gestionan y controlan los riesgos asociados a las operaciones bancarias. De

esta forma, la norma parece referirse a la inclusión de algún tipo de información cualitativa en la Memoria o en el Informe de Gestión (VALLVERDÚ CALAFELL y SOMOZA LÓPEZ, 2004).

Asimismo, la NIC 30 establece que la entidad financiera deberá incluir información sobre:

- El criterio contable para el reconocimiento de pérdidas por préstamos y créditos incobrables y el criterio para dar de baja estas partidas.
- El detalle de los movimientos de las provisiones por insolvencias.
- El importe acumulado de la provisión por insolvencias a la fecha de cierre del Balance.
- El importe acumulado en el Balance de Situación de préstamos y créditos para los cuales no se reconocen intereses y las bases utilizadas para determinar el valor contable de dichos préstamos y créditos.

Igualmente, la norma señala que el importe del crédito que haya sido específicamente identificado como fallido o parcialmente incobrable deberá reconocerse como gasto, minorando el importe contabilizado de la categoría de préstamos o créditos correspondientes, como una provisión para insolvencias.

Por lo que se refiere a la regulación de riesgos respecto a instrumentos financieros, ésta se concentra en las normas NIC 32 *“Instrumentos Financieros: Presentación e Información a Revelar”* y NIC 39 *“Instrumentos Financieros: Reconocimiento y Medición”*, junto con sus correspondientes interpretaciones SIC 5, SIC 16 y SIC 17 (IASCF, 2003; PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2005); la NIC 39 ha sido objeto de diversas revisiones (IASB, 2004a; 2004b; 2004c), habiéndose un nuevo texto revisado en Diciembre de 2004.

La NIC 32 define las categorías de riesgo más habituales en la empresa, si bien únicamente trata la presentación de información sobre el riesgo de crédito y el riesgo de interés. Tales categorías son:

- ✓ Riesgo de precio, subdividido a su vez en tres categorías según la causa que modifique el valor del instrumento financiero: (1) riesgo de tipo de cambio, derivado de las variaciones en el cambio de las monedas; (2) riesgo de tipo de interés, por cambios en las tasas de interés de mercado; (3) riesgo de mercado, por cambios en el precio por el que se compra y vende el activo en el mercado.
- ✓ Riesgo de crédito, o posibilidad de que una de las partes ligadas por el instrumento financiero falle en el cumplimiento de las obligaciones derivadas de éste.
- ✓ Riesgo de liquidez o financiación, originado por dificultades de la entidad para obtener los fondos líquidos con los que hacer frente a los compromisos derivados de los instrumentos financieros.
- ✓ Riesgo de flujo de efectivo, que se produce por variaciones en los cobros o pagos relacionados con un instrumento financiero monetario, bien por operaciones a interés variable o ligadas a condiciones establecidas (calificación crediticia del prestatario, etc.)

Respecto al *riesgo de crédito*, la NIC 32 señala que las empresas deben informar necesariamente acerca del nivel máximo de exposición a dicho riesgo en la fecha del Balance de Situación y acerca de las concentraciones significativas de riesgo de crédito. Asimismo, las entidades deberán divulgar información sobre el importe, características y condiciones de las garantías recibidas por la empresa u otros acuerdos que reduzcan las pérdidas que se producirían en caso de incumplimientos por parte de las contrapartes.

En relación con el *riesgo de interés*, las NIC señalan como información más relevante la declaración de los activos y pasivos expuestos, desglosada por fechas de revisión de precios o de vencimiento. Igualmente, recomiendan la inclusión de datos relativos al efecto que tendría el valor razonable, las ganancias futuras y los flujos de tesorería de los instrumentos financieros, en el caso de que se produjera un cambio del 1% en los tipos de interés a la fecha de elaboración del Balance.

Por su parte, la NIC 39, cuando analiza los distintos tipos de cobertura, distingue varias categorías de riesgos: (1) riesgo de tipo de cambio; (2) riesgo de tipo de interés; (3) riesgo del precio de las acciones; (4) riesgo del *commodity* (materias primas o mercaderías); y (5) riesgo de crédito. A su vez, la exposición al riesgo puede surgir, en cada caso, de:

- ✓ Cambios en el valor razonable de un activo o pasivo.
- ✓ Cambios en los flujos futuros de tesorería de un activo o pasivo.
- ✓ Cambios en los flujos futuros de tesorería de una transacción no reconocida en Balance, ya sea un compromiso en firme o una transacción anticipada.

Adicionalmente, ambas normas exigen la presentación de otra información, cuantitativa y cualitativa, que se considere útil en la valoración de los riesgos financieros de las entidades, y en particular (VIDAL LOBO, 2003, págs. 444-445):

- Descripción de los términos y condiciones importantes de los instrumentos financieros mantenidos o emitidos que puedan tener un efecto significativo sobre los flujos de tesorería futuros.
- Información sobre las prácticas contables relativas a los instrumentos financieros: valoración inicial y posterior de activos y pasivos financieros y tratamiento de los ingresos y gastos relacionados con ellos.
- Descripción de los objetivos y políticas relativas a la gestión del riesgo financiero de la entidad.
- Información relativa a las coberturas realizadas por la empresa.

Cabe destacar que ninguna de las NIC comentadas contempla la elaboración de un Estado de Riesgos específico, optando por la alternativa de añadir *notas* a las Cuentas Anuales actuales (fundamentalmente, al Anexo o Memoria).

Aunque la Unión Europea ha aprobado el empleo de las NIC 32 y 39 para el tratamiento contable de los instrumentos financieros en el ámbito comunitario, se ha planteado la necesidad de mejorar la información sobre riesgos en términos similares a estas disposiciones. Así, por ejemplo, en la Directiva 2001/65/CE se señala (art. 1, que modifica al art 46.I de la IV Directiva):

“Con respecto al uso de instrumentos financieros por las empresas, y cuando resulte relevante para la valoración de sus activos, pasivos, situación financiera y ganancias o pérdidas (*las empresas publicarán información sobre*):

- los objetivos y políticas de gestión del riesgo financiero de las empresas, incluida la política aplicada para cubrir cada tipo significativo de transacción prevista para la que se utilice la contabilidad de cobertura, y
- la exposición al riesgo de precio, riesgo de crédito, riesgo de liquidez y riesgo de flujo de caja”.

Por su parte, en el año 2000 el IASB y la IOSCO firmaron un acuerdo, conocido como “la Resolución de Sydney” (IOSCO, 2000b), por el cual el Presidente de la IOSCO formulaba una recomendación a sus miembros para que permitieran que las multinacionales que cotizasen en las bolsas de valores asociadas formularan sus Cuentas Anuales de acuerdo con 30 de las NIC en vigor en ese momento, entre ellas las NIC 32 y 39, así como las SIC 5, 16 y 17 sujetas a regulaciones adicionales nacionales o regionales.

Asimismo, el IASB ha iniciado numerosos contactos con el FASB americano, al objeto de conseguir una convergencia de estándares. En este sentido, en septiembre de 2002 se firmó el denominado “Acuerdo Norwalk” (“*Norwalk Agreement*”) (FASB e IASB, 2002), para conseguir una compatibilidad plena entre ambas normas. Además, en 2004 se iniciaron contactos con las autoridades emisoras japonesas, para aunar esfuerzos en el ámbito de la regulación contable internacional.

La *International Association of Securities Commissions* (IOSCO), organismo que agrupa a las entidades reguladoras de las principales bolsas de valores a nivel mundial, se ha ocupado de la regulación del riesgo de crédito en distintos documentos y recomendaciones.

Uno de los documentos más significativos en este ámbito es el titulado “*Risk Management and Control Guidance for Securities Firms and their Supervisors*” (IOSCO, 1998c), donde se recomienda a las empresas cotizadas la gestión integral de sus riesgos domésticos e internacionales: riesgo de mercado, riesgo de crédito, riesgo legal, riesgo operacional y riesgo de liquidez; asimismo, se hace referencia al riesgo sistémico, riesgo de quiebras empresariales y riesgo reputacional. Para el control de todos ellos, se aconseja la llevanza de registros contables adecuados y de controles internos y externos por parte de las entidades. Igualmente, se aconseja a los supervisores que trabajen con los auditores de las firmas para el establecimiento de estándares respecto a la gestión y verificación de riesgos.

En septiembre de 1998 la IOSCO publicó “*International Disclosure Standards for Cross-Border Offerings and Initial Listings by Foreign Issuers*” (IOSCO, 1998b), en el que se establecían una serie de estándares destinados a facilitar la comparabilidad de la información elaborada por empresas multinacionales cotizadas, recomendando la elaboración de un informe que incluyera todos los mercados mundiales en los que operaba la compañía¹⁰³.

¹⁰³ Además, se establece la posibilidad de incrementar los requerimientos de información para las empresas pertenecientes a sectores especializados (banca, seguros, minería y petróleo, fundamentalmente).

El principal estándar que afectaba a los riesgos de las entidades es el de “*Información Principal*” (“*Key Information*”), pues entre los datos financieros históricos que debe proporcionar la empresa, relativos a los cinco últimos años, se incluye información relativa a los factores de riesgo de la entidad, que sean específicos de la empresa o de la compañía. Esta información debería ocupar una sección específica del estado, bajo la denominación “factores de riesgo”, concibiéndose como un resumen de otra información desarrollada posteriormente en el documento (naturaleza del negocio, factores relacionados con los países en los que se opera, condiciones competitivas inusuales, dependencia de un número limitado de clientes y proveedores, etc.)

Asimismo, en otros estándares se hace referencia a distintos riesgos de la entidad, entre otros:

- Riesgo de tipos de cambio: Deben incluirse datos relativos al impacto de las fluctuaciones del tipo de cambio sobre la empresa, así como todos aquellos factores económicos, fiscales, monetarios o políticos que han afectado a la entidad.
- Riesgo de liquidez: Se incluirá información sobre las fuentes de liquidez de la empresa (riesgo de liquidez).
- Riesgo operacional: Se informará de la experiencia de los gestores, relaciones familiares entre ellos, relaciones entre gestores y empleados, personal clave, personas influyentes, etc.
- Riesgo legal: En las Cuentas Anuales se informará acerca de todos los procedimientos arbitrales o legales en los que esté inmersa la entidad, y que puedan afectar sustancialmente a su posición futura.
- Riesgo de mercado: Se informará sobre los precios de mercado más altos y más bajos de las inversiones en valores (“*securities*”) de la empresa, tanto anualmente (cinco últimos años) como cuatrimestralmente (dos últimos años), mensualmente (últimos seis meses) e incluso diariamente, en algunos casos.
- Riesgo de crédito: En operaciones con garantía o aval, se informará detalladamente de las condiciones de tales garantías.

También en 1998, la IOSCO emitió el documento “*Methodologies for Determining Minimum Capital Standards for Internationally Active Securities Firms*” (IOSCO, 1998b), en el que se analizan las ventajas de utilizar metodologías de “valor en riesgo” (“*value at risk*” o VaR) para la gestión del riesgo de mercado y de crédito y para la determinación de los requerimientos mínimos de capital de empresas financieras.

De igual forma, se considera la necesidad de incluir nuevos requerimientos de capital para otros riesgos (legal y operacional), utilizando datos estadísticos y ratios (ingresos respecto a coste de personal, variabilidad en ingresos, costes tecnológicos, ratios de errores, etc.)

En el año 2002, la IOSCO formuló el documento “*Principles for Ongoing Disclosure and Material Development Reporting by Listed Entities*” (IOSCO, 2002c), que completa y actualiza las recomendaciones contenidas en el informe de la IOSCO (1998b), si bien en este caso afecta a la totalidad de las empresas cotizadas.

El documento contempla la necesidad de que se presente información acerca de todas aquellas cuestiones que se consideren cruciales para la formación de la opinión de los inversores, entre las que se incluyen, por países:

- ✓ EE.UU. (formulario 8-K): quiebras o problemas de crédito de la empresa; finalización de relaciones de negocios con clientes importantes; cambios en las condiciones financieras de préstamos importantes, como pagos acelerados o incumplimientos; cambios en la calificación crediticia de la empresa; cambios en la tendencia de beneficios; etc.
- ✓ Japón: desastres naturales acontecidos; pérdidas legales; quiebras; créditos en riesgo de incumplimiento; cambios significativos en las condiciones financieras y del negocio de la empresa; etc.
- ✓ Brasil: cambios en criterios contables; descubrimientos y cambios tecnológicos; quiebras; pérdidas de tipo legal; etc.

Asimismo, en el año 2005 aparecieron dos nuevos documentos que afectan a la información sobre riesgos de las entidades, titulados *"Reports on Cross-Border Activities of Market Intermediaries in Emerging Markets"* (IOSCO, 2005a) y *"Statement on the Development and Use of International Financial Reporting Standards in 2005"* (IOSCO, 2005b).

Mientras que el primero constituye una reafirmación de la validez de las NIC/NIIF como normas contables internacionales (y con ello, del tratamiento de los riesgos financieros en ellas contemplados), el segundo hace referencia de nuevo a operaciones multinacionales y, en particular, a los intermediarios que operan en mercados emergentes, haciendo especial énfasis en la necesidad de evitar riesgos sistémicos entre mercados mediante la cooperación entre reguladores.

Finalmente, cabe comentar diversos documentos desarrollados por la IOSCO, referidos a categorías particulares de riesgo, entre los que destacan:

- Riesgo de crédito: En mayo de 2000 se publicó el documento *"The Management of Credit Risks by Securities Firms and Recommendations to Firms and Regulators"* (IOSCO, 2000a), relacionado con la medición del riesgo de crédito en empresas cotizadas. En particular, se contempla la problemática de las operaciones relacionadas con derivados, en las que el riesgo de crédito está íntimamente relacionado con el riesgo de mercado, siendo de valoración más compleja.

Así, se aconseja a las entidades la gestión integral de riesgos (distinguiendo entre las funciones de estrategia de riesgos, gestión de riesgos y control de riesgos), el establecimiento de políticas para el empleo de colaterales, la definición de metodologías eficaces para el cálculo de la exposición al riesgo de crédito (modelos estadísticos basados en datos históricos, pruebas de estrés, etc).

Además, se aconseja a los reguladores nacionales que establezcan medidas como las reuniones periódicas con la empresa para evaluar su exposición al riesgo de crédito, los informes sobre exposiciones al riesgo de crédito, los incentivos para mejorar las técnicas de gestión, el desarrollo de ratings internos por parte de las entidades, el desarrollo y mejora de los modelos de riesgo de crédito (análisis de la relevancia de los datos empleados, etc).

- Riesgo de liquidez: En mayo de 2002 la IOSCO publicó el documento “*Sound Practices for the Management of Liquidity Risk at Securities Firms*” (IOSCO, 2002d), en el que se hacía referencia al riesgo operacional, riesgo de crédito y riesgo de mercado como principales causantes de los problemas de liquidez de la entidad, tanto individual como conjuntamente. En esta propuesta se incluyen algunas recomendaciones para la gestión de estos riesgos, insistiendo en la importancia de los flujos de caja fuera del Balance, así como en el análisis de escenarios y pruebas de estrés.

De la misma manera, se recoge la importancia del apalancamiento de la empresa, definido mediante los ratios: (1) fondos ajenos/capital; (2) activo neto/neto patrimonial; y (3) activo total/neto patrimonial. También se incluyen estándares de liquidez de la entidad, medidos mediante indicadores internos de la empresa y sus correspondientes límites, tales como el número de días que la empresa podría sobrevivir sin disponer de financiación adicional; la capacidad de la empresa para obtener liquidez en situaciones extremas; o la cantidad de fondos a corto plazo que se precisarían para financiar los pagos en situaciones extremas.

Además, se incluyen técnicas como el valor en riesgo (“*value at risk*” o VaR) y la “liquidez en riesgo” (“*liquidity at risk*” o LaR) basada, esta última, en los mismos principios que el anterior, y que emplea métodos estocásticos para determinar el valor de los flujos de caja asociados con los activos y pasivos del Balance.

Finalmente, se hace referencia a la necesidad de auditorías internas y externas para el control de estos riesgos, así como del efecto de los sistemas contables de cada país en el que opera la empresa sobre su riesgo de liquidez.

- Riesgo operacional: El riesgo operacional relacionado con las empresas cotizadas ha sido ampliamente tratado por la IOSCO, en documentos como “*Investment Management: Areas of Regulatory Concern and Risk Assessment Methods*” (IOSCO, 2002a) o bien “*Investment Management Risk Assessment: Management Culture and Effectiveness*” (IOSCO, 2002b), relacionados específicamente con instituciones de inversión colectiva (CIS). En ellos se hace referencia al denominado “riesgo de los gestores”, considerando distintas fuentes potenciales de riesgos, tales como el tipo de producto, tipo de clientes, estrategia de negocios, viabilidad financiera, prácticas de marketing [reguladas también en IOSCO (2005c) donde se contempla un conjunto específico de indicadores], cultura organizativa, formación y ética de los gestores, etc. Para su gestión, se contemplan medidas cuantitativas y cualitativas, tales como técnicas de “scoring” para cada factor de riesgo o visitas a las empresas.

Por su parte, en el documento “*Investment Management Risk Assessment: Marketing and Selling Practices*” (IOSCO, 2005c) se analizan los problemas derivados de los fraudes financieros en la empresa, identificando siete áreas problemáticas: gobierno corporativo, auditoría, presentación de información, regulación del mercado de bonos, obligaciones de los intermediarios del mercado, estructuras empresariales y analistas privados. En este punto, se contempla la posibilidad de que las empresas elaboren un “Estado de Información no Financiera” en el que se proporcione toda la información

adicional que los inversores necesiten para formarse una idea de la situación global y riesgos de la empresa, se bien se reconoce la dificultad para universalizar este tipo de documento.

De esta forma, la IOSCO no hace mención expresa a la formulación de un “Estado de Riesgos” independiente, si bien se refiere a un posible documento de información no financiera, que podría ser la Memoria reformulada, para incluir este tipo de información.

Por su parte, el *Joint Working Group of International Standards Setters on Financial Instruments* (JWG) es un organismo internacional integrado por representantes de 13 países (entre ellos, Australia, Japón, Nueva Zelanda, Estados Unidos, Canadá, Francia, países nórdicos y el propio IASB), que pretende obtener soluciones integrales para la contabilización de instrumentos financieros.

En Diciembre de 2000, tras tres años y medio de estudio, este organismo emitió el informe “*Recommendations on Accounting for Financial Instruments and Similar Items*” (JWG, 2000), con un alcance similar al de la NIC 39, incluyendo adicionalmente los contratos de garantía financiera y derivados.

El informe considera de nuevo como información imprescindible a revelar la relativa a los términos y condiciones de los instrumentos financieros que puedan afectar a los flujos de caja de la entidad, exigiendo además el reconocimiento en el Balance de Situación de todos los instrumentos financieros, incluyendo los derivados.

Asimismo, la valoración inicial y posterior de los instrumentos financieros se realizará por su valor razonable, entendiendo por tal el precio de mercado (con carácter general) y reconociendo todos los cambios de valor en la Cuenta de Resultados de la entidad. En cuanto a la presentación de la información, las variaciones de valor relacionadas con créditos impagados deben figurar por separado.

El documento fue sometido a consultas hasta julio de 2001, si bien el 75% de los consultados se oponía a las propuestas del JWG, particularmente en dos ámbitos:

- *Teóricos*: Se plantearon dudas a la conveniencia de reflejar los cambios de valor directamente en la Cuenta de Resultados, así como a la posible valoración de los instrumentos no financieros mediante coste histórico.
- *Prácticos*: Las principales críticas hacían referencia a la volatilidad de los resultados de la entidad, dificultades para obtener estimaciones del valor razonable para mercados no activos y los riesgos de efectos perversos por la introducción de subjetividad en la valoración de los activos.

Ahora bien, las propuestas de reconocimiento se aceptaron en su mayoría, estableciéndose finalmente la recomendación (pero no la obligación) de presentar por separado todas las informaciones relacionadas con la sensibilidad al riesgo de la empresa. Asimismo, se admite la presentación del Balance de Situación a valor razonable como forma más relevante de presentación, al permitir capturar más fácilmente la exposición al riesgo de la empresa.

La *International Federation of Accountants* (IFAC) ha desarrollado un gran interés por la relevación de información relacionada con el riesgo de crédito de las empresas, manifestada en diversos documentos elaborados por distintos comités de la organización.

Así, en 1999 el *Financial and Management Accounting Committee* publicó el Documento titulado “*Enhancing Shareholder Wealth by Better Managing Business Risk*” (IFAC, 1999), en el que se analiza la importancia de la gestión de riesgos para la creación de valor por parte de los accionistas.

También, se estudia la forma de medir el perfil de riesgo de las entidades (análisis de oportunidades, azar e incertidumbre como componentes del riesgo) y la elaboración de mapas de riesgos y políticas de gestión generales y específicas para cada componente de riesgo.

Por lo que respecta a la revelación de información sobre riesgos, el énfasis se pone en el ámbito interno, mediante el establecimiento de sistemas que permitan medir la responsabilidad de cada unidad o sujeto y el desarrollo de auditorías internas.

No obstante, se contempla la posibilidad de elaborar un “Estado de Riesgos” específico, similar al contemplado por el ICAEW británico (1998), analizado posteriormente.

Este mismo Comité presentó en 2002 un nuevo documento, bajo el título “*Managing Risk to Enhance Stakeholder Value*” (IFAC, 2002), en el que se analiza la problemática global de la gestión de riesgos mediante el análisis de casos prácticos.

En el mismo sentido, en 2003 el Comité denominado “*International Auditing and Assurance Standards Board*” completó el proyecto denominado “*Audit Risk*”, que dio lugar a la emisión de distintos estándares internacionales de auditoría o ISAs (ISA 500, ISA 315, ISA 330 e ISA 200) relativos a las prácticas a seguir por los auditores para conseguir una adecuada verificación de las prácticas de riesgo de las entidades.

Finalmente, destaca la labor del *Chartered Institute of Management Accountants* (CIMA) que ha elaborado distintos documentos en el ámbito de la gestión de riesgos, entre los que destaca la guía para la gestión del riesgo de fraude “*Fraud Risk Management – A Guide to Practice*” (CIMA, 2001), que desarrolla una metodología completa de gestión con el objetivo de evitar la ocurrencia de escándalos financieros derivados de comportamientos no éticos.

1.3.4.2. Organismos contables nacionales: EE.UU.

Los países anglosajones han estado tradicionalmente muy concienciados acerca de la importancia de la correcta gestión de riesgos y de la necesaria revelación de información sobre este particular.

En EE.UU., el *American Institute of Certified Public Accountants* (AICPA) ha llevado a cabo numerosos esfuerzos para la adecuada revelación de información sobre riesgos empresariales. En 1987, el grupo de trabajo del AICPA dedicado al riesgo y la incertidumbre elaboró el “*Report of the Task Force on Risk and Uncertainties*”, que constituye el primer intento significativo para conseguir un informe financiero centrado en el riesgo; en particular, el informe recomendaba informar sobre determinadas áreas específicas del riesgo empresarial¹⁰⁴:

¹⁰⁴ Posteriormente introducidas como norma por el *Statement of Position 94-6 Disclosure of Certain Significant Risks and Uncertainties* (SOP 94-6) (AICPA, 1994b).

- La naturaleza de las operaciones, incluyendo información cuantitativa y cualitativa sobre la localización de los mercados, importancia de los distintos productos y servicios, características principales de los clientes más importantes, etc.
- El uso de estimaciones en la preparación de los estados financieros.
- La utilidad de determinadas estimaciones significativas por su potencial a corto plazo sobre los estados financieros de la empresa.
- La vulnerabilidad de la entidad debida a concentraciones del riesgo en clientes, proveedores, fuentes de materias primas, etc.

Asimismo, en 1994, el Comité Especial de Información Financiera del AICPA publicó el documento *"Improving Business Reporting – A Customer Focus: Meeting the Information Needs of Investors and Creditors"*, en el que se recomendaba la mejora de la información financiera obligatoria proporcionada por las empresas al objeto de que los inversores pudieran obtener una mejor evaluación de los riesgos asociados a sus actuaciones (AICPA, 1994a; AICPA-SCBR, 1997). El estudio se realizó empleando una metodología basada en entrevistas y encuestas, que pusieron de manifiesto las mayores áreas de interés de los usuarios de la información contable. En particular, los 10 elementos incluidos en el modelo propuesto por este documento eran los siguientes¹⁰⁵:

1. Estados financieros e información relacionada.
2. Datos operativos de alto nivel y medidas de desempeño empleadas por los directivos para la gestión de los negocios (indicadores de mercado, de calidad, de personal, de productividad, de I+D, de intangibles, etc).
3. Razones que pueden motivar cambios en los datos financieros, operativos y de desempeño de la entidad, y tendencias pasadas más relevantes.
4. Descripción de las oportunidades y riesgos de la empresa (incluyendo información cualitativa). Se hace mención expresa al riesgo de iliquidez, riesgo de concentración de crédito, riesgo legal y riesgo operacional. Asimismo, se comenta la necesidad de incrementar la información cuantitativa y cualitativa sobre los riesgos asociados con los instrumentos financieros de la entidad.
5. Planes de gestión, incluyendo los factores críticos del éxito de la empresa.
6. Comparación del desempeño actual en los negocios con las oportunidades, riesgos y planes de gestión identificados en el pasado.
7. Información sobre directivos, gestores, sistemas de compensación, principales accionistas y transacciones, y relación entre partes relacionadas.
8. Objetivos generales y estrategias de la empresa.
9. Misión y descripción de los negocios.
10. Impacto de la estructura de la industria sobre la entidad.

Como puede observarse, el documento hace referencia a distintos riesgos de la entidad, con especial énfasis en el riesgo operacional o gerencial. A su vez, dichos

¹⁰⁵ La base de datos utilizada en el estudio puede consultarse en AICPA (2005).

factores pueden agruparse en dos líneas principales (LAFFARGA BRIONES y RUIZ ALBERT, 2003):

- ✓ *Riesgos y oportunidades de negocio*, considerándose como riesgo la parte negativa y como oportunidad las alternativas favorables de negocio no aprovechadas.
- ✓ *Incertidumbre de medida*, relativa a las estimaciones que se utilizan para calcular determinados activos y pasivos, que deben ajustarse al grado real de certeza empleado.

Siguiendo esta línea de trabajo, en Diciembre de 1994 el AICPA publicó el Statement of Position 94-6 (SOP), titulado “*Disclosure of Certain Significant Risk and Uncertainties*” (AICPA, 1994a), en respuesta a la demanda creciente de información financiera complementaria.

Este estándar exige a las empresas la inclusión de información adicional relativa a sus operaciones (productos/servicios, principales mercados y localizaciones, etc.) y a los riesgos e incertidumbres que podrían afectarla de forma significativa (naturaleza, importancia, cambios, etc), así como a las medidas utilizadas para mitigar tales riesgos; no obstante, estos requerimientos no afectan a la mayoría de los riesgos de tipo operacional (gestión, personal, cambios regulatorios, catástrofes naturales, etc.).

Asimismo, deberá ofrecerse información sobre las concentraciones de riesgo existentes a la fecha del Balance (vía clientes, proveedores, trabajadores, productos, etc), si afectan a la vulnerabilidad de la empresa.

Finalmente, la entidad deberá informar sobre ciertas estimaciones significativas utilizadas para la presentación de los estados financieros, que afecten tanto al Balance como a la Cuenta de Pérdidas y Ganancias de la entidad.

Por su parte, el *Financial Accounting Standard Board* (FASB) ha elaborado las normas FAS 107 “*Disclosure about fair value on financial instruments*” (FASB, 1991) y FAS 133¹⁰⁶ “*Accounting for derivatives instruments and hedging activities*” (FASB, 1998) relativas a la presentación de información y reconocimiento contable de instrumentos y derivados financieros¹⁰⁷.

El FASB 133 apuesta por la contabilización de los derivados según su valor razonable al objeto de conseguir una mejor información sobre el riesgo de mercado de la entidad. Además, la información relativa a estos instrumentos debe clasificarse de acuerdo con la finalidad que se les ha asignado y al tratamiento contable que la propia norma requiere. En particular, el documento hace referencia al empleo de derivados para la protección frente a los siguientes riesgos:

- Riesgo de cambios en el valor razonable del activo, atribuible al propio mercado, tipos de cambio o tipos de interés (riesgo de mercado).
- Riesgo de cambios en la capacidad crediticia de la contraparte (riesgo de crédito).

¹⁰⁶ El FAS 107 sustituyó al FAS 105 (FASB, 1990), que incluía información específica sobre riesgos de crédito y mercado y sobre concentraciones de riesgo de crédito para todos los instrumentos financieros.

¹⁰⁷ Asimismo, las normas FAS 114, 115, 138 y 140 también incluyen este tipo de información.

Asimismo, se contempla el establecimiento de métodos de análisis de la eficacia en el empleo de derivados que sean consistentes con las técnicas internas de gestión de riesgos de la entidad.

Respecto a la revelación de información, se considera que la información sobre los riesgos gestionados con los derivados puede ser incluida de forma voluntaria por la entidad, al ser necesaria para comprender los objetivos de la empresa respecto a tales derivados, incluyéndose de forma voluntaria información adicional sobre riesgos asociados (FASB, 1998).

Por su parte, el FASB 107 recomienda a las empresas la presentación de información cuantitativa sobre los riesgos de mercado de los instrumentos financieros, valorados a valor razonable (FASB, 1991). Aunque se considera que la información sobre el valor razonable de los derivados debe incluirse entre la información financiera básica de la entidad, este documento no se muestra favorable al incremento del número de estados financieros, optando por incorporar esta información a los documentos ya existentes (información multicolumnar, etc.)

En 2001 el FASB publicó el documento *"Improving Business Reporting: Insights into Enhancing Voluntary Disclosures"* (FASB, 2001), también conocido como *"Steering Committee Report"* que formaba parte a su vez del proyecto *"Business Reporting Research Project"* destinado a determinar, para ciertos sectores económicos, la información financiera adicional que debería proporcionarse fuera de las Cuentas Anuales para mejorar la información de los agentes económicos respecto a la empresa¹⁰⁸.

El Steering Committee Report identificó cuatro áreas básicas de información voluntaria, relacionadas a su vez con los riesgos de la entidad:

- Datos operativos, medidas de desempeño y análisis y cambios en la gestión de la entidad, así como tendencias principales.
- Información proyectiva, como oportunidades y riesgos, planes de gestión y factores críticos de riesgo.
- Información general sobre la empresa, como objetivos y estrategias, misión del negocio e impacto de la estructura de la industria en la empresa, información sobre accionistas.
- Datos y material relacionado con activos intangibles no reconocidos en los estados financieros.

Por su parte, dentro del informe *"Management's Discussion and Analysis"* (MD&A), obligatorio e incluido en las Cuentas Anuales elaboradas según los USA-GAAP, que es comparable al Informe de Gestión español, se analiza la gestión de la empresa a corto y largo plazo, incluyendo las perspectivas futuras de la entidad. El MD&A hace ilusión de manera indirecta a los factores de riesgo, al requerir información cualitativa y cuantitativa acerca de las diversas variables y factores que afectan a la gestión de la empresa, así como de las tendencias conocidas, acontecimientos e incertidumbres que hayan tenido o que razonablemente se espere vayan a tener efectos materiales en la posición financiera de la compañía o en el resultado de sus operaciones.

¹⁰⁸ Este proyecto pretendía dar continuidad al trabajo iniciado por AICPA-SCBR (1997).

Por su parte, la *Securities and Exchange Commission* (SEC), emitió en enero de 1997 un pronunciamiento que exigía la presentación de información cuantitativa y cualitativa sobre los riesgos de mercado de la entidad, distinguiendo entre riesgo de tipo de interés, riesgo de cambio, riesgo de precio en *commodities* y riesgo de precio en acciones. Asimismo, en el formulario F-20 a completar por empresas extranjeras que cotizan en bolsas americanas se recoge la “descripción del negocio”, que incluye aquellas operaciones especiales que pueden tener una gran impacto sobre el desempeño futuro de la empresa (dependencia de grandes clientes o proveedores, dependencia energética, dependencia de regulaciones estatales, etc.). También se contemplan las incertidumbres que pudieran desvirtuar la información financiera actualmente presentada, así como el riesgo asociado a la utilización de determinados instrumentos financieros.

Por otro lado, todas las empresas que comiencen a cotizar en bolsas de EE.UU. deben presentar el formulario S-1 “*Registration Statement*”, que incluye el epígrafe “factores de riesgo”, donde se debe informar de las condiciones que podrían convertir las ofertas de acciones en “especulativas” o de “alto riesgo”.

La *American Accounting Association* (AAA) ha mostrado también un gran interés por la información relacionada con los riesgos de la empresa, como lo demuestra el congreso celebrado en 1997 en colaboración con el FASB, en el que se analizaron tanto los tipos de riesgos de los que se debería informar como el formato de estado que se debería utilizar para ello.

Como conclusiones principales del encuentro, se estableció la necesidad de que los propios gestores contables decidieran los riesgos más significativos de su entidad, de acuerdo con sus propios modelos internos de gestión. Igualmente, se alcanzó un consenso bastante generalizado respecto a la definición de riesgo, que se relacionó con los factores que afectan a la volatilidad de los resultados de la empresa.

Por lo que respecta a la forma del estado que debería recoger la información sobre riesgos, se consideró que la variedad de incertidumbres a las que está sometida la entidad dificulta la formulación de un estado único, si bien resulta necesario en todo caso proceder a la cuantificación de riesgos tanto presentes como futuros (mediante el empleo, por ejemplo de técnicas de simulación y datos históricos).

Por último, ante los escándalos contables acontecidos en EE.UU. a lo largo de los años 2001 y 2002 (WorldCom, ENRON, Global Crossing, Merrill Lynch, Tyco, Imclone, Xerox, Adelpia o Merck, entre otros), el gobierno norteamericano aprobó el 30 de Julio de 2002 la LEY SARBANES-OXLEY (“*Sarbanes-Oxley Act*” o SOA), que resulta de aplicación a todas las empresas que cotizan en bolsas de valores de EE.UU. bajo la supervisión de la SEC.

La Ley incluye 11 apartados que abarcan desde responsabilidades adicionales a las del informe de auditoría hasta penas de cárcel en caso de fraude, destacando particularmente tres secciones:

- Sección 302, en la que se establece la responsabilidad directa de los principales directivos de la empresa, que deberán verificar por escrito que los informes financieros son correctos.

- Sección 404, que estipula la emisión de un informe anual certificando la efectividad de los controles internos de la entidad, a fin de garantizar a futuro la relevancia y consistencia de la información suministrada. La eficiencia del sistema de control interno debe ser verificada por un auditor externo.
- Sección 906, que establece penas de hasta 20 años de prisión para los directivos de una empresa que emitan o avalen la emisión de información financiera intencionadamente incorrecta.

Asimismo, se incluye la obligación de que el C.E.O. (*"Chief Executive Officer"*), consejero delegado o presidente ejecutivo de las empresas cotizadas en la Bolsa de Nueva York, firme los estados financieros junto con el director financiero de la empresa, e informe de los principales riesgos de la entidad y la gestión que se realiza de los mismos.

1.3.4.3. Organismos contables nacionales: Reino Unido

En el Reino Unido, la gestión de riesgos ha sido tratada intensamente durante las últimas décadas. Así, en 1992 el *Committee on the Financial Aspects of Corporate Governance* publicó el denominado *"Cadbury Code"* o *"Cadbury Report"*, en el que se recomendaba a la empresas la revelación de información específica sobre sus riesgos principales. Este documento también requería que los directores de empresas públicas informaran acerca de la efectividad de sus sistemas internos de control, información que debería ser revisada por el auditor externo de la empresa. Dicha información debía incluir cinco aspectos fundamentales:

- Actuaciones llevadas a cabo para asegurar un adecuado control medioambiental.
- Procesos utilizados para la identificación de los principales riesgos de negocio.
- Principales sistemas de información utilizados.
- Principales procesos de control e implicaciones sobre riesgos de negocio.
- Sistemas de control de la efectividad del sistema.

A pesar de estas recomendaciones, una encuesta llevada a cabo en 1996 respecto a las 100 mayores empresas afectadas por el *Cadbury Code* demostró que, si bien el 64% había incluido en sus estados financieros información relativa al proceso empleado para la identificación de sus riesgos de negocio, tan solo una minoría revelaban información sobre tales riesgos.

La información sobre riesgos de las empresas cotizadas ha sido objeto de regulación a través del *Stock Exchange's Listing Rules*, conocido como *"the Yellow Book"*, que en sus reglas 6.G.1. (b) y 6.N.1. (b) exige que las empresas que coticen en la Bolsa de Londres informen acerca de todos aquellos factores de riesgo que las afecten (particularmente riesgo de mercado). A su vez, la norma 20.6 indica la necesidad de que las empresas que lleven a cabo investigaciones científicas proporcionen información sobre los riesgos relacionados con la explotación de sus productos. Finalmente, la norma 25.4 requiere, para los nuevos solicitantes, la inclusión de la información sobre los factores de riesgo que pueden afectar a la rentabilidad obtenida por el negocio.

Por su parte, el *Accounting Standards Board* (ASB), que constituye el principal organismo británico emisor de normas contables¹⁰⁹, define en su norma FRS 5 “*Reporting the substance of transactions*” el concepto de riesgo como sigue (ASB, 1994):

“Incertidumbre respecto a la cuantía de los beneficios. El término incluye tanto los beneficios como las pérdidas potenciales” (traducción libre).

Asimismo, el SSAP 18 “*Accounting for Contingencies*” alerta a los usuarios de los estados financieros acerca de la relevancia de la información sobre las pérdidas derivadas de riesgos asumidos por las empresas en periodos previos. Por su parte, el SSAP 25 “*Segmental reporting*” se refiere a la necesidad de valorar los riesgos asumidos por los distintos segmentos de negocio de la entidad. El FRS 4 “*Capital instruments*” incluye algunas medidas útiles de riesgos, como ratios gerenciales, clasificaciones de los pasivos según su exigibilidad, etc. El FRS 5 “*Reporting the substance of transactions*” requiere la inclusión en el Balance de la empresa de todos los activos y pasivos relacionados con ella, facilitando la medición del riesgo real de la entidad.

Por otra parte, el FRS 13 “*Derivatives and other financial instruments: disclosures*” (ASB, 1998) trata de mejorar la información revelada respecto a los instrumentos financieros, proporcionando información acerca de su impacto sobre el perfil de riesgo de la empresa, su influencia respecto al desempeño de la entidad y los sistemas internos de gestión desarrollados. Este documento requiere la inclusión de información cualitativa y cuantitativa; mientras que la información cualitativa consiste en una explicación del papel jugado por los instrumentos financieros respecto al nivel de riesgo de la entidad, la información cuantitativa debe hacer referencia a las siguientes categorías de riesgo: (1) riesgo de tipo de interés; (2) riesgo de tipo de cambio; (3) riesgo de liquidez; (4) riesgo de mercado (valor razonable); e (5) instrumentos de cobertura.

No obstante, en el ámbito de la gestión de riesgos los principales pronunciamientos del ASB se han realizado a través de los sucesivos documentos relativos al “*Operating and Financial Review*” (OFR), iniciados en 1993 y cuya última versión data de enero de 2006 (ASB, 2006). A estos efectos, se entiende por un OFR (ASB, 2005, pág. 14):

“una explicación narrativa, incluida en la información anual, de las principales tendencias y factores que afectan al desarrollo, desempeño y posición de la entidad durante el periodo cubierto por los estados financieros, y que pueden afectar al desarrollo futuro de la entidad, así como a su desempeño y posición” (traducción libre).

Estos documentos recomiendan que las empresas cotizadas presenten un resumen de gestión, de carácter voluntario, en el que se incluya la identificación de los principales riesgos e incertidumbres a los que se enfrenta la entidad, ordenados por líneas de negocio, junto con una descripción de los métodos de gestión aplicados y los resultados potenciales esperados. La definición de tales riesgos dependerá de la naturaleza del negocio de la empresa, e incluirá tanto las potenciales pérdidas como los posibles beneficios futuros.

¹⁰⁹ El ASB emite las normas FRS (“Financial Reporting Standards”), si bien ha incorporado las normas emitidas por el antiguo Accounting Standards Committee (ASC), denominadas SSAPS (“Statements of Standard Accounting Practice”).

Por lo que se refiere a la gestión específica de riesgos de empresas aseguradoras y, en particular, de compañías del ramo “vida”, en 2004 se publicó el documento “*Life Assurance*” (FRS 27), de aplicación a partir del 1 de Enero de 2005 (ASB, 2004b). Esta norma establece nuevas reglas para el cálculo de los requerimientos de capital, así como un nuevo estado contable obligatorio sobre la posición de capital de las aseguradoras “vida”. Se incluye igualmente la necesidad de proporcionar una mayor y mejor información sobre las garantías y opciones recogidas en los contratos y no contempladas contablemente limitando, por último, las metodologías de valoración aplicables por las empresas¹¹⁰.

Una de las instituciones más preocupadas por la revelación de información acerca de los riesgos de la empresa es el *Institute of Chartered Accountants in England and Wales* (ICAEW), cuyos esfuerzos han ido particularmente dirigidos a la elaboración de un documento propio sobre el riesgo empresarial.

En 1997 el ICAEW's Faculty of Business and Management publicó un documento titulado “*Business Risk Management*” (ICAEW, 1997), en el que se hacía referencia al proceso interno necesario para el establecimiento de un Estado de Riesgos específico, organizado en cuatro etapas (Tabla 1.37):

- Identificación y priorización de los principales factores de riesgo, su probabilidad de ocurrencia y relevancia para la empresa.
- Descripción de las acciones desarrolladas para la gestión de cada riesgo (seguros, instrumentos financieros de cobertura, cláusulas contractuales de garantía, controles para evitar la concentración excesiva, etc).
- Identificación de la forma de medición del riesgo en la empresa, exponiendo las medidas utilizadas y el control empleado.
- Diseño final y conclusión del estado para su publicación. A efectos de evitar litigios por el posible incumplimiento de la información provisional, se propone incluir un párrafo genérico en el que se especifique que los factores de riesgo enumerados no son los únicos posibles, y que existe la posibilidad de cambios debidos a sucesos, controlables y no controlables, acontecidos con posterioridad a la redacción del informe.

¹¹⁰ Previamente, el denominado “*Penrose Report*” había advertido al Ministerio de Economía británica de múltiples deficiencias en la contabilidad de las entidades aseguradoras, entre las que destacaban la opacidad de los estados contables producidos y la necesidad de conseguir una visión más realista de la posición financiera de las entidades tipo “vida”. Asimismo, la norma de 2004 pretende actualizar las prácticas contables de las aseguradoras británicas respecto a las nuevas normas NIC/NIIF y, en particular, a la NIIF 4 relativa a “*Contratos de Seguros*”.

Estado de Riesgos ("Statement of Business Risk")	Actividades	Recursos requeridos / Métodos empleados
Identificación y priorización de los principales riesgos	Identificar riesgos principales a partir de: - Posibilidad de ocurrencia - Significatividad 	- Revisión de los objetivos y estrategia de la empresa - Discusión dentro de la empresa - Listado comprensible de riesgos - Ranking de riesgos
Descripción de las acciones llevadas a cabo para la gestión de riesgos	Confirmar acciones llevadas a cabo sobre los riesgos identificados: - Transferencia - Aceptación - Acción de compartir - Implementación y controles 	- Considerar subcontratación - Evaluar las alianzas estratégicas - Considerar el empleo de derivados - Realizar un "benchmarking" de los controles llevados a cabo - Revisar las políticas de seguros
Identificación de la forma de medir el riesgo en la empresa	Clarificar el proceso de medición y monitorización de riesgos 	- Información contable - Medidas no financieras de desempeño - Investigación de mercado - Análisis de sensibilidad - Value at Risk (VaR)
Finalización del estado para su publicación	Referencias a otros elementos y cuentas del informe. Confirmación de no presencia de aspectos legales y comerciales sensibles	- Presentación formal ante el equipo directivo y el comité de auditoría

Fuente: Adaptado de ICAEW (1997; 1998) e IFAC (1999, pág. 39).

Elaboración de un Estado de Riesgos

Tabla 1.37

A partir de este documento, de carácter académico, en 1998 el ICAEW publicó el documento *"Financial Reporting of Risk: Proposals for a Statement of Business Risk"* (ICAEW, 1998), elaborado por el *Steering Group*, en el que se desarrollaba una propuesta para la elaboración de un Estado de Riesgos integral para las empresas cotizadas, que mejorara la información disponible en los mercados financieros, reduciendo el coste de capital¹¹¹, facilitando la toma de decisiones democrática de todos los sujetos, permitiendo una mejor gestión interna de riesgos e incrementando la protección de los inversores.

Dicho Estado de Riesgos se incluiría como un documento más de las Cuentas Anuales de la entidad, y debería recoger información relativa al proceso interno definido previamente, desarrollándose, para cada etapa:

1. *Identificación y priorización de los principales factores de riesgo.* Se contemplan todos los riesgos a los que está expuesta la entidad, de carácter interno y externo, financieros y no financieros, en consonancia con el *Business Risk Model™* desarrollado por Arthur Andersen. Por lo que respecta al establecimiento de prioridades de riesgo, se contempla el diseño de mapas de riesgo que relacionen la significatividad y la probabilidad de ocurrencia de cada acontecimiento.

¹¹¹ Por ejemplo, los ratings o calificaciones crediticias facilitan enormemente la negociación del coste de la deuda, pues a mayor riesgo asociado mayor coste de obtención de capital (ICAEW, 1998, pág. 6).

2. *Descripción de las acciones desarrolladas para la gestión de cada riesgo.* En este punto debe informarse de las acciones desarrolladas tanto en la gestión como en la modificación de riesgos (seguros, coberturas, subcontratación, etc.)
3. *Identificación de la forma de medición del riesgo en la empresa.* En este punto, debe informarse sobre los métodos empleados para la medición de los distintos riesgos, ya sean de carácter puramente contable (provisiones, ratios, calificaciones crediticias), de naturaleza no contable, análisis de sensibilidad, métodos VaR, etc.
4. *Finalización del estado para su publicación.* Se incluirán consideraciones legales, de auditoría, etc.

Por su parte, la información recogida en el estado debería cumplir las características de relevancia, comparabilidad, comprensibilidad, orientación hacia el futuro, claridad y economicidad, entre otras. Además, debería establecer relaciones con la información incluida en otros estados de las Cuentas Anuales relativa también a la gestión de riesgos en la entidad.

Por su parte, en 1998 el denominado *Hampel Committee* publicó el código conocido como "*Hampel Committee's Combined Code*", que modificó las obligaciones de presentación de información de las empresas cotizadas incluidas en los informes Cadbury y Greenbury sobre el gobierno corporativo, incrementando la importancia de la información relativa a la gestión de riesgos.

En respuesta a este documento, el ICAEW publicó en 1999 el denominado "*Turnbull report*", que trataba de establecer un marco conceptual para la identificación, evaluación y gestión de los riesgos más importantes a los que se enfrentaban las empresas. El objetivo de este informe era facilitar la aplicación del principio D2 del "Combined Code", que señala que "la dirección deberá mantener un sistema de control interno sano para salvaguardar la inversión de los accionistas y los activos de la compañía".

En 1999, el ICAEW publicó un nuevo documento bajo la denominación "*No Surprises. The Case for Better Reporting*", que recogía los esfuerzos realizados por cinco grandes compañías cotizadas en la Bolsa de Londres para la elaboración de un Estado sobre Riesgos Financieros¹¹². El informe concluía manifestando que la información suministrada sobre riesgos era sustancial pero incompleta, dado que apenas hacía referencia a determinadas categorías de riesgo (medioambiental, operacional), si bien había mejorado sustancialmente en los últimos años. Asimismo, exponía que las empresas mostraban gran parte de la información de riesgos en sus folletos, mientras que en las Cuentas Anuales aparecía información más reducida sobre los mismos.

Asimismo, en 2002 el ICAEW emitió dos nuevos documentos que, bajo los títulos de "*Working for better risk reporting*" (ICAEW, 2002a) y "*Risk management is now a core business process*" (ICAEW, 2002b), abordaban particularmente la problemática de los riesgos estratégico, operacional, financiero, de seguridad y medioambiental, tanto por lo que hacía referencia al entorno empresarial en general como a las medianas y

¹¹² Las compañías son: British Regional Air Lines Group Plc, City North Group Plc, Computacenter Plc-, Matalan Plc y Oxford GycoSciences Plc.

pequeñas empresas. Las conclusiones de estos documentos son similares a las del *Steering Report*, esto es, el desarrollo de un sistema interno de gestión en varias etapas, que a partir de la identificación y ranking de riesgos permita implementar controles adecuados y mejorar el desempeño de la entidad.

En 2004, el ICAEW y The Risk Advisory Group publicaron una encuesta realizada a las 500 mayores empresas del Reino Unido, relativa a la percepción de las principales causas de riesgo. Entre otras, destaca la importancia observada para los riesgos reputacional, financiero, operacional y de mercado (ICAEW y THE RISK ADVISORY GROUP, 2004).

Asimismo, cabe hacer referencia a las medidas adoptadas directamente por el gobierno británico y, en particular, por el *HM Treasury*, entre las que destaca el documento sobre riesgo de fraude emitido en 1997, bajo el título “*Managing the Risk of Fraud*”, donde se diseña un modelo de gestión interna de riesgos (HM TREASURY, 2005).

Esta misma institución emitió en 2001 el documento “*Management of Risk: A Strategic Overview*” (HM TREASURY, 2001), en el que se contempla la gestión de incertidumbres que pueden dar lugar a posibles beneficios y pérdidas futuras, a través del denominado “*ciclo estratégico de gestión de riesgos*”. Entre otros, se consideran los riesgos de mercado, operacional, político, legal, medioambiental, etc., para los que se contemplan actuaciones basadas en transferencia, mitigación y tolerancia de riesgos, entre otras.

Finalmente, otros organismos del Reino Unido que han tratado el tema de la revelación de información relativa a riesgos son *The Institute of Risk Management (IRM)*, *The Association of Insurance and Risk Managers (AIRMIC)*, *The National Forum for Risk Management in the Public Sector (ALARM)* (AIRMIC et al., 2002), o el grupo *DEMOS* (POWER, 2004).

1.3.4.4. Organismos contables nacionales: Otras normativas no españolas

Si bien previamente se ha hecho referencia a los principales organismos emisores de normas contables en materia de riesgos financieros, existen otras instituciones que también han realizado importantes esfuerzos en esta materia. Entre ellas, pueden destacarse las siguientes:

➤ Canadá

En 1997 the Conference Board of Canada publicó el documento titulado “*A Conceptual Framework for Integrated Risk Management*”, en el que se proporcionaba un marco general para la gestión de riesgos a través de un modelo “de arriba-abajo” (“top-down”).

En 1998 el Canadian Institute of Chartered Accountants (CICA) emitió el documento “*Learning about risk: Choices, connections and competencies*”, en el que se analizaba la naturaleza de los riesgos en la empresa y se proponían distintos modelos de identificación y medición.

Finalmente, los requerimientos de información que se precisan para cotizar en la Bolsa de Toronto incluyen la identificación de las prácticas de gestión de riesgos como una de las principales responsabilidades del equipo directivo de la entidad.

➤ Países Bajos

En Holanda la Comisión para el Gobierno Corporativo ("*Dutch Commission on Corporate Governance*") ha elaborado el informe "*Corporate Governance in the Netherlands, Forty Recommendations*", que incluye requerimientos informativos sobre la estrategia de la organización y sus riesgos asociados, así como la evaluación de los sistemas de control internos implementados por las entidades.

➤ Francia

En 1995, la Asociación Francesa de Empresas Privadas publicó el informe "*Le Conseil d'Administration des Sociétés Cotées*", conocido como "*Informe Viénot*" (actualizado en 1999), en el que se contemplaba la necesidad de establecer procesos de gestión de riesgos que garantizaran la continuidad y prosperidad de la empresa.

➤ Alemania

Como parte de la ley sobre control corporativo y transparencia "*Kon TraG*" de 1998, se ha emitido una norma conforme a la cual debe incluirse información relativa a riesgos futuros dentro del informe de dirección que acompaña a los estados financieros anuales (289 I y 315 I HGB). Asimismo, los auditores de la empresa deben declarar que el informe de la dirección refleja la imagen fiel de los riesgos asociados a acontecimientos futuros. Esta información puede incluirse en una sección específica o bien integrarse en otras partes de las Cuentas Anuales. Asimismo, existe un borrador relativo a la introducción de un informe específico de riesgo (D-GAS 5, de noviembre de 2000), que sería obligatorio para los grupos de sociedades, incluyendo información sobre los sistemas de gestión de riesgos utilizados y las categorías de riesgo analizadas.

➤ Australia y Nueva Zelanda

En 1995, al amparo de la *Corporations Law Reform Act*, la *Australia Stock Exchange* (ASX) introdujo una nueva lista de obligaciones a cumplir por parte de las empresas cotizadas, entre las que se incluye la identificación, por parte del equipo directivo de la firma, de las principales áreas de riesgo de la empresa y de las medidas puestas en práctica para su gestión. No obstante, BROWN *et al* (1999) apenas han encontrado evidencia de que la reforma haya reducido la asimetría de información entre las empresas, mientras que POSKITT (2005) observa que el mayor volumen de información no ha afectado a la toma de decisiones del mercado.

También en 1995, las organizaciones *Standards Australia* y *Standards New Zealand* publicaron la norma 4360:1995, titulada "*Risk Management*", que establece líneas generales para la identificación análisis, evaluación, tratamiento y monitorización de riesgos.

1.3.4.5. Regulación española: Las recomendaciones del Libro Blanco del ICAC y desarrollos posteriores

Ante la reforma contable de la Unión Europea iniciada en 1995, el Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas de España (ICAC) llevó a cabo distintos estudios

sobre las Normas Internacionales de Contabilidad, no detectando incompatibilidades sustanciales con la normativa contable vigente.

Uno de estos estudios es el llamado “Informe del Comité Olivencia”, de 1998, relativo al control interno y gobierno corporativo, de carácter voluntario. En él se incluyen, entre las responsabilidades del consejo de administración de la empresa, la identificación de los principales riesgos de la sociedad y la implantación y seguimiento de los sistemas de control interno y de información adecuados.

Los diversos análisis se concretaron en Marzo de 2000 con la publicación del “Informe provisional sobre el análisis comparativo de la normativa contable general española con las normas del IASC” (BOICAC nº 41), donde se recoge que, si bien con carácter general los criterios recogidos en la regulación contable española presentan una gran similitud con los establecidos en la normativa internacional, existen ciertas discrepancias y lagunas que deben solucionarse sin demora para alcanzar el objetivo fijado a nivel europeo, en aspectos como: la introducción del valor razonable, las diferencias de cambio en moneda distinta del euro, los errores en el tratamiento contable, la consolidación de filiales con actividades muy distintas, los costes de reestructuración y determinados aspectos formales en torno a las NIIF.

Al objeto de solventar estos problemas, en el año 2001 se constituyó, por Orden comunicada del Ministerio de Economía (16-Marzo-2001), una Comisión de Expertos integrada por profesionales de gran renombre, y presidida por el catedrático de la Universidad de Alcalá Dr. D. José Antonio Gonzalo Angulo, con la misión de elaborar un Informe sobre la Situación Actual de la Contabilidad en España y Líneas Básicas para Abordar su Reforma.

Este documento, también conocido como Libro Blanco, fue aprobado por el pleno de la Comisión de Expertos con fecha de 26 de Junio de 2002 y publicado por el ICAC en Septiembre de 2002. Dicho libro contiene las directrices para la implantación de las NICs en España, incluyendo las recomendaciones del pleno de la Comisión de Expertos, clasificadas en tres categorías fundamentales:

- ✚ Recomendaciones de *carácter general*, en las que se trata de delimitar el camino a seguir en un futuro próximo, en relación con la estrategia europea previamente comentada.
- ✚ Recomendaciones de *orden técnico*, en las que se proponen soluciones para determinados problemas surgidos en los últimos años, ante los que el Plan General de Contabilidad ha quedado obsoleto, bien porque las soluciones contempladas en él no son las adecuadas o porque se trata de operaciones inéditas no contempladas en éste.
- ✚ Recomendaciones de *carácter institucional*, para proponer un conjunto de cambios que lleven a la consecución de un sistema contable más flexible, participativo y acorde con las mayores exigencias de calidad y relevancia de la información contable, manteniendo también el objetivo tradicional de protección de los intereses de accionistas y acreedores.

Por lo que respecta al tratamiento de los riesgos financieros de las empresas, el Libro Blanco reconoce la importancia, no sólo de la adopción de un código de buen gobierno sino de la transparencia informativa que debe acompañarle. Por ello,

considera que las empresas cotizadas deben aportar obligatoriamente información en el Informe de Gestión sobre las reglas de conducta de su gestión directiva y sobre su sistema de gobierno corporativo. Por su parte, las empresas no cotizadas podrían incluir también esta información de forma voluntaria. Además, se amplía la información a incluir en la Memoria, como se analiza a continuación.

Por otra parte, el Libro Blanco establece que:

“la información sobre riesgos en el modelo que salga de la reforma contable debería inspirarse en las propuestas que hoy circulan en el panorama internacional y que postulan los organismos reguladores de mayor influencia” (ICAC, 2002, pág. 159).

❶ Información sobre riesgos a presentar por la generalidad de las empresas

Debido a la creciente importancia que la gestión de riesgos, especialmente los de tipo financiero, tiene en la gestión empresarial y en la toma de las decisiones de los usuarios (que precisan comparar la rentabilidad obtenida en su inversión con el riesgo a ella asociado), se considera que la información sobre el importe y la composición del resultado empresarial incluida en la Cuenta de Pérdidas y Ganancias resulta insuficiente para obtener una visión adecuada acerca del riesgo asumido por las entidades.

Ante esta situación, el Libro Blanco propone dos alternativas para la inclusión en las Cuentas Anuales de datos específicos sobre riesgos empresariales:

- La incorporación al modelo informativo anual de las Cuentas Anuales de la información relevante para la valoración del riesgo empresarial. Esto supondría la inclusión en la Memoria de una serie de indicadores concretos sobre los distintos riesgos que afectan a la actividad empresarial (tecnológicos, comerciales, laborales, financieros, fiscales, medioambientales, etc). Asimismo, el Informe de Gestión informaría sobre la política de gestión del riesgo de la empresa, incluyendo las características esenciales de los riesgos generales y específicos a los que están expuestos los negocios y, en particular, los riesgos relativos a los instrumentos derivados y otros riesgos relevantes de carácter financiero o no (LAFFARGA BRIONES y RUIZ ALBERT, 2003).
- La elaboración de un nuevo documento o estado contable que incluya la información sobre el riesgo de obtención de la renta empresarial (Estado de Riesgos Empresariales), de forma que la información sobre el riesgo sea objeto de un tratamiento completo, ordenado y sistemático.

Mientras que la primera alternativa es de más sencilla aplicación, la segunda supondría un cambio importante en los modelos informativos actuales, por lo que la Comisión de Expertos no se decanta por ninguna de ellas, dejando la decisión final al emisor de normas contables.

No obstante, sí se señala que la información sobre riesgos empresariales debería incluir un conjunto de datos, indicadores, etc. debidamente sistematizados a efectos de presentación de la información, con un grado de desarrollo acorde con el tamaño del sujeto informante, y describir los riesgos concretos y las actuaciones llevadas a cabo en el ejercicio. En particular, se debería distinguir entre (VALLVERDÚ CALLAFELL y SOMOZA LÓPEZ, 2004):

- Información sobre política de riesgos, que se encuadraría dentro del Informe de Gestión.
- Información sobre descripción de los riesgos concretos y las actuaciones llevadas a cabo en el ejercicio, que se encuadraría dentro de las Cuentas Anuales.

Con posterioridad a la aprobación del Libro Blanco ha aparecido la Ley 62/2003, para los grupos de sociedades y sociedades anónimas, que regula parte de las recomendaciones previas en materia de riesgos. En particular, el artículo 106 de esta Ley modifica el artículo 49 del Código de Comercio, apartado 1, como sigue:

“El Informe de Gestión consolidado deberá contener la exposición fiel sobre la evolución de los negocios y la situación del conjunto de las sociedades incluidas en la consolidación, junto con una descripción de los *principales riesgos e incertidumbres* a los que se enfrenta (...) En la medida necesaria para la comprensión de la evolución, los resultados o la situación de la empresa, este análisis *incluirá tanto indicadores clave de los resultados financieros como, cuando proceda, no financieros*, que sean pertinentes respecto de la actividad empresarial concreta, con inclusión de información sobre cuestiones relativas al medio ambiente y al personal (...)”.

Asimismo, también se ha modificado el artículo 202, apartado 1, del Texto Refundido de la Ley de Sociedades Anónimas:

“El Informe de Gestión habrá de contener una exposición fiel sobre la evolución de los negocios y la situación de la sociedad, junto con una descripción de los *principales riesgos e incertidumbres* a los que se enfrenta (...) En la medida necesaria para la comprensión de la evolución, los resultados o la situación de la sociedad, este análisis *incluirá tanto indicadores clave de resultados financieros como, cuando proceda, no financieros*, que sean pertinentes respecto de la actividad empresarial concreta, incluida información sobre cuestiones relativa al medio ambiente y al personal. Se exceptúa de la obligación de incluir información de carácter no financiero a las sociedades que puedan presentar Cuenta de Pérdidas y Ganancias abreviada. Al proporcionar este análisis, el Informe anual de Gestión *incluirá, si procede, referencias y explicaciones complementarias sobre los importes detallados en las Cuentas Anuales*”.

De esta forma, el texto señalado en cursiva permite destacar los principales aspectos que afectan tanto a los grupos de empresas como a las sociedades anónimas (VALLVERDÚ CALAFELL y SOMOZA LÓPEZ, 2004):

- La obligación de incluir en el Informe de Gestión información relativa a riesgos empresariales. Si bien no se detalla la naturaleza de tales riesgos, sí se explicita que serán aquellos generados por la propia actividad.
- La inclusión de indicadores clave, financieros y no financieros, lo que deja abierta la posibilidad de emitir algún Estado de Riesgos Empresariales.
- La concordancia de los datos con lo manifestado en las Cuentas Anuales, lo que implica directamente la necesaria verificación por parte de un auditor de que lo que allí se informa como riesgos sea concordante con el resto de información financiera.

2 Información sobre riesgos a presentar por empresas cotizadas en bolsa

La importancia económica y financiera de las empresas cotizadas en bolsa ha llevado al desarrollo concreto de los riesgos que deben asumir y gestionar estas empresas, entre los que destacan los de naturaleza financiera. En particular se considerarán las recomendaciones recogidas en los siguientes documentos (ICAC, 2002, págs. 199-201):

- Directiva 2001/65/CE: las empresas cuyas operaciones con instrumentos financieros resulten relevantes para valorar sus activos, pasivos, situación financiera y resultados, deben desglosar los objetivos y políticas de gestión del riesgo financiero, así como su exposición al riesgo de precio, riesgo de crédito, riesgo de liquidez y riesgo de flujos de caja.
- Recomendación 2000/408/CE de la Comisión Europea: las entidades de crédito (y en su caso, el resto de empresas que hagan uso de instrumentos derivados) deberían incluir en las Cuentas Anuales individuales y consolidadas los desgloses necesarios, sobre instrumentos financieros y similares, para una comprensión adecuada de los riesgos asumidos y de las políticas y sistemas de gestión vinculados a las operaciones con instrumentos financieros.
- NIC 32 “Instrumentos Financieros: Presentación e Información a Revelar” y NIC 39 “Instrumentos Financieros: Reconocimiento y Medición”: las empresas incluirán en sus Cuentas Anuales desgloses de información relativos a los instrumentos y riesgos financieros.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea: las entidades financieras se someterán a los requisitos establecidos en el Tercer Pilar del Nuevo Acuerdo de 2004, sobre disciplina de mercado, en cuanto a los requisitos de información sobre estructura de capital, exposición y evaluación de riesgos. Asimismo, las entidades financieras deberán publicar información sobre la naturaleza, componentes y características de su estructura de capital y niveles de solvencia, así como otras informaciones sobre estrategias, objetivos y prácticas de evaluación y control de los riesgos claves de su actividad financiera.
- “Fisher Report” del G-10: las empresas afectadas (banca, seguros, valores) deberán suministrar información sobre los riesgos asumidos al cierre del ejercicio y sobre la exposición máxima, mínima y media registrada a lo largo del ejercicio, utilizando magnitudes relacionadas con el “valor ajustado al riesgo” (VaR).

En este sentido, de acuerdo con el Real Decreto 2590/1998 sobre modificaciones del régimen jurídico de los mercados de valores, así como el artículo final de la Orden Ministerial de 12 de Julio de 1999, la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV) tiene la potestad para regular el contenido de los folletos informativos por los bancos y entidades aseguradoras; esta potestad se ha utilizado, principalmente, respecto a aspectos relacionados con la descripción del negocio, prácticas de gestión, análisis de las condiciones de financiación y resultados de las operaciones, así como los riesgos inherentes al negocio. Así, en el “folleto de emisión” que acompaña a las ofertas públicas de valores negociables en España, presentado ante la CNMV, se debe incluir información sobre los factores más significativos que influyen en la evolución de las

ventas, costes, márgenes de resultados, inversiones y estructura financiera, de forma que cada uno de los principales riesgos a que están expuestas las actividades de las entidades se definan de forma comprensible para los inversores.

Posteriormente al Libro Blanco, la Ley 26/2003 ha establecido una serie de medidas para reforzar la transparencia de las entidades cotizadas en los mercados financieros, que incluyen menciones expresas a la gestión del riesgo de crédito. Así, el artículo 16, dedicado al *Informe anual de Gobierno Corporativo*, señala como contenido mínimo de dicho documento el siguiente (de obligatorio cumplimiento a partir del ejercicio 2004, inclusive)¹¹³:

- Estructura de propiedad de la sociedad.
- Estructura de la administración de la sociedad.
- Operaciones vinculadas de la sociedad con sus accionistas y sus administradores y cargos directivos, así como operaciones intragrupo.
- Sistemas de control de riesgos.
- Funcionamiento de la Junta General de Accionistas.
- Grado de seguimiento de las recomendaciones de gobierno corporativo.

La CNMV será la encargada de controlar el cumplimiento de las reglas de gobierno corporativo, tanto por lo que se refiere al cumplimiento en sí mismo como a la existencia de omisiones y datos engañosos.

Posteriormente, la Circular 1/2004 de la CNMV ha detallado la estructura de la información a incluir en cada apartado que, en el caso de los sistemas de control de riesgos, está integrada por los siguientes puntos:

- ✓ Descripción general de la política de riesgos de la sociedad y/o su grupo, detallando y evaluando los riesgos cubiertos por el sistema, junto con la justificación de la adecuación de dichos sistemas al perfil de cada tipo de riesgos.
- ✓ Sistemas de control establecidos para evaluar, mitigar o reducir los principales riesgos de la sociedad y su grupo.
- ✓ En el supuesto que se hubiesen materializado algunos de los riesgos que afectan a la sociedad y/o a su grupo, circunstancias que los han motivado y si han funcionado los sistemas de control establecidos.
- ✓ Si existe alguna comisión u otro órgano de gobierno encargado de establecer y supervisar estos dispositivos de control y detalle de sus funciones.
- ✓ Identificación y descripción de los procesos de cumplimiento de las distintas regulaciones que afectan a la sociedad y/o al grupo.

¹¹³ El deber de presentar este informe afecta también a las cajas de ahorro que emitan valores admitidos a negociación en mercados oficiales de valores.

1.3.5. Regulaciones contables sobre riesgos bancarios y financieros

1.3.5.1. Recomendaciones de Basilea II en el ámbito contable

Si bien es cierto que el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea no es una institución dedicada a la elaboración de normas contables, el impacto que las políticas contables tienen para la gestión del riesgo de crédito ha llevado al desarrollo de diferentes documentos en este ámbito. Así, como señala el documento “*Sound Practices for Loan Accounting and Disclosure*” (CSBB, 1999d, pfs. 16-17):

“Las prácticas contables adecuadas para un banco (...) constituyen una parte esencial para conseguir un proceso de gestión del riesgo de crédito efectivo y solvente. La experiencia indica que la causa más común de quiebras bancarias es, con mucho, la mala calidad del crédito de la entidad y la debilidad de los sistemas de gestión del riesgo de crédito (...). Desde una perspectiva de solvencia y seguridad, por consiguiente, es importante que los supervisores establezcan que los principios de contabilidad usados por los bancos reflejen medidas prudentes y realistas de sus activos, pasivos, netos, derivados, compromisos fuera de Balance, y beneficios y pérdidas. La presencia de requisitos adecuados de capital proporciona cierto colchón contra las pérdidas derivadas de los préstamos bancarios, pero si las políticas de contabilidad subyacentes son débiles, la situación de capital real de la entidad puede ser muy diferente a la requerida” (traducción libre, adaptado).

Para el desarrollo de estas recomendaciones, el Comité ha trabajado estrechamente con el principal emisor de normas contables a nivel internacional, el *International Accounting Standard Board* (IASB), así como con determinadas normas nacionales relativas a la publicidad de información económico-financiera. Igualmente, se han considerado las recomendaciones realizadas por distintas instituciones mundiales, como los Ministros de Economía del G7, los gobernadores de los bancos centrales del G10, el Fondo Monetario Internacional (FMI) o el Banco Mundial respecto a la necesidad de conseguir una armonización contable en materia de gestión de riesgos.

Entre los principales documentados contables elaborados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, destacan particularmente dos, relacionados estrechamente entre sí y relativos a las normas NIC/NIIF (Tabla 1.38):

- El documento “*Sound Practices for Loan Accounting and Disclosure*”(CSBB, 1999d), y sus documentos de apoyo (CSBB, 1999a; 1999b; 1999c; 2000a): El objetivo de este documento es facilitar la adecuada supervisión bancaria y la disciplina de mercado en el ámbito financiero, particularmente por lo que hace referencia a los préstamos bancarios. Para ello, se establece una lista de 26 “prácticas fiables” o LAPs, relativas a cuatro grandes aspectos: (1) fundamentos de una contabilidad fiable; (2) contabilidad para préstamos bancarios (reconocimiento, medida, tratamiento de impagados, provisiones, reconocimiento de ingresos); (3) revelación de información pública (políticas y prácticas contables, gestión del riesgo de crédito, exposición al riesgo de crédito, calidad del crédito); y (4) rol de las autoridades supervisoras.

- El documento “Best Practices for Credit Risk Disclosure” (CSBB, 2000a) y su versión previa (CSBB, 1999a), que desarrollan el documento “Enhancing Bank Transparency” (CSBB, 1988): Incluye un conjunto de recomendaciones sobre publicidad de la información económica-financiera, que desarrolla el tercer conjunto de medidas contenido en CSBB (1999d). A su vez, estas recomendaciones se organizan en cinco componentes básicos: (1) políticas y prácticas contables respecto a la gestión del riesgo de crédito; (2) gestión del riesgo de crédito; (3) exposición al riesgo de crédito; (4) calidad del crédito; y (5) ganancias.

Recomendaciones incluidas en CSBB (2000a)	Recomendaciones incluidas en CSBB (1999d)	International Accounting Standards (IAS)
1. La información contenida en los estados financieros anuales de los bancos debe adaptarse al tamaño y naturaleza de las operaciones del banco de acuerdo con el concepto de materialidad.	LAP 12	IAS 1.29, IAS 30, Marco Conceptual
2. El banco debe revelar información sobre las políticas contables, prácticas y métodos que emplea para contabilizar sus exposiciones al riesgo de crédito.	Similar a LAP 13, aunque con un mayor alcance	IAS 1.97, IAS 30.43, IAS 32.47
3. Un banco debe revelar información sobre las políticas contables y los métodos que emplea para determinar las provisiones generales y específicas, especificando las asunciones realizadas en este punto.	LAP 14	IAS 1.97, IAS 30.43, IAS 32.47
4. Un banco debe revelar información cualitativa sobre la naturaleza del riesgo de crédito asociado a sus actividades, y describir el impacto del riesgo en dichas actividades.		
5. Un banco debe revelar información sobre la gestión, estructura y organización de su departamento de gestión del riesgo de crédito.	Desarrollo de ciertos elementos de LAP 15	
6. Un banco debe revelar información cualitativa sobre sus prácticas y políticas de gestión del riesgo de crédito.	LAP 15	
7. Un banco debe revelar información sobre las técnicas y métodos que utiliza para gestionar sus obligaciones de cobro y derechos impagados.		IAS 32.43a (modificado en IAS 39)
8. Un banco debe proporcionar información sobre el empleo de modelos de credit scoring y modelos para la medida del riesgo de crédito de carteras.		
9. Un banco debe elaborar Balances sobre exposiciones al riesgo de crédito, incluyendo la exposición actual y, donde sea aplicable, las exposiciones futuras (ordenadas por las principales categorías)		
10. Un banco debe revelar información sobre sus exposiciones al riesgo de crédito para las principales categorías de las contrapartes.		Mayor desarrollo en comparación con IAS 32.66
11. Un banco debe revelar información sobre sus exposiciones al riesgo de crédito por líneas de negocio.	Similar a LAP 16, aunque con un mayor alcance	
12. Un banco debe revelar información sobre sus exposiciones al riesgo de crédito por áreas geográficas.	Similar a LAP 17, aunque con un mayor alcance	IAS 14

Fuente: CSBB (2000a), págs. 320-21. Traducción libre

Comparación entre recomendaciones para la revelación de información contable sobre el riesgo de crédito
Tabla 1.38 (I)

Recomendaciones incluidas en CSBB (2000a)	Recomendaciones incluidas en CSBB (1999d)	International Accounting Standards (IAS)
13. Un banco debe revelar información sobre concentraciones significativas de riesgo de crédito.	LAP 18	IAS 32.66b, IAS 30.44
14. Un banco debe informar sobre el efecto de las técnicas utilizadas para mitigar el riesgo de crédito, incluyendo colaterales, garantías, seguros de créditos y otros acuerdos.		
15. Un banco debe proporcionar información cuantitativa y cualitativa sobre el uso de derivados de crédito y otros instrumentos de relocalización del riesgo de crédito.		
16. Un banco debe proporcionar información cuantitativa y cualitativa sobre sus actividades de titulización.		IAS 39.170d
17. Un banco debe proporcionar información resumida sobre sus obligaciones contractuales con respecto a acuerdos respecto a sus activos, y sobre las pérdidas esperadas para tales acuerdos.	LAP 19	IAS 30.26, IAS 37.86
18. Un banco debe proporcionar información resumida sobre su proceso interno de calificación y los ratings internos asignados a sus exposiciones de crédito.		
19. Un banco debe revelar cuales son sus exposiciones totales al riesgo de crédito, ordenadas por principales categorías de activos, informando sobre cuentas impagadas de cada categoría.	Incluye elementos de LAP 20 y LAP 21, aunque con un mayor alcance	
20. Un banco debe revelar el importe de sus provisiones generales y específicas; cuando sea posible, se proporcionará información detallada para las principales categorías de activos.	Incluye elementos de LAP 20, aunque con un mayor alcance	Mayor desarrollo en comparación con IAS 30.43c
21. Un banco debe proporcionar un resumen de cambios en las provisiones para créditos impagados.	Similar a LAP 22, aunque con un mayor alcance	IAS 30.43b
22. Un banco debe informar sobre aquellas exposiciones al riesgo de crédito en las que el devengo de intereses y otros rendimientos contractuales han cesado debido al deterioro de la calidad del crédito.	Similar a LAP 23, aunque con un mayor alcance	IAS 30.43d
23. Un banco debe revelar información resumida sobre las exposiciones al riesgo de crédito que se han reestructurado durante el ejercicio.	Similar a LAP 24, aunque con un mayor alcance	IAS 1.75, IAS 30.10
24. Un banco debe proporcionar información sobre los ingresos, beneficio neto y rentabilidad de los activos (ROA).		

Fuente: CSBB (2000a), págs. 320-21. Traducción libre

Comparación entre recomendaciones para la revelación de información contable sobre el riesgo de crédito
Tabla 1.38 (y II)

1.3.5.2. Circular 4/2004 del Banco de España sobre normas contables y Circular 3/2005 sobre determinación y control de los recursos propios mínimos

La nueva Circular 4/2004 del Banco de España, de 22 de diciembre¹¹⁴, tiene por objeto la modificación del régimen contable de las entidades de crédito españolas, con el fin de adaptarlo al nuevo entorno contable derivado de la adopción de las Normas

¹¹⁴ Este documento sustituye a la anterior Circular 4/1991, de 14 de junio, sobre Normas de Contabilidad y Modelos de Estados Financieros, conocida como la 4/1991, modificada a su vez por la Circular 9/1999, de 17 de Diciembre.

NIC/NIIF, conforme a lo establecido en el Reglamento 1606/2002, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 19 de julio de 2002¹¹⁵.

No obstante, la nueva Circular supone una extensión de las NIIF más allá del ámbito del Reglamento, al incorporar aspectos relativos a los estados financieros individuales¹¹⁶ o cuestiones relacionadas con el ejercicio de las competencias del Banco de España (Tabla 1.39).

Entre las principales novedades en materia contable cabe destacar cuatro aspectos básicos, dos de ellos de carácter general y otros dos más específicos:

a) *Cambios de carácter general*: Entre los que pueden comentarse:

- El mayor protagonismo de la gestión en la fijación de la política contable de la empresa. Así, la mayor flexibilidad contable que otorgan las NICs se corresponde con una mayor responsabilidad interna a la hora de fijar la política contable, frente al rígido modelo contable español tradicional.
- El incremento de la transparencia, referida no sólo a los contenidos de la nueva Circular sino al de las NIIF en su conjunto. La mayor transparencia exige de nuevo una mayor responsabilidad por parte de los gestores, que serán responsables de explicar la política contable de la entidad, y de complementarla con informaciones puntuales.

b) *Cambios de carácter específico*:

- La contabilización en materia de titulizaciones experimenta un gran cambio; así, mientras que en la Circular 4/91 la regla era dar de baja del Balance los activos asociados con la titulización, la normativa NIIF sólo permite la baja en Balance de titulizaciones en las que existe una transferencia efectiva del riesgo.
- Respecto a la aplicación del valor razonable en el marco de la nueva Circular, el objetivo perseguido es favorecer su uso siempre que facilite una correcta gestión del riesgo por parte de las entidades, limitando su aplicación cuando sea poco fiable, como en el caso de activos sin un mercado líquido y profundo.

¹¹⁵ Y posteriores modificaciones, como las establecidas en los Reglamentos nº 1725/2003 y Reglamento nº 2086/2004. Hasta la aprobación de la Circular 4/2004 del Banco de España, los aspectos contemplados en el Reglamento 1606/2002 y analizados en el Libro Blanco del ICAC sólo se habían traducido en modificaciones muy concretas del Código de Comercio y del Texto Refundido de la Ley de Sociedades Anónimas, introducidas por la Ley 62/2003, de 30 de Diciembre, de medidas fiscales, administrativas y del orden social (CORONA ROMERO y GARCÍA MARTÍNEZ, 2005).

¹¹⁶ En particular, se contemplan una serie de ajustes que mitigan el uso de “dobles criterios”, ya que el Reglamento 1606/2002 no menciona el uso de la normativa NIC/NIIF para las cuentas individuales de los grupos cotizados en bolsas europeas (MARÍN HERNÁNDEZ y MARTÍNEZ GARCÍA, 2004).

CIRCULAR 4/2004 DEL BANCO DE ESPAÑA			
Norma 1ª	Ámbito de aplicación		
TÍTULO I			
CAPÍTULO INTRODUCTORIO			
Norma 2ª	Cuentas Anuales individuales	Norma 3ª	Cuentas Anuales consolidadas
Norma 4ª	Otra información pública individual	Norma 5ª	Otra información pública consolidada
CAPÍTULO PRIMERO: CONTENIDO DE LAS CUENTAS ANUALES Y POLÍTICA CONTABLE			
Norma 6ª	Contenido de las Cuentas Anuales	Norma 7ª	Características de la información
Norma 8ª	Criterios contables	Norma 9ª	Elementos de las Cuentas Anuales
CAPÍTULO SEGUNDO: CRITERIOS DE RECONOCIMIENTO Y VALORACIÓN			
Sección Primera: Criterios Generales			
Norma 10ª	Hipótesis fundamentales	Norma 11ª	Criterios generales de reconocimiento
Norma 12ª	Criterios generales de valoración	Norma 13ª	Otras cuestiones relacionadas con la valoración
Norma 14ª	Consideraciones resp. del valor razonable	Norma 15ª	Hechos posteriores a la fecha de Balance
Norma 16ª	Compensación de saldos	Norma 17ª	Reconocimiento de los ingresos
Norma 18ª	Operaciones en moneda extranjera	Norma 19ª	Errores y cambios en las estimaciones contables
Sección Segunda: Instrumentos Financieros			
Norma 20ª	Definición de los instrumentos financieros	Norma 21ª	Emisión de instrumentos financieros
Norma 22ª	Reconocimiento, clasificación y valoración de los instrumentos financieros	Norma 23ª	Baja del Balance de los activos financieros
Norma 24ª	Baja del Balance de los pasivos financieros	Norma 25ª	Garantías financieras
Sección Tercera: Activos No Financieros			
Norma 26ª	Activos Materiales	Norma 27ª	Existencias
Norma 28ª	Activos Intangibles		
Sección Cuarta: Deterioro del Valor de los Activos			
Norma 29ª	Deterioro de valor de los activos financieros	Norma 30ª	Deterioro de valor de otros activos
Sección Quinta: Cobertura Contable			
Norma 31ª	Coberturas contables	Norma 32ª	Cobertura del riesgo de tipo de interés de una cartera de instrumentos financieros
Sección Sexta: Otros Criterios			
Norma 33ª	Arrendamientos	Norma 34ª	Activos no corrientes en venta y operaciones en interrupción
Norma 35ª	Gastos de personal	Norma 36ª	Remuneraciones al personal basadas en instrumentos de capital
Norma 37ª	Otras provisiones y contingencias	Norma 38ª	Comisiones
Norma 39ª	Permutas de activos	Norma 40ª	Contratos de seguro
Norma 41ª	Fondos y obra social	Norma 42ª	Impuesto sobre los beneficios
CAPÍTULO TERCERO: COMBINACIÓN DE NEGOCIOS Y CONSOLIDACIÓN			
Sección Primera: Combinación de Negocios			
Norma 43ª	Combinaciones de negocios	Norma 44ª	Negocios conjuntos
Sección Segunda: Sucursales			
Norma 45ª	Integración de sucursales		
Sección Tercera: Consolidación			
Norma 46ª	Criterios generales de consolidación	Norma 47ª	Método de integración global
Norma 48ª	Método de integración proporcional	Norma 49ª	Método de la participación
Norma 50ª	Consolidación de grupos de coordinación	Norma 51ª	Negocios en el extranjero
Norma 52ª	Negocios en economías con altas tasas de inflación		

Estructura de la Circular 4/2004 del Banco de España
Tabla 1.39 (I)

CIRCULAR 4/2004 DEL BANCO DE ESPAÑA			
CAPÍTULO CUARTO: CONTENIDO DE LOS ESTADOS FINANCIEROS			
Sección Primera: Balance			
Norma 53ª	Activo	Norma 54ª	Pasivo
Norma 55ª	Patrimonio neto		
Sección Segunda: Cuenta de Pérdidas y Ganancias			
Norma 56ª	Cuenta de Pérdidas y Ganancias		
Sección Tercera: Estado de Cambios en el Patrimonio Neto			
Norma 57ª	Estado de Cambios en el Patrimonio Neto		
Sección Cuarta: Estado de Flujos de Efectivo			
Norma 58ª	Estado de Flujos de Efectivo		
Sección Quinta: Memoria			
Norma 59ª	Contenido de la Memoria	Norma 60ª	Memoria de las cuentas individuales
Norma 61ª	Memoria de las cuentas consolidadas	Norma 62ª	Partes vinculadas
TÍTULO II			
CAPÍTULO INTRODUCTORIO			
Norma 63ª	Estados financieros reservados		
CAPÍTULO PRIMERO: CRITERIOS DE ELABORACIÓN			
Norma 64ª	Criterios de reconocimiento, valoración y presentación	Norma 65ª	Cuentas de orden
Norma 66ª	Sectorización de saldos personales según titulares		
CAPÍTULO SEGUNDO: ESTADOS RESERVADOS A REMITIR AL BANCO DE ESPAÑA			
Norma 67ª	Estados reservados individuales de las entidades de depósito	Norma 68ª	Estados reservados de los establecimientos financieros de crédito
Norma 69ª	Estados reservados de los grupos consolidables de entidades de crédito	Norma 70ª	Estados reservados de información sectorial de los grupos de entidades de crédito
Norma 71ª	Estados reservados relativos a los requerimientos estadísticos de la Unión Económica y Monetaria		
TÍTULO III			
Norma 72ª	Desarrollo contable interno y control de gestión	Norma 73ª	Registro de avales, apoderamientos y procedimientos
NORMAS FINALES			
Disposición Adicional Primera	Presentación de estados y otra información en el Banco de España		
Disposición Adicional Segunda	Consultas, indicaciones y correlaciones		
Disposición Transitoria Primera	Aplicación por primera vez de esta Circular a los estados financieros anuales		
Disposición Transitoria Segunda	Aplicación por primera vez de esta Circular a otros estados públicos		
Disposición Transitoria Tercera	Envío de estados al Banco de España durante el año 2005		
Disposición Derogatoria	Derogación de la normativa vigente		
Disposición Final Única	Entrada en vigor		
ANEJOS			
Anejo I	Estados públicos individuales de entidades de crédito		
Anejo II	Estados públicos de las sucursales de entidades de crédito extranjeras, cuya sede se encuentre en un país miembro del Espacio Económico Europeo		
Anejo III	Estados públicos consolidados		
Anejo IV	Estados reservados individuales		
Anejo V	Estados reservados consolidados		
Anejo VI	Estados reservados de información sectorial de los grupos de entidades de crédito		
Anejo VII	Estados reservados relativos a los requerimientos estadísticos de la UEM.		
Anejo VIII	Sectorización		
Anejo IX	Riesgo de crédito		

Fuente: Adaptado de BANCO DE ESPAÑA (2004), págs. 1-4

Estructura de la Circular 4/2004 del Banco de España
Tabla 1.39 (y II)

A continuación se resume brevemente el contenido más relevante de las normas contenidas en la Circular 4/2004 (BANCO DE ESPAÑA, 2004).

➤ *Ámbito de aplicación:* la Circular es aplicable en la confección de los estados financieros individuales y consolidados, públicos y reservados, de las entidades de crédito españolas y sucursales en España de entidades de crédito extranjeras, así como de los grupo de entidades de crédito (consolidables o no).

➤ *Estados Financieros Públicos:* Constituye la parte más importante de la Circular, incluyendo aspectos relacionados con las entidades obligadas a elaborar cuentas individuales (públicas y privadas), la obligación de publicar periódicamente otras informaciones adicionales, el contenido de las Cuentas Anuales, las características de la información financiera (clara, relevante, fiable, comparable), los criterios contables a aplicar y las definiciones de los elementos de las Cuentas Anuales (activo, pasivo, patrimonio neto, gasto, ingreso, ganancia y pérdida).

También se definen las hipótesis básicas para la elaboración de la información financiera (devengo y empresa en funcionamiento), los principales criterios en que se sustentará (registro, no compensación y correlación de ingresos y gastos), los criterios generales de valoración para todo tipo de activos (incluyendo el valor razonable), los criterios para el reconocimientos de los ingresos y para el tratamiento de los errores y cambios en las estimaciones contables, las reglas aplicables para hechos ocurridos después de la fecha de Balance y los criterios para la conversión de la moneda extranjera.

Adicionalmente, se definen las distintas carteras en que se clasifican los instrumentos financieros (Tabla 1.40), los criterios para darlos de baja (transferencia o expiración de los derechos del activo) y las reglas para el tratamiento de los activos no financieros (activo fijo material, inmaterial y existencias, valorados al coste).

Definición de la cartera	Contenido de la cartera
Instrumentos registrados por su valor razonable con cambios en pérdidas y ganancias.	Cartera de negociación y otros instrumentos que cumplan determinados requisitos.
Inversiones a vencimiento	Valores que representan una deuda para su emisor cuando la entidad emisora cumple determinados requisitos; se registran por su coste amortizado
Inversiones crediticias	Activos financieros no negociados que representan deudas para su emisor u obligado al pago; se registran por su coste amortizado.
Activos financieros disponibles para la venta	Valores representativos de deuda e instrumentos de capital no registrados en otras categorías; se valoran por su valor razonable, registrando sus cambios de valor no realizados en el patrimonio neto, excepto los instrumentos de capital para los que no se pueda estimar un valor razonable fiable, que se valoran por su coste.

Fuente: Elaboración propia

Tipos de carteras definidas para activos financieros (Circular 4/2004)

Tabla 1.40

Por otro lado, se contemplan las normas aplicables por deterioro del valor de los activos; mientras que para los activos financieros se prevé la cobertura de sus pérdidas, si se sustentan en evidencias objetivas, para el resto de activos (incluido el

fondo de comercio) sólo se estimará que existe deterioro cuando el valor en libros supere a su importe recuperable.

En cuanto a la cobertura contable, se contemplan dos normativas diferentes: cobertura de instrumentos financieros y cobertura del riesgo de tipo de interés de una cartera de instrumentos financieros (macro-coberturas). Excepto por lo que se refiere a cubrir el riesgo de cambio, sólo los derivados pueden emplearse como instrumentos de cobertura. Se incluye también el tratamiento contable de las operaciones de fusión, adquisición y otras reorganizaciones empresariales, así como los métodos de integración de los estados financieros de las sucursales de la entidad y los criterios generales para registrar las inversiones en entidades dependientes, asociadas y multigrupo en los estados consolidados. Cabe destacar que en los negocios multigrupo, se establece como criterio general de consolidación la integración proporcional y, excepcionalmente, el método de la participación.

➤ *Estados Financieros Públicos*: Se definen cinco estados financieros principales: Balance de Situación, Cuenta de Pérdidas y Ganancias, Estado de Cambios en el Patrimonio Neto, Estado de Flujos de Efectivo y Memoria. Particularmente, el contenido de la Memoria y la información sobre partes vinculadas se incrementa sustancialmente, en especial las informaciones relativas a los riesgos financieros y su gestión, junto con las estrategias y la organización interna.

Por lo que respecta a los riesgos relacionados con los instrumentos financieros, se reconocen cuatro categorías principales (BANCO DE ESPAÑA, 2004, pág. 139):

- ✚ Riesgo de mercado: Surge por mantener instrumentos financieros cuyo valor puede verse afectado por variaciones en las condiciones de mercado. Incluye tres tipos diferenciados de riesgos:
 - Riesgo de cambio: Surge como consecuencia de variaciones en el tipo de cambio entre las monedas.
 - Riesgo de valor razonable por tipo de interés: Surge como consecuencia de variaciones en los tipos de interés.
 - Riesgo de precio: Surge como consecuencia de cambios en los precios de mercado, bien por factores específicos del propio instrumento o por factores que afecten a todos los instrumentos negociados en el mercado.
- ✚ Riesgo de crédito: Riesgo de que una de las partes del contrato del instrumento financiero deje de cumplir con sus obligaciones y produzca en la otra parte una pérdida financiera.
- ✚ Riesgo de liquidez o de financiación: Surge, bien por la incapacidad de la entidad para vender rápidamente un activo financiero por un importe próximo a su valor razonable, o bien por la dificultad de la entidad para encontrar fondos para cumplir con sus compromisos relacionados con instrumentos financieros.
- ✚ Riesgo de flujo de efectivo por tipo de interés: Surge como consecuencia de que los flujos de efectivo de un instrumento financiero puedan cambiar al modificarse los tipos de interés de mercado.

Para cada riesgo se establecen distintas obligaciones informativas (Tabla 1.41).

RIESGO DE CRÉDITO	
Exposición al riesgo de crédito	- Importe que represente el máximo nivel de exposición desglosado por áreas geográficas, contrapartes y tipos de instrumentos. - Existencia de derechos legales y acuerdos de compensación y sus efectos. - Calidad crediticia de los activos financieros y otras exposiciones, empleando calificaciones crediticias internas o externas, información sobre las tasas históricas de impago y otra información sobre la naturaleza de la contraparte.
Cartera de activos financieros y otras exposiciones al riesgo	- Valor en libros de los activos deteriorados, sin deducir las correcciones de valor por deterioro, realizando un detalle por plazos de vencimiento. - Importe de cualquier pérdida por deterioro reconocida en el ejercicio. - Movimiento detallado de las correcciones de valor para la cobertura del riesgo de crédito, desglosado por áreas geográficas, contrapartes y tipos de instrumentos. - Importe de los ingresos financieros acumulados de activos financieros deteriorados. - Valor en libros de los activos financieros vencidos y no deteriorados, sin deducir las correcciones de valor por deterioro, desglosado por áreas geográficas, contrapartes y tipos de instrumentos. - Movimiento de los activos financieros deteriorados dados de baja del activo, cuando se considere remota su recuperación.
RIESGO DE LIQUIDEZ	
Clasificación de activos y pasivos	- Según plazos de vencimiento, tomando como referencia los periodos que reste entre la fecha a la que se refieren los estados y la fecha de vencimiento de los activos y pasivos. - Plazos considerados: a la vista; hasta un mes; entre uno y tres meses; entre tres meses y un año; entre uno y cinco años; más de cinco años. - Si existen pagos escalonados, se entenderá por plazo de vencimiento el tiempo que transcurre entre la fecha a la que se refieren los estados y la fecha de vencimiento de cada pago. - Se revelará la metodología utilizada por la entidad para evaluar la liquidez de sus instrumentos financieros cotizados en mercados poco activos y no cotizados.
RIESGO DE TIPO DE INTERÉS (MERCADO Y FLUJO DE EFECTIVO)	
Exposición al riesgo de tipo de interés	- Análisis del riesgo de tipo de interés a través de una matriz de vencimientos o revisiones según los plazos: hasta un mes; entre uno y tres meses; entre tres meses y un año; entre uno y dos años; entre dos y tres años; entre tres y cuatro años; entre cuatro y cinco años; más de cinco años. - Información sobre los tipos de interés efectivos, para los instrumentos que devenguen un tipo de interés efectivo determinable.
Riesgo de mercado y flujos de efectivo	- Se indicarán los activos y pasivos financieros sometidos al riesgo de valor razonable y de flujo de efectivo por tipo de interés.
Nivel de exposición	- Se informará sobre el nivel de exposición, en el patrimonio neto y Cuenta de Pérdidas y Ganancias, a los efectos de cambios razonables futuros en el nivel de los tipos de interés vigentes.
OTROS RIESGOS DE MERCADO	
Nivel de exposición	- Se informará sobre el nivel de exposición, en el patrimonio neto y Cuenta de Pérdidas y Ganancias, a los efectos de cambios razonables futuros en los tipos de cambio de la moneda extranjera y de los precios de los instrumentos de capital y de las materias primas cotizadas, considerando los efectos de las actividades de cobertura.

Fuente: Elaboración propia

Información sobre riesgos a incluir en la Memoria (Circular 4/2004) Tabla 1.41

➤ *Estados Financieros Reservados*: Se consideran idénticos criterios de elaboración que los utilizados para la formulación de los estados públicos. Se distinguen cuatro

tipos de estados: (1) individuales; (2) consolidados del grupo de entidades de crédito; (3) consolidados con información sectorial del grupo de entidades de crédito; y (4) relativos a los requerimientos estadísticos de la Unión Económica y Monetaria.

➤ *Criterios de control interno y de gestión:* Se establecen los criterios de control interno que deben adoptar las entidades, así como la obligación de mantener el actual registro centralizado de avales, y de introducir un registro de apoderamientos otorgados y otro de procedimientos judiciales y administrativos.

➤ *Otras cuestiones:* Además de los aspectos anteriores, cabe destacar un conjunto de cuestiones particularmente relevantes tratadas en la nueva Circular:

- Arrendamientos, operativos y financieros: se elimina la necesidad de una opción de compra para calificar el arrendamiento como financiero.
- Activos no corrientes en venta: se regulan los activos con vida económica superior al año, pero cuyo valor se desea recuperar mediante su venta en lugar de mediante su explotación.
- Gastos de personal y remuneraciones al personal con instrumentos de capital: Se contemplan tanto las remuneraciones a corto plazo como las remuneraciones a largo plazo.
- Otras provisiones y contingencias: se considera el tratamiento de las obligaciones claramente identificadas en cuanto a su naturaleza, pero indeterminadas respecto a su cuantía o momento en el que se producirán; se deberán realizar provisiones cuando se estimen pérdidas.
- Comisiones: se incluye el tratamiento a dar para las comisiones cobradas o pagadas, según sean la compensación por un servicio prestado o por un coste incurrido, o supongan una remuneración adicional al tipo de interés de la operación.
- Permutas de activos: se analiza su contabilización según tengan o no carácter comercial.
- Contratos de seguros: se regula el tratamiento de los activos y pasivos con naturaleza de operación de seguro, si bien no se plantea ningún método específico para valorar los pasivos surgidos por estas operaciones.
- Fondos y obra social: se refiere a las cajas de ahorro y cooperativas de crédito, diferenciando entre dotaciones obligatorias (gastos del ejercicio) y fondos pendientes de consumo (partidas separadas del Balance).
- Impuesto sobre los beneficios de las sociedades: se mantiene con carácter general el tratamiento contable español, de acuerdo con las recomendaciones del Libro Blanco del ICAC.

Finalmente, la Circular 4/2004 establece que los primeros estados presentados en el Banco de España con los nuevos criterios contables son los relativos al 30 de Junio de 2005, si bien los estados de 2004 y 2005 deben reexpresarse utilizando los nuevos criterios.

Dado que el objetivo particular de la presente Memoria de Tesis Doctoral es el análisis de los riesgos financieros, en general, y del riesgo de crédito en particular, debe

efectuarse un análisis detallado del *Anejo IX de la Circular 4/2004*, dedicado a este extremo (BANCO DE ESPAÑA, 2004).

Este documento, centrandose en el análisis y cobertura del riesgo de crédito, establece la necesidad de que los métodos y procedimientos utilizados para la estimación del deterioro por riesgo de crédito se integren en el sistema de gestión del riesgo de las entidades, debiendo documentarse adecuadamente todas las operaciones realizadas en este ámbito.

La posición del Banco de España respecto a los nuevos sistemas de medición del riesgo de crédito basados en modelos internos es clara, incentivándose la adopción de técnicas avanzadas en la calificación de riesgos, integrados en un sistema global de gestión que considere tanto el riesgo asumido como la rentabilidad obtenida y el capital expuesto por parte de la entidad.

A efectos de gestión, el Anejo IX realiza una clasificación de las operaciones en función del riesgo de crédito, distinguiendo varias categorías para el riesgo de insolvencia del cliente y el riesgo-país al que está sometida la entidad.

❶ *Riesgo de insolvencia del cliente*

Los instrumentos de deuda no valorados por su valor razonable con cambios en la Cuenta de Pérdidas y Ganancias, así como determinados riesgos contingentes y los compromisos contingentes se clasificarán como sigue:

- *Riesgo normal*: Incluye los instrumentos de deuda y riesgos contingentes que no cumplan los requisitos para clasificarlos en otras categorías; a su vez, se subdividen en distintos grupos:
 - *Sin riesgo apreciable*: Comprende los riesgos por operaciones con Administraciones Públicas de países de la Unión Europea (incluidas las avaladas o afianzadas por estos organismos); los riesgos de Administraciones Centrales de países calificados en el grupo 1 a efectos de riesgo-país; los anticipos sobre pensiones y nóminas del mes siguiente en las que el pagador sea una Administración Pública; las operaciones a nombre de las entidades de crédito; las que cuenten con garantía personal plena, solidaria, explícita e incondicional otorgada por entidades de crédito; los riesgos a nombre de Fondos de Garantía de Depósitos; y las garantías con depósitos dinerarios o que cuenten con garantía pignoratícia de participaciones en instituciones financieras monetarias o de valores de deuda emitidos por Administraciones Públicas o entidades de crédito.
 - *Riesgo bajo*: Incluye los activos que sirvan de garantía en las operaciones de política monetaria del Sistema Europeo de Bancos Centrales; las operaciones con garantía real sobre viviendas terminadas o arrendamientos financieros (riesgo vivo inferior al 80% del valor tasación de las viviendas); los bonos de titulización hipotecarios ordinarios; las operaciones cuyo titular sea una empresa con deuda a largo plazo calificada al menos con una A por una agencia de reconocido prestigio; y valores emitidos en moneda local por

Administraciones Centrales de países no calificados en el grupo 1 a efectos de riesgo-país.

- *Riesgo medio-bajo*: Incluye las operaciones de arrendamiento financiero no incluidas en otras clases de riesgo, y los riesgos que cuenten con alguna garantía real distinta de las enumeradas en los puntos previos.
- *Riesgo medio*: Comprende los riesgos con residentes en España o en países incluidos en los grupos 1 y 2 a efectos de riesgo-país, no incluidos en las clases previas.
- *Riesgo medio-alto*: Incluye los créditos a personas físicas para la adquisición de bienes de consumo duradero y de otros bienes y servicios corrientes, no afectos a una actividad empresarial (en general).
- *Riesgo alto*: Incluye los saldos por tarjetas de crédito, descubiertos en cuenta corriente y excedidos en cuenta de crédito, cualquiera que sea su titular, excepto los incluidos en los puntos previos.

Asimismo, se puede identificar un conjunto de operaciones que merece una atención especial, al presentar evidencias de debilidad crediticia, tales como los riesgos estructurados (hasta su extinción) y las operaciones clasificadas como normales de clientes que tengan alguna operación clasificada como dudosa por razón de morosidad.

- *Riesgo subestándar*: Comprende los instrumentos de deuda y riesgos contingentes que, sin cumplir los requisitos para clasificarlos individualmente como dudosos o fallidos, presentan debilidades que pueden suponer pérdidas superiores a las coberturas establecidas; entre otras, se incluyen las operaciones de clientes que forman parte de colectivos en dificultades (residentes en áreas conflictivas, etc.)
- *Riesgo dudoso por razón de la morosidad del cliente*: Incluye el importe total de los instrumentos de deuda que tengan algún importe vencido por principal, intereses o gastos pactados contractualmente, con más de tres meses de antigüedad, salvo que proceda clasificarlos como fallidos; asimismo, también se consideran las operaciones con clientes cuando los saldos clasificados como dudosos por razón de morosidad sean superiores al 25% de los importes pendientes de cobro¹¹⁷.
- *Riesgo dudoso por razones distintas de la morosidad del cliente*: Comprende los instrumentos de deuda en los que, sin concurrir las circunstancias para clasificarlos en las categorías de fallidos o dudosos por razón de la morosidad del cliente, se presenten dudas razonables sobre su reembolso total en los términos pactados contractualmente; forman parte de esta categoría, entre otras, las operaciones de los clientes en situaciones que supongan un deterioro de su solvencia (patrimonio negativo, pérdidas continuadas, problemas de liquidez, etc.), las operaciones en las que el deudor haya suscitado litigio de cuya resolución dependa su cobro, las

¹¹⁷ Si el porcentaje supera el 25%, se traspasarán a dudosos por razón de morosidad (BANCO DE ESPAÑA, 2004).

operaciones de clientes declarados o que se van a declarar en concurso de acreedores sin petición de liquidación, etc.

- Riesgo fallido: Incluye el importe de los instrumentos de deuda, vencidos o no, para los que después de un análisis individualizado se considere remota su recuperación y proceda darlos de baja del activo.

② Riesgo de crédito por razón de riesgo-país

Los instrumentos de deuda no valorados por su valor razonable con cambios en la Cuenta de Pérdidas y Ganancias, así como los riesgos contingentes, se analizarán para determinar su riesgo de crédito por razón de riesgo-país, entendiendo por el mismo:

“(…) el riesgo que concurre en los clientes residentes en un determinado país por circunstancias distintas del riesgo comercial habitual” (BANCO DE ESPAÑA, 2004, pág. 7).

Por su parte, el riesgo-país incluye distintas subcategorías:

- Riesgo soberano: Relacionado con los acreedores de los Estados o de entidades garantizadas por ellos, en cuanto pueden ser ineficaces las acciones legales contra el prestatario o último obligado al pago por razones de soberanía.
- Riesgo de transferencia: Relacionados con los acreedores extranjeros de los residentes de un país que experimenta una incapacidad general para hacer frente a sus deudas, por carecer de la divisa o divisas en que estén denominadas.
- Restantes riesgos derivados de la actividad financiera internacional: Resultantes de situaciones de guerra civil o internacional, revolución, acontecimientos catastróficos o de especial gravedad, políticos o económicos, y similares.

Las entidades realizarán una valoración global del riesgo de los países a los que se imputen las operaciones en función de su evolución económica, situación política, marco regulatorio e institucional, y capacidad y experiencia de pagos. A partir de esta información, los instrumentos de deuda y riesgos contingentes se clasificarán en uno de los seis grupos de riesgo-país resumidos en la Tabla 1.42.

Nº GRUPO	PARTIDAS INCLUIDAS
Grupo 1	Operaciones con obligados finales residentes en la Unión Europea, Noruega, Suiza, Islandia, Estados Unidos, Canadá, Japón, Australia y Nueva Zelanda.
Grupo 2	Operaciones con obligados finales residentes en países de bajo riesgo pero no grupo 1.
Grupo 3	Operaciones con obligados finales residentes en países con un deterioro macroeconómico significativo que se estime que pueda afectar a la capacidad de pago del país (<i>riesgo subestándar por riesgo-país</i>)
Grupo 4	Operaciones con obligados finales residentes en países que presenten un deterioro macroeconómico profundo que se estime que pueda afectar seriamente a la capacidad de pago del país (<i>riesgo subestándar por riesgo-país</i>)
Grupo 5	<i>Riesgo dudoso por riesgo-país:</i> Operaciones con obligados finales residentes en países con dificultades prolongadas para hacer frente al servicio de su deuda, considerándose dudosa la posibilidad de recobro.
Grupo 6	<i>Riesgo fallido por riesgo-país:</i> Operaciones cuya recuperación se considere remota debido a las circunstancias imputables al país.

Fuente: Elaboración propia

Clasificación de las operaciones según su riesgo-país (Circular 4/2004)

Tabla 1.42

De igual forma, el Anejo IX contempla los importes necesarios para la cobertura (provisiones) del riesgo de crédito, tanto por lo que respecta al riesgo imputable al cliente como al riesgo-país.

Las entidades deberán desarrollar modelos internos para calcular, de manera individualizada, las distintas coberturas por riesgo de insolvencia y riesgo país. Tales modelos deberán formar parte de un sistema adecuado de medición y gestión del riesgo de crédito, utilizando parámetros obtenidos a partir de bases de datos históricas de la entidad, que deberán abarcar un ciclo económico completo¹¹⁸ y no estar sesgadas por razones de negocio.

Tales modelos internos distinguirán entre:

- ✓ Riesgo imputable al cliente: se diferenciarán las provisiones por pérdidas derivadas de operaciones específicas (*cobertura específica*) y pérdidas inherentes o no asignadas específicamente (*cobertura genérica*).
- ✓ Riesgo-país.

No obstante lo anterior, el Banco de España ha estimado, a partir de su propia experiencia, los porcentajes mínimos de cobertura según el calendario de morosidad (Tabla 1.43).

¹¹⁸ La anterior Circular 8/99 consideraba un ciclo de diez años si bien, ante la imposibilidad de que las entidades cuenten con series de datos homogéneas tan amplias, permitía en determinadas circunstancias el empleo de periodos inferiores, siempre que los datos permitieran su anclaje y extrapolación al ciclo económico completo.

COBERTURA DEL RIESGO DE INSOLVENCIA DEL CLIENTE		
1. Cobertura específica		
INSTRUMENTOS DE DEUDA		
1.1.1. Activos dudosos por razón de la morosidad del cliente		
A) Operaciones sin garantía real	EMPRESAS Y EMPRESARIOS	RESTO CLIENTELA
- Hasta 6 meses	5,3%	4,5%
- Más de 6 meses, sin exceder de 12	27,8%	27,4%
- Más de 12 meses, sin exceder de 18	65,1%	60,5%
- Más de 18 meses, sin exceder de 24	95,8%	93,3%
- Más de 24 meses	100%	100%
B) Operaciones con garantía real		
Garantía real sobre viviendas terminadas		
- Más de 3 años, sin exceder de 4 años	25%	
- Más de 4 años, sin exceder de 5 años	50%	
- Más de 5 años, sin exceder de 6 años	75%	
- Más de 6 años	100%	
Otras operaciones con garantía real	EMPRESAS Y EMPRESARIOS	RESTO CLIENTELA
- Hasta 6 meses	4,5%	3,8%
- Más de 6 meses, sin exceder de 12	23,6%	23,3%
- Más de 12 meses, sin exceder de 18	55,3%	47,2%
- Más de 18 meses, sin exceder de 24	81,4%	79,3%
- Más de 24 meses	100%	100%
1.1.2. Activos dudosos por razones distintas de la morosidad del cliente	Su cobertura será igual a la diferencia entre el importe registrado en el activo y el valor actual de los flujos de efectivo que se espera cobrar.	
1.1.3. Activos subestándar	La cobertura se estimará por algún procedimiento por el que se obtengan unos importes similares a la diferencia entre el importe registrado en el activo para dichos instrumentos y el valor actual de los flujos de efectivo que se espera cobrar, descontados al tipo de interés contractual medio.	
RIESGOS Y COMPROMISOS CONTINGENTES		
1.2.1. Riesgos y compromisos contingentes dudosos, excepto los avales y demás cauciones.	Se provisionarán por un importe igual a la estimación de las cuantías que se espera desembolsar, que se consideren no recuperables, efectuada con criterios de prudencia valorativa.	
1.2.2. Avales y demás cauciones clasificados como dudosos	Se aplicarán criterios similares a los fijados para los activos dudosos por razones distintas de la morosidad del cliente.	
	Se provisionarán en un importe igual al que, con un criterio de prudencia valorativa, se estime no recuperable.	

Fuente: Elaboración propia

Coberturas mínimas para el riesgo de crédito (Circular 4/2004)
Tabla 1.43 (I)

COBERTURA DEL RIESGO DE INSOLVENCIA DEL CLIENTE		
2. Cobertura genérica		
Dotación genérica del ejercicio = $\sum_i \alpha_i \times (\text{Variación}_{\text{ejercicio}})_{\text{clase}_{\text{riesgo}}_i} +$ $\sum_i \beta_i \times (\text{Operaciones}_{\text{al}_{\text{cierre}}})_{\text{clase}_{\text{riesgo}}_i} -$ $- \text{Dotación}_{\text{neta}_{\text{cobertura}_{\text{específica}}}_{\text{gobal}}}$		
<i>Determinación de los parámetros</i> - Sin riesgo apreciable - Riesgo bajo - Riesgo medio-bajo - Riesgo medio - Riesgo medio-alto - Riesgo alto	EMPRESAS Y EMPRESARIOS 0% 0,6% 1,5% 1,8% 2,0% 2,5%	RESTO CLIENTELA 0% 0,11% 0,44% 0,65% 1,10% 1,64%
COBERTURA DEL RIESGO-PAÍS		
- Grupo 3 - Grupo 4 - Grupo 5 - Grupo 6	10,1% 22,8% 83,5% 100%	

Fuente: Elaboración propia

Coberturas mínimas para el riesgo de crédito (Circular 4/2004)
Tabla 1.43 (y II)

Por lo que respecta a los requisitos mínimos que deben cumplir las entidades para el desarrollo de modelos internos, el Anejo IX únicamente se refiere a las características comentadas de las bases de datos (históricas, representativas, no sesgadas, relativas a un ciclo económico completo), si bien deja para el futuro el establecimiento de otros requisitos mínimos por parte del Banco de España (BANCO DE ESPAÑA, 2004, pág. 11). Previsiblemente tales requisitos no diferirán sustancialmente de los establecidos en la anterior Circular 9/99, siendo los principales:

- La aprobación de los modelos internos de gestión de riesgos debía solicitarse por escrito, documentándose adecuadamente con la información cuantitativa relativa a los cálculos técnicos y su razonabilidad, manuales de procedimientos y otros aspectos cuantitativos.
- La responsabilidad de la elección del modelo correspondía a la entidad.
- No se admitían modelos que sólo constituyeran una estadística anual de fallidos sobre saldo vivo de la inversión.
- El sistema debía estar integrado en una estructura general de riesgo de crédito, y debía servir para la fijación de operaciones y, en un futuro, para la fijación de precios, establecimiento de límites de riesgo, asignación de capital económico y cálculo de la rentabilidad ajustada al riesgo.
- Las entidades debían establecer categorías homogéneas de riesgo de crédito, considerando la calidad de las contrapartes, el tipo de producto, el plazo de las operaciones, las garantías y los procedimientos internos de concesión y seguimiento de las operaciones.
- Una vez decidida la aplicación de un modelo interno, ésta debía ser continua y persistente en el tiempo, si bien el comportamiento del modelo debía calibrarse

anualmente, ligando el resultado del rating o scoring a una probabilidad de incumplimiento.

- Se exigía la elaboración de auditorías internas o externas que acreditaran la correcta aplicación general del sistema.

Con posterioridad a la Circular 4/2004 se ha aprobado la Circular 3/2005, de 30 de Junio, por la que se modifica la Circular 5/1993, de 26 de Marzo, que supone la culminación del desarrollo de la normativa sobre recursos propios y supervisión en base consolidada de las entidades de crédito.

En particular, la Circular 3/2005 define los conceptos contables que se han de computar a efectos del cálculo de la solvencia de las entidades de crédito y sus grupos consolidables, sobre la base de la definición de recursos propios computables y de la base contable de cálculo de los riesgos definida en la Circular 4/2004. Introduce igualmente algunos cambios respecto a los modelos de estados financieros a presentar por las empresas, y respecto a los porcentajes de ponderación de algunos activos de la empresa y, concretamente, de las cuentas de orden (riesgos y compromisos contingentes).

A pesar de que la Circular 3/2005 no recoge íntegramente los criterios establecidos por Basilea II respecto a la cobertura de riesgos a través de recursos propios mínimos, sí avanza significativamente en la adaptación a los nuevos requerimientos de las normas NIC/NIIF y, en particular (MARÍN HERNÁNDEZ y MARTÍNEZ GARCÍA, 2005):

- Determina qué instrumentos son computables como recursos propios e introduce ajustes para pasar del patrimonio neto contable a la definición “estrictamente legal en relación a su cómputo” de capital regulatorio.
- Precisa la valoración de los riesgos y/o los ajustes a dicha valoración, con el objetivo de cuadrar los importes contenidos en los estados financieros individuales o consolidados reservados a la base de cálculo de los requerimientos de recursos propios.

Si bien la Circular 3/2005 resultaba absolutamente necesaria, dado el cambio en el ámbito contable europeo derivado de la adopción de las NIC/NIIF, se formuló con naturaleza transitoria e incompleta, por lo que en 2006 se publicó la nueva Circular 2/2006, de 30 de Junio, de modificación de la Circular 5/1993, de 26 de Marzo, sobre determinación y control de los recursos propios mínimos (BANCO DE ESPAÑA, 2006).

La Circular 2/2006 desarrolla a la Circular 3/2005 y contempla algunos aspectos no tratados en la misma, particularmente por lo que respecta al cálculo de los recursos propios para conglomerados financieros y grupos mixtos.

1.3.5.3. Repercusiones de las NIC/NIIF en el sector de seguros

Dada la complejidad del negocio asegurador, el IASB ha venido formulando un marco contable específico para el sector de seguros desde finales de la década de los años 90 del siglo XX (SWISS RE, 2004).

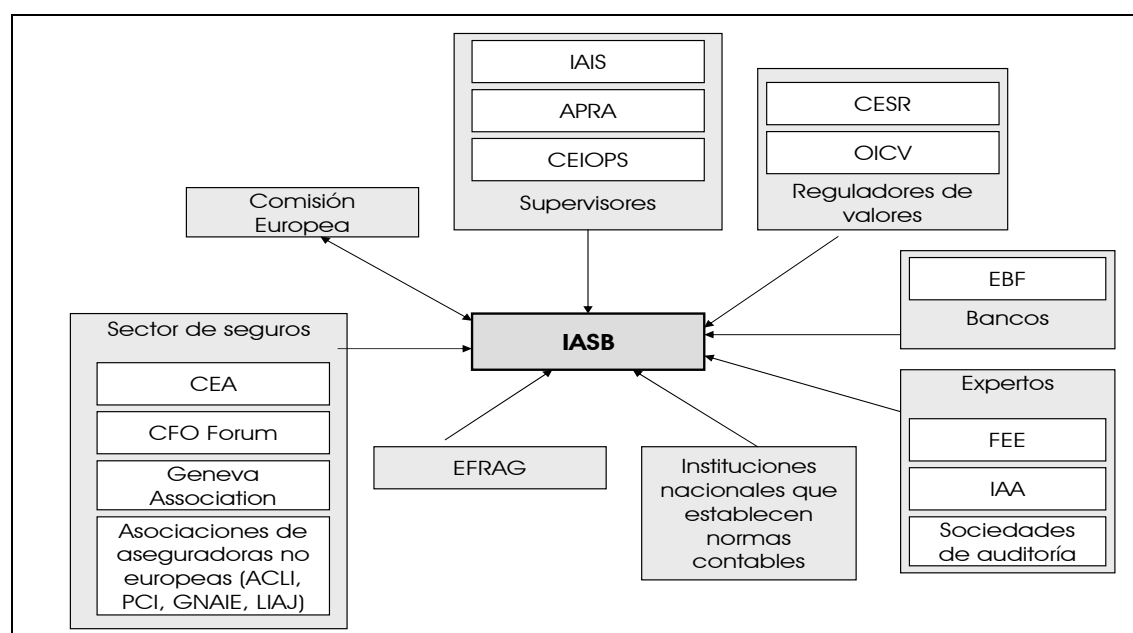
En 1997, el entonces IASC estableció un Comité de Seguros que debía encargarse de las cuestiones relacionadas con los contratos de seguros y, en particular,

con su definición y categorización. La creación del IASB en el año 2000 supuso la disolución de este Comité, que pasó a integrarse en una nueva comisión denominada “Insurance Advisory Committee”.

En el año 2001, el IASB presentó el “Draft Statement of Principles of Insurance Contracts” (IASB, 2001), que establecía las bases de una futura NIIF relativa a contratos de seguros. Este documento incluía algunos de los comentarios y recomendaciones expresadas por el sector público y privado en un documento consultivo de 1999, entre ellas el reconocimiento de que los contratos de seguros no se negocian de forma activa y la introducción de un nuevo criterio de valoración (“entity-specific value” o valor específico de empresa) como alternativa al valor razonable.

Ante la creciente presión por parte de las aseguradoras y de las organizaciones públicas, en mayo de 2002 el IASB reconoció que el plazo de 2005 establecido por la UE para la implantación de las NIC/NIIF resulta insuficiente para el sector asegurador, proponiendo la división en dos fases del proyecto sobre contratos de seguro.

En cada una de estas fases interviene un conjunto muy diverso de instituciones, que están dando forma al marco contable del seguro a nivel internacional (Figura 1.36).



Fuente: Adaptado de SWISS RE (2004), pág. 8.

Nota: ACLI: American Council of Life Insurers. APRA: Australian Prudential Regulation Authority. CEIOPS: Committee of European Insurance and Occupational Pension Supervisors. CEA: Comité Européen des Assurances; CESR: Committee of European Securities Regulators. EBF: European Banking Federation. EFRAG: European Financial Reporting Advisory Group. FEE: European Federation of Accountants. GNAIE: Group of North American Insurance Enterprises. IAA: Interamerican Accounting Association; IAIS: International Association of Insurance Supervisors. LIAJ: Life Insurance Association of Japan. OICV: Organización Internacional de Comisiones de Valores. PCI: Property Casualty Insurance Association.

Principales instituciones que intervienen en el marco contable del seguro

Figura 1.36

Las características básicas de cada fase son las siguientes:

- *Fase I*, en vigor a partir del 1/1/2005, en la que resultará de aplicación la NIIF 4 de marzo del año 2004 sobre contratos de seguros, así como las modificaciones de las normas NIC 32 (“instrumentos financieros: presentación e información a revelar”) y NIC 39 (“instrumentos financieros: reconocimiento y valoración”).
- *Fase II*, con una fecha de implementación prevista para 2007, que tratará de la controvertida valoración de los pasivos del seguro, la reconciliación de los principios relativos a las inversiones de las aseguradoras y el desarrollo de las normas contables de la Fase I.

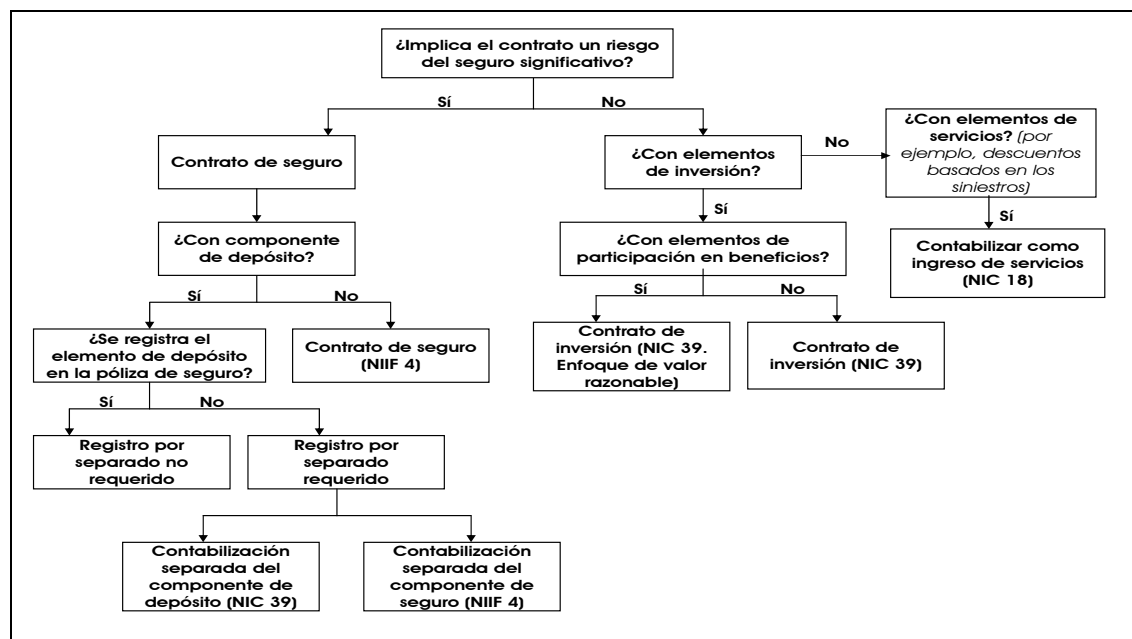
La NIIF 4 sobre “*Contratos de Seguros*” tiene como objetivo general realizar mejoras limitadas a las prácticas contables e ilustrar los principales factores de riesgo y vulnerabilidad de los contratos de seguro¹¹⁹.

Esta norma resulta de aplicación a todos los contratos de seguros (incluyendo los de reaseguro) que una entidad suscriba, definiendo éstos como “*contratos en virtud de los cuales una parte (el asegurador) acepta asegurar un riesgo significativo de otra parte (el asegurado), acordando compensarle de un evento futuro incierto (el evento asegurado) que puede tener consecuencias adversas para el asegurado*” (IASB, 2004d).

Asimismo, define el riesgo financiero como “*el riesgo de un posible cambio futuro de uno o más tipos de interés especificados, el precio de un instrumento financiero, el precio de materias primas, tipos de cambio, índices de precios o interés, una calificación crediticia, un índice de crédito u otras variables, las cuales, si son variables no financieras, no pueden ser específicas para una parte contractual*” (IASB, 2004d).

De esta forma, la definición de contrato de seguro exige la cobertura de un componente significativo de riesgo asegurable, lo que deja fuera de este ámbito a otras operaciones, como las garantías financieras (reguladas en la NIC 37), las garantías postventa concedidas (NIC 37), los planes de beneficios para empleados (NIC 19), los planes de beneficios por retiro (NIC 26), los contratos que ofrecen un servicio al tenedor del contrato (NIC 18) y el seguro de crédito (NIC 39) (Figura 1.37).

¹¹⁹ En el ámbito de la Unión Europea, la NIIF 4 entró en vigor el 1 de Enero de 2005. No obstante, ha sido posteriormente modificada por el Reclamento CE nº 108/2006 de la Comisión, de 11 de enero (NIIF 7).



Fuente: Adaptado de SWISS RE (2004), pág. 19.

Clasificación de los contratos de seguros según las NIC/NIIF

Figura 1.37

Si bien la definición de riesgo significativo recoge la práctica totalidad de los actuales contratos de seguro no-vida y de reaseguro, las operaciones del ramo vida presentan una mayor variabilidad (Tabla 1.44).

Entre las medidas más importantes recogidas en la NIIF 4 destacan las siguientes (SWISS RE, 2004):

- *Valoración de derivados incorporados y contabilización por separado del depósito.* Los derivados incorporados deberán contabilizarse a valor razonable, registrándose las variaciones valorativas en la Cuenta de Pérdidas y Ganancias; durante la fase I, si el derivado en sí es considerado un contrato de seguro o está estrechamente relacionado con el contrato de seguro principal, queda exento de la aplicación del valor razonable. Además, en algunos contratos de seguros compuestos por un componente asegurador y un componente de depósito, los aseguradores deben o pueden separar ambos componentes.
- *Cambios en los principios contables existentes.* El asegurador puede cambiar sus principios contables para los contratos de (rea)seguro en vigor, si como resultado de ello sus estados financieros presentan información más relevante y no menos fiable, o más fiable y no menos relevante.
- *Información a revelar.* Los aseguradores deben publicar información sobre: (1) los principios contables aplicados para contratos de seguro y para los activos, pasivos, ingresos y gastos relacionados; (2) los activos, pasivos, ingresos, gastos y flujos de caja reconocidos, procedentes de contratos de seguros; (3) el proceso para determinar las hipótesis con mayor impacto sobre la valoración de los importes reconocidos; (3) el efecto de cambios de las hipótesis; (4) las reconciliaciones de cambios de los pasivos de seguro, activos de reaseguro y, de

ser aplicable, de los gastos de adquisición diferidos; (5) objetivos y políticas de gestión del riesgo; (6) términos y condiciones de los contratos de seguros; (7) información sobre el riesgo del seguro, incluyendo la sensibilidad de los beneficios o pérdidas y de los fondos propios a cambios de variables que tienen un efecto esencial sobre ellos, las concentraciones de riesgos de seguro y los siniestros efectivos en comparación con las estimaciones previas; (8) información sobre el riesgo de interés y el riesgo de crédito; (9) información sobre la exposición al riesgo de tipo de interés de los derivados incorporados en un contrato de seguro principal.

TIPO DE CONTRATO		Contrato de seguro: Riesgo asegurador significativo	Contrato de inversión: Riesgo asegurador insignificante	Clasificación poco clara
Vida	Seguro de vida temporal, invalidez y enfermedades graves	X		
	Seguro para caso de vida	X		
	Seguro de vida entera	X		
	Renta vitalicia diferida con riesgo asegurador (la tasa de conversión se fija antes de alcanzar la edad de jubilación)	X		
	Contrato de inversión con rendimiento garantizado		X	
	Póliza de seguro de vida variable o unit-linked sin prestación significativa para caso de muerte		X	
	Contrato de ahorros solo con riesgo de cancelación o gastos		X	
	Renta vitalicia diferida sin garantía de seguro (la tasa de conversión se fija antes de alcanzar la edad de jubilación)		X	
	Renta con restitución de primas en caso de muerte			X
No vida	Daños y accidentes, automóviles y responsabilidad civil	X		
	Seguro de accidentes y salud	X		
	Seguro de crédito			X
Reaseguro	Reaseguro tradicional de vida y no-vida	X		
	Reaseguro de bonos catastróficos con cláusulas de revisión relacionadas con los siniestros del emisor	X		

Fuente: Adaptado de SWISS RE (2004), pág. 19.

Riesgo significativo en los contratos de seguro y reaseguro

Tabla 1.44

Otras novedades recogidas en la NIIF 4 son las siguientes (DELOITTE, 2004):

- Prohíbe las provisiones para potenciales siniestros no incurridos en la fecha de cierre (provisiones de estabilización y catástrofes).

- Requiere un test de suficiencia para las provisiones técnicas y un test de deterioro para los activos.
- Obliga al asegurador a mantener las provisiones técnicas sin compensarlas con las provisiones de reaseguro.
- Permite modificar los principios contables para calcular las provisiones técnicas descontando los flujos futuros a tipo de interés de mercado.
- Presume que los estados financieros del asegurador resultarán menos relevantes y fiables si introduce principios que reflejen márgenes futuros de inversión en el cálculo de las provisiones técnicas.

El impacto de los cambios contables previstos en la NIIF 4 diferirá para cada aseguradora según sus ramos de negocio, incidiendo más en las empresas de tipo vida, como se ha comentado (Tabla 1.45).

Asimismo, cabe destacar que uno de los objetivos del IASB es conseguir una convergencia con otros principios contables locales (en particular los US GAAP), por lo que muchos aspectos de la NIIF 4, tales como la valoración de los activos financieros y de los negocios de cobertura, son similares a los previstos en los US GAAP.

		Aseguradoras de vida	Aseguradoras no-vida	Reaseguradoras
Cuenta de Pérdidas y Ganancias	Contratos de seguros contra contratos de inversión	Elevado	Bajo	Bajo
Pasivos	Contabilización por separado del componente de depósito	Medio	Bajo	Bajo
	Examen de adecuación de los pasivos	Bajo	Bajo	Bajo
	Provisiones de estabilización y de catástrofes	Ninguno	Elevado	Elevado
	Tratamiento de los derivados incorporados	Medio	Bajo	Bajo
	Tratamiento de participaciones en beneficios	Elevado	Ninguno	Ninguno
Activos	Tratamiento de los activos financieros	Elevado	Elevado	Elevado
	Tratamiento de créditos de reaseguro	Medio	Medio	Bajo

Fuente: Adaptado de SWISS RE (2004), pág. 17.

Impacto de los cambios contables en las entidades aseguradoras
Tabla 1.45

Por lo que respecta al impacto de la NIIF 4 sobre las calificaciones crediticias de las entidades aseguradoras, la agencia Fitch Ratings ha publicado recientemente el informe especial *“Mind the GAAP: Fitch’s view on insurance IFRS”* (FITCH, 2004) en el que concluye que no prevé tomar ninguna medida en relación con las calificaciones ante la adopción de la NIIF. No obstante, la agencia no descarta que, ante la mayor cantidad de información y los nuevos desgloses previstos en la norma, se consiga una mejor percepción del riesgo y se produzcan cambios en las calificaciones.

1.3.5.4. El Plan de Contabilidad de las Entidades Aseguradoras español y las Órdenes Ministeriales en materia de información estadístico-contable

En España, la elaboración de información contable por parte de las entidades aseguradoras está regulada básicamente por el Plan de Contabilidad de las Entidades

Aseguradoras (PCEA), aprobado por Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre, modificado por el Real Decreto 996/2000, de 2 de junio y por el Real Decreto 298/2004, de 20 de febrero.

Si bien el PCEA se verá afectado por los cambios propuestos en el Libro Blanco del ICAC, las peculiares características del sector asegurador reducirán significativamente el impacto real de las modificaciones previstos (RODRÍGUEZ-PONGA SALAMANCA y PASQUAU NIETO, 2002):

- La elaboración de nuevos estados contables no supondrá un cambio sustancial para las aseguradoras, pues el PCEA exige ya la elaboración de un Estado de Flujos de Efectivo. De igual forma, el contenido de los informes financieros de los administradores, que propone el párrafo 8 de la NIC 1, se encuentra recogido en las actuales notas de la memoria, en los mecanismos de control interno que se exigen en virtud del artículo 110 del Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados, y en el actual contenido del Informe de Gestión. Por otro lado, la información del Estado de Valor Añadido no tiene gran sentido en entidades no transformadoras, siendo más eficaz el desglose de los ingresos y gastos técnicos por ramos de actividades incluidos en la nota 9 de la Memoria según el PCEA. Asimismo, los informes medioambientales se exigen ya en la actualidad, de acuerdo con el artículo 20 de la Ley de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados y la Resolución de 25 de Marzo de 2002 del ICAC.
- La nueva clasificación de las partidas del Balance de Situación (circulante/no circulante) y de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias (gastos por funciones) tampoco supondrá una novedad sustancial para las compañías aseguradoras, pues la clasificación del Balance no resultaría más que una labor de adaptación de la información actualmente disponible; por otra parte, la clasificación funcional de los gastos por centros de costes es ya una realidad para estas empresas, a través de la reclasificación de gastos por naturaleza en gastos por destino (grupo 8 del cuadro de cuentas del PCEA).

Por otra parte, existen diversas órdenes ministeriales que han venido a completar las obligaciones de información estadístico-contable de las entidades aseguradoras si bien, a diferencia de las Cuentas Anuales elaboradas conforme al PGCA, muchos de los documentos regulados en estas órdenes no resultan de acceso público para la generalidad de los usuarios¹²⁰. Entre tales normas destacan las siguientes:

- ✓ Orden Ministerial de 23 de diciembre de 1998, por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados y se establecen las obligaciones de información como consecuencia de la introducción del euro. En esta orden se aprobaron los modelos básicos de la documentación estadístico contable anual, trimestral y consolidada que debían

¹²⁰ En el caso de entidades aseguradoras y reaseguradoras, la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones proporciona información pública anual del balance, cuenta técnica del seguro de vida, cuenta técnica del seguro no vida, cuenta no técnica, ramos de actividad, margen de solvencia y cobertura de las provisiones técnicas (vida y no vida).

remitir las entidades aseguradoras y las mutualidades de previsión social a la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones.

- ✓ Orden Ministerial de 24 de julio de 2001, por la que se aprueban modelos de información a suministrar por las entidades aseguradoras. Esta norma modificó la Orden previa de 23 de diciembre de 1998, creando un nuevo modelo relativo a “Información sobre canales de distribución”.
- ✓ Orden EHA/855/2006, de 7 de febrero, por la que se aprueban los modelos de la documentación estadístico-contable anual, trimestral y consolidada a remitir por las entidades aseguradoras. Esta orden, en vigor para la información contable del ejercicio 2006, modifica las obligaciones contables previas, suprimiendo alguno de los modelos actuales y creando otros nuevos. La Tabla 1.46 resume los modelos estadístico-contables previstos por esta nueva norma.

De esta forma, la información sobre riesgos y solvencia se recoge fundamentalmente en los siguientes modelos:

- *Modelo 16 anual y modelo 10 trimestral*: Se recogen los estados para el cálculo del margen de solvencia disponible y de la cuantía mínima del margen de solvencia, durante tres ejercicios consecutivos, comparando ambas cantidades entre sí. Se detallan los distintos componentes del patrimonio neto de la empresa por ramos de actividad (computables o no) y se analizan los elementos inmateriales a deducir.

- *Modelo 17 anual*: Se establecen los estados para el cálculo del fondo de garantía, detallando los elementos que lo componen respecto a los ramos vida y no vida.

- *Modelo 10 anual y modelo 5 trimestral*: Se comparan las primas devengadas, provisiones técnicas constituidas, prestaciones pagadas y participación en beneficios asignada, al comienzo y cierre del ejercicio, respecto a los seguros tipo vida y no vida, detallando los principales aspectos de cada producto comercializado por la entidad.

- *Modelo 11 anual y modelo 11 trimestral*: Se desglosan las distintas provisiones técnicas constituidas por la empresa, distinguiendo los siguientes tipos: provisiones para primas no consumidas; provisiones para riesgos en curso; provisión matemática; provisión del seguro de vida; provisión para participación en beneficios y extornos; provisión de estabilización; provisión de prestaciones pendientes de liquidación o pago; provisión de siniestros pendientes de declaración; provisión de gastos internos de liquidación de siniestros; provisiones técnicas cuando el tomador asume el riesgo de la inversión; y otras provisiones técnicas.

Los estados previstos analizan la evolución de las provisiones a lo largo del último ejercicio (inicio y cierre) distinguiendo entre los seguros del ramo vida y los seguros del ramo no vida.

- *Modelo 15 anual y modelo 9 trimestral*: Se detallan las provisiones técnicas asignadas a cada ramo de seguro (vida y no vida), con indicación de su modalidad (seguro directo o reasegurado aceptado). Asimismo, se analizan los bienes afectos a la cobertura de dichas provisiones, observando posibles excesos o defectos entre ambas partidas.

Los modelos estadístico-contable actuales no recogen ningún Estado de Riesgos Financieros específico, que resultaría de gran utilidad para los usuarios y que debería ser el objetivo inmediato de las normas contables futuras en este ámbito.

DOCUMENTACIÓN ESTADÍSTICO-CONTABLE ANUAL	
MODELO	CONTENIDO
Modelo 0. Hoja de reclamaciones	
Modelo 1. Datos de la entidad	Página 1. Datos de la entidad Página 2. Consejo de administración y responsables de la dirección efectiva durante el ejercicio
Modelo 2. Participaciones en el capital social de la entidad	
Modelo 3. Balance	Modelo 3-A: Activo Modelo 3-P: Pasivo
Modelo 4. Cuenta de Pérdidas y Ganancias	Modelo 4-1: Cuenta técnica del seguro no vida Modelo 4-2: Cuenta técnica del seguro de vida Modelo 4-3: Cuenta no técnica Modelo 4-4: Anexo, desglose de algunas partidas de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias
Modelo 5. Desglose de algunos epígrafes del Balance	Modelo 5-1: Activo Modelo 5-2: Pasivo
Modelo 6. Reclasificación de gastos	
Modelo 7. Desarrollo de las provisiones técnicas para prestaciones (seguro directo)	
Modelo 8. Inversiones en valores	
Modelo 9. Inversiones materiales	
Modelo 10. Ingresos, gastos y provisiones técnicas. Ramo de vida. Seguro directo	Modelo 10-1: Seguros individuales Modelo 10-2: Seguros colectivos Modelo 10-3: Contratos en los que el riesgo de la inversión lo asume íntegramente el suscriptor de la póliza Modelo 10-4: Instrumentación de compromisos por pensiones vía contrato de seguro
Modelo 11. Desglose de provisiones técnicas. Seguro directo, reaseguro aceptado, reaseguro cedido y retrocedido	
Modelo 12. Desglose de reaseguro. Reaseguro cedido.	
Modelo 14. Datos sobre primas pendientes de cobro. Seguro directo, coaseguro aceptado, reaseguro cedido	
Modelo 15. Cobertura de provisiones técnicas	Modelo 15-1: Provisiones técnicas a cubrir seguros de vida Modelo 15-2: Provisiones técnicas a cubrir seguros no vida
Modelo 16. Estado del Margen de Solvencia	
Modelo 17. Fondo de garantía	
Modelo 18. Detalle por ramos y modalidades del número de póliza	Página 1: Detalle por ramos y modalidades del número de pólizas y de primas cobradas. Ramos no vida. Seguro directo. Página 2: Detalle por ramos y modalidades del número de pólizas. Ramo de vida (individuales y colectivos). Seguro directo. Página 3: Detalle por ramos y modalidades del número de pólizas. Ramo de vida (Contratos en los que riesgo de la inversión lo asume el suscriptor de la póliza). Seguro directo.
Modelo 19. Clasificación por países de las primas y las prestaciones del reaseguro aceptado y del reaseguro cedido y retrocedido	
Modelo 20. Estado de Capitales Propios	
Modelo 21. Modelo de control interno	
Modelo 22. Distribución territorial, operaciones en régimen de derecho de establecimiento y en libre prestación de servicios	Páginas 1 y 2: Distribución territorial del negocio. Páginas 3, 4, 5: Operaciones de entidades españolas realizadas en el Espacio Económico Europeo.

Modelos que integran la documentación estadístico-contable de las entidades aseguradoras españolas
Tabla 1.46 (I)

DOCUMENTACIÓN ESTADÍSTICO-CONTABLE ANUAL	
MODELO	CONTENIDO
Modelo 23. Canales de distribución	Modelo 23.1: Página 1. Pólizas de vida contratadas Página 2. Pólizas no vida contratadas Modelo 23.2: Página 1. Primas totales vida contratadas Página 2. Primas totales no vida contratadas Modelo 23.3: Página 1. Pólizas vida nuevas contratadas durante el año Página 2. Pólizas no vida nuevas contratadas durante el año Modelo 23.4: Página 1. Primas vida nueva producción del año Página 2. Primas no vida nueva producción del año Modelo 23.5: Delegaciones de entidad con producción directa Modelo 23.6: Distribución a través de entidades financieras y de crédito Modelo 23.7: Acuerdos con otras entidades aseguradoras para compartir redes de distribución. Modelo 23.8: Página 1. Canal de agentes de seguros. Primas de cartera y primas nueva producción del canal de agentes de seguros. Página 2. Canal de agentes de seguros. Número de contratos de agencia. Modelo 23.9: Página 1. Canal de corredores de seguros. Primas de cartera y primas nueva producción de corredores de seguros. Página 2. Canal de corredores de seguros. Número e identificación de corredores/corredurías. Modelo 23.10. Página 1. Canal de agentes de seguros. Primas de cartera de agentes de seguros en relación con la nueva producción realizada en el ejercicio. Página 2. Canal de corredores de seguros. Primas de cartera de corredores/corredurías en relación con la nueva producción realizada en el ejercicio.
DOCUMENTACIÓN ESTADÍSTICO-CONTABLE TRIMESTRAL	
MODELO	CONTENIDO
Modelo 1. Datos de la entidad	Página 1. Datos de la entidad Página 2. Consejo de administración y responsables de la dirección efectiva durante el ejercicio
Modelo 2. Participaciones en el capital social	
Modelo 3. Balance	Modelo 3-A: Activo Modelo 3-P: Pasivo
Modelo 4. Cuenta de Pérdidas y Ganancias	Modelo 4-1: Cuenta técnica del seguro no vida Modelo 4-2: Cuenta técnica del seguro de vida Modelo 4-3: Cuenta no técnica Modelo 4-4: Desglose de primas de determinados ramos
Modelo 5. Desglose de ingresos, gastos y provisiones técnicas. Ramo de vida. Seguro directo.	Modelo 5-1: Seguros individuales Modelo 5-2: Seguros colectivos Modelo 5-3: Contratos en los que el riesgo de la inversión lo asume íntegramente el suscriptor de la póliza. Modelo 5-4: Instrumentación de compromisos por pensiones vía contrato de seguro. Cuadro resumen
Modelo 6. Reclasificación de gastos	
Modelo 7. Control de la suficiencia de la provisión técnica para prestaciones. Seguro directo. Ramos no vida.	
Modelo 8. Inversiones y tesorería	
Modelo 9. Cobertura de provisiones técnicas	Modelo 9-1: Provisiones técnicas a cubrir seguros de vida Modelo 9-2: Provisiones técnicas a cubrir seguros no vida
Modelo 10. Estado del Margen de Solvencia	
Modelo 11. Desglose de provisiones técnicas. Seguro directo, reaseguro aceptado, reaseguro cedido y retrocedido	
Modelo 12. Desglose de reaseguro. Reaseguro cedido.	

Fuente: Orden Ministerial EHA/855/2006, de 7 de febrero.

Nota: Para las mutualidades de previsión social se han definido modelos diferenciados.

**Modelos que integran la documentación estadístico-contable de las entidades
aseguradoras españolas
Tabla 1.46 (y II)**

1.3.5.5. Otras regulaciones contables en el ámbito financiero

Adicionalmente a los organismos reguladores previos, existen otras instituciones a nivel supranacional que han trabajado activamente para la consecución de una información contable adecuada en el ámbito de la gestión de riesgos financieros.

En Septiembre de 1994, el *Euro-currency Standing Committee of the Central Banks of the G-10 Countries* (ECSC) elaboró un documento crucial en el ámbito de la regulación de riesgos financieros, titulado “*Public Disclosure of Market and Credit Risks by Financial Intermediaries*”, conocido como “*Fisher Report*” (ESCS, 1994).

Este documento, que reconoce las limitaciones de los estados contables actuales para informar adecuadamente sobre el riesgo de las entidades, recomienda que todos los intermediarios financieros elaboren y revelen información cuantitativa sobre sus riesgos de mercado y de crédito, así como sobre su riesgo operacional en las actividades de intercambios comerciales. No obstante, dicha información debe considerarse complementaria a las convenciones contables actuales, y en ningún caso sustitutiva.

Para proporcionar estos datos, deben considerarse las evaluaciones de riesgo realizadas internamente por las empresas en la gestión de sus riesgos, si bien ello limita su comparabilidad interempresarial.

En particular, se contempla la siguiente información a revelar respecto a los distintos tipos de riesgo:

- ✓ Riesgo de mercado: Se informará sobre el riesgo asociado a las carteras más relevantes (tipos de riesgo, valoración de las carteras, sensibilidad ante cambios en los precios, etc), así como el desempeño conseguido por la empresa en la gestión de dicho riesgo (métodos utilizados, rentabilidad obtenida, etc).
- ✓ Riesgo de crédito: Se informará sobre la exposición actual y futura al riesgo de crédito (medida a través del coste de reposición), calidad crediticia de las contrapartes, y mecanismos utilizados por la empresa para la gestión del riesgo de crédito.

A pesar de lo anterior, el documento admite que no se ha llegado a un consenso sobre las mejores prácticas para la gestión del riesgo de crédito, ni sobre la inclusión de esta información en los formatos actuales de información financiera o el desarrollo de un nuevo estado.

En 1998 un nuevo grupo del *Euro-currency Standing Committee* analizó los pasos necesarios para la revelación eficaz de información sobre riesgos, concluyendo que para conseguir una disciplina de mercado más transparente y eficaz se precisaba que todas las entidades informaran sobre sus exposiciones a riesgos financieros, e insistiendo en la necesidad de constituir un nuevo grupo de estudio que continuase con los análisis en este ámbito.

Así, en 1999 se constituyó el denominado “*Multidisciplinary Working Group on Enhanced Disclosure*” (MWGEH), conocido como Grupo de Trabajo “*Fisher II*”, al que pertenecen la IOSCO, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, el Comité del Sistema Financiero Global de los bancos centrales del G-10 y la International

Association of Insurance Supervisors (IAIS), con la misión de analizar la inclusión de información sobre riesgos financieros (mercado, crédito y liquidez) en los estados contables de los intermediarios financieros¹²¹.

Este grupo de trabajo formuló a finales de Abril de 2001 el denominado “*Final Report*” o “*Fisher II Report*” (MWGED, 2001), con tres conclusiones principales:

- Equilibrio entre información cuantitativa y cualitativa: Los intermediarios financieros deberían publicar regularmente información cuantitativa sobre los riesgos a los que están sometidos y sobre la eficacia de sus sistemas de control. La información cualitativa resulta asimismo un componente importante y necesario de los estados contables, si bien precisa apoyarse en la información cuantitativa.
- Consistencia con las prácticas internas de riesgo de la empresa: La información revelada debe ser consistente con las prácticas de gestión aplicadas por la entidad, informando de los cambios en el perfil de riesgo de la empresa a lo largo del tiempo, sobre las exposiciones al riesgo de la firma, etc. No obstante, la información proporcionada también debe ser comparable entre empresas, por lo que debe buscarse un equilibrio entre las prácticas de cada compañía y los modelos de estados que se formulen.
- Información intraperiodo: Debe ofrecerse información acerca de las variaciones ocurridas en los riesgos durante el periodo (media, moda, extremos superiores e inferiores), especialmente por lo que respecta al riesgo de mercado.

Centrando la atención en los datos contables que se recomienda revelar a las entidades financieras, éstos se agrupan en dos grandes categorías¹²²:

✓ *Información cualitativa*: Descripción de las exposiciones al riesgo de la entidad y de las políticas de gestión de riesgo, descripción y explicación de los datos cuantitativos sobre riesgos aportados por la empresa.

✓ *Información cuantitativa*: En este ámbito el “*Final Report*” presenta un mayor desarrollo de la información a revelar, organizada por tipos de riesgo, incluyéndose en su anexo un ejemplo de cada categoría.

- Riesgo de mercado (en intercambios comerciales y otras operaciones): Información sobre el valor en riesgo (VaR) de cada cartera relevante, desagregado por tipo de riesgo o activos, estimado por periodos diarios y quincenales, y presentado en términos de media y extremos superior e inferior. Inclusión de información sobre pruebas de estrés; información sobre riesgos y rendimientos, incluyendo un histograma de las pérdidas/ganancias diarias divididas por el VaR correspondiente; descripción comparativa de la relación entre el VaR y los resultados obtenidos por la entidad; medidas cuantitativas acerca de la exposición global de la firma al riesgo de mercado, clasificadas por tipo de riesgo.
- Riesgo de liquidez: Información cuantitativa y cualitativa sobre la tesorería y fondos líquidos disponibles por la empresa.

¹²¹ Bancos, compañías de negocios, sociedades de valores y fondos especulativos.

¹²² Inicialmente se recomienda la presentación de información trimestral.

- Riesgo de crédito: Información sobre las exposiciones al riesgo de crédito, desagregadas por categorías, incluyendo colaterales y otros acuerdos de mitigación de riesgos; información sobre las exposiciones al riesgo de crédito, desagregadas por ratings crediticios (internos o externos), así como por madurez o vencimiento de las exposiciones; información sobre impagados, indemnizaciones, recargos y provisiones.
- Riesgos de aseguradoras: Las aseguradoras no-vida deberán informar sobre la adecuación de sus reservas, precios y ratios de siniestralidad.

Además, el MWGEH contempla otras informaciones relevantes sobre riesgos, sometidas aún a deliberación, entre las que se incluyen los datos relacionados con las concentraciones de riesgo y con las calificaciones crediticias, que se consideran esenciales para la gestión del riesgo de crédito. Asimismo, se señalan como áreas de desarrollo futuro la evaluación avanzada del riesgo de mercado y los principios generales para la evaluación del riesgo de liquidez.

No obstante, el MWGEH no se refiere específicamente a ningún “Estado de Riesgos”, sino que afirma que, de hecho, mucha de esta información se encuentra ya recogida, de una u otra forma, en los estados contables actuales (MWGED, 2001, pág. 10).

Otro de los organismos internacionales que ha desarrollado un importante trabajo en el ámbito de la relevancia de riesgos financieros es el *Joint Forum*, organismo formado por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, la IOSCO y la International Association of Insurance Supervisors (IAIS). Este organismo, establecido en 1996 para el análisis de temas comunes a la banca, empresas de valores y sector asegurador, ha elaborado distintos documentos relativos a riesgos financieros, entre los que destacan:

- “*Risk concentrations principles*” (THE JOINT FORUM, 1999b): Se establece la necesidad de revelar información relativa a las concentraciones de riesgo, sea cual sea su origen (riesgo de crédito, riesgo-país, riesgo de mercado, riesgo de liquidez y riesgo de reaseguro), así como las prácticas de diversificación llevadas a cabo.
- “*Risk management practices and regulatory capital*” (THE JOINT FORUM, 2001): Se analizan las similitudes y diferencias en la gestión de riesgos por parte de los bancos, empresas de valores y entidades aseguradoras, considerando los principios para el establecimiento de capitales reguladores establecidos en THE JOINT FORUM (1999a). Así, se comprueba que, mientras que el principal riesgo al que están sometidos los bancos es el riesgo de crédito, las entidades de valores se ven más afectadas por los riesgos de mercado y liquidez, mientras que las aseguradoras se centran en el cálculo de sus provisiones técnicas. De esta forma, existen importantes diferencias entre los métodos de gestión de riesgos empleados en cada sector, lo que dificulta la formulación de requerimientos comunes para su control. A ello también contribuye la variedad de prácticas contables, pues mientras las empresas de valores utilizaban el valor razonable para la valoración de su Balance, los bancos y entidades aseguradoras continuaban utilizando en su mayoría costes históricos.

- “Trend in risk integration and aggregation” (THE JOINT FORUM, 2003b): Se analizan distintas técnicas utilizadas para la agregación de diferentes fuentes de riesgos mediante medidas cuantitativas de riesgo (generalmente técnicas estadísticas y matemáticas), estableciéndose la necesidad de que los reguladores monitoreen dichos métodos.

En 2004 se formuló una revisión del “Fisher II Report” por parte del Joint Forum, bajo la denominación “Financial Disclosure in the Banking, Insurance and Securities Sectors: Issues and Analysis” (THE JOINT FORUM, 2004), a través de una encuesta a 66 instituciones financieras. Las situaciones observadas respecto a la aplicación de las recomendaciones del MWGEH fueron las siguientes:

- Riesgo de mercado: Se está proporcionando información relativa a la metodología VaR y su comparación con los resultados de la entidad. No obstante, los datos sobre pruebas de estrés son menos numerosos.
- Riesgo de liquidez: Las recomendaciones iniciales resultan muy complejas, por lo que la mayoría de las empresas incluyen exclusivamente descripciones de tipo cualitativo.
- Riesgo de crédito: La información revelada acerca de préstamos y derivados es extensa, si bien, por lo que se refiere a ratings, no es mayoritaria.
- Riesgo de aseguradoras: Las aseguradoras no-vida han aceptado con carácter general las recomendaciones efectuadas.

Asimismo, este organismo ha desarrollado diversas recomendaciones en el ámbito del riesgo de crédito (THE JOINT FORUM, 2005) y riesgo operacional (THE JOINT FORUM, 2003a), en las que se requiere la mejora de la presentación de información relevante relativa a los mismos.

Una iniciativa privada en este ámbito fue el *Counterparty Risk Management Policy Group*, que apareció en 1999 con el objetivo de describir las prácticas utilizadas por las distintas entidades para la gestión del riesgo de crédito, de mercado y de liquidez (CRMPG, 1999). A pesar de que este grupo llegó a conclusiones interesantes en distintos puntos (como la medición adecuada del riesgo de liquidez o los efectos del apalancamiento sobre el riesgo de la empresa), no recomendó la revelación pública de esta información.

1.4. Nuevas tendencias en la gestión de riesgos financieros

En los momentos actuales el marco teórico general de la gerencia de riesgos se encuentra bastante desarrollado, a pesar de lo cual existen distintos aspectos susceptibles de mejora y desarrollo en el futuro.

En particular, los retos más importantes en la gestión de riesgos se sitúan en el ámbito de la identificación y medición (IFAC, 1999, págs. 41-42), que abarca a distintas disciplinas tales como la ingeniería, las ciencias actuariales, las matemáticas y el análisis financiero.

Con carácter general, las tendencias en este ámbito se centran en el desarrollo de modelos cuantitativos de medición más eficaces y completos, tanto por lo que

respecta a la medida de riesgos individuales (crédito, mercado, operacional, etc.) como en cuanto a la agregación del conjunto de riesgos de la entidad.

En los últimos años, la aparición de nuevos tipos de riesgos, la cambiante regulación financiera y el propio dinamismo de los mercados ha llevado al desarrollo de nuevas medidas de riesgo, relacionadas fundamentalmente con los siguientes aspectos (BESSIS, 2002, pág. xvii):

- El abaratamiento de las tecnologías de la información ha permitido obtener una gran cantidad de datos relevantes para la gestión de riesgos, que pueden almacenarse a bajo coste, permitiendo desarrollar nuevos modelos basados en el tratamiento intensivo de bases de datos (modelos VaR avanzados, sistemas OLAP¹²³, propuestas basadas en Aprendizaje Máquina e Inteligencia Artificial).
- El análisis de escenarios se contempla como una técnica de gran valía para la determinación del impacto de los riesgos sobre la creación de valor para los accionistas (*"Shareholder Value Analysis"*), considerando tanto datos históricos de la empresa como informaciones comparativas respecto a otras entidades (*"benchmarking"*).

A partir de estas propuestas, la presente Memoria tiene como objetivo principal desarrollar una solución eficaz para la medición y control del riesgo de crédito que, mediante la combinación de técnicas estadísticas y de Inteligencia Artificial, permita el desarrollo de modelos internos de gestión que den respuesta a las exigencias establecidas por las nuevas regulaciones en materia financiera.

¹²³ Los sistemas OLAP (*"On-Line Analysis and Processes"*) permiten la toma de decisiones de riesgos en tiempo real y a través de medios telemáticos.

Bibliografía – Capítulo 1

- ABAD, P. y BENITO, S. (2005): "Un modelo paramétrico para la estimación del riesgo. Aplicación al cálculo del VAR". 1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos, Barcelona, 6-7 de octubre.
- ACCOUNTING STANDARDS BOARD (ASB) (1994): "FRS 5 Reporting the Substance of Transactions". Accounting Standards Board. Londres.
- ACCOUNTING STANDARDS BOARD (ASB) (1998): "Derivatives and other Financial Instruments: Disclosures". Accounting Standards Board. Londres, septiembre.
- ACCOUNTING STANDARDS BOARD (ASB) (2004a): "Operating and Financial Review. Reporting Standard 1". Accounting Standards Board. Londres, noviembre.
- ACCOUNTING STANDARDS BOARD (ASB) (2004b): "Life Assurance". Financial Reporting Exposure Draft. Accounting Standards Board. Londres, julio.
- ACCOUNTING STANDARDS BOARD (ASB) (2005): "Operating and Financial Review. Reporting Exposure Draft 1 (RED 1)". Accounting Standards Board. Londres.
- ACCOUNTING STANDARDS BOARD (ASB) (2006): "Operating and Financial Review". Accounting Standards Board. Londres, enero.
- AICPA SPECIAL COMMITTEE ON FINANCIAL REPORTING (AICPA-SCBR) (1997): "Improving Business Reporting – A Customer Focus: Meeting the Information Needs of Investors and Creditors". Special Committee of the American Institute of Certified Public Accountants. Nueva York, diciembre.
- AIRMIC; ALARM e IRM (2002): "A Risk Management Standard". The Association of Insurance and Risk Managers (AIRMIC), the National Forum for Risk Management in the Public Sector (ALARM) and the Institute of Risk Management (IRM). Londres.
- ALEXANDER, C. (2000): "Bayesian Methods for Measuring Operational Risk". Discussion Papers in Finance 2000-02. University of Reading. ISMA Center.
- ALEXANDER, C. (ed.) (2003): "Operational Risk. Regulation, Analysis and Management". Prentice Hall. Londres.
- ALVES, M.A. y MORAIS, A.I. (2004): "Business risk: Management and reporting. The case of two leading companies in the highway industry". XVIII Congreso Anual – XIV Congreso Hispano-Francés de la Asociación Europea de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM), Vigo.
- ALVES, M.A. y MORAIS, A.I. (2005): "Divulgação de informação sobre o risco financeiro. O caso das empresas do PSI 20 e do IBEX 35". XIII Congreso AECA, Oviedo, 22-24 Septiembre.
- AMBROSE, J.M. y SEWARD, J.A. (1988): "Best's Ratings, Financial Ratios and Prior Probabilities in Insolvency Prediction". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 229-244.
- AMERICAN ACADEMY OF ACTUARIES (2002): "Comparison of the NAIC Life, P&C and Health RBC Formulas". Academy Joint RBC Task Force. American Academy of Actuaries, Febrero.
- AMERICAN ACADEMY OF ACTUARIES (2006): *Risk-Focused Surveillance Framework*". Casualty Actuarial Task Force. American Academy of Actuaries, Junio.
- AMERICAN INSTITUTE OF CERTIFIED PUBLIC ACCOUNTANTS (AICPA) (1987): "Report of the Task Force on Risk and Uncertainties". American Institute of Certified Public Accountants. Nueva York.

- AMERICAN INSTITUTE OF CERTIFIED PUBLIC ACCOUNTANTS (AICPA) (1994a): “*Improving Business Reporting – A Customer Focus*”. American Institute of Certified Public Accountants. Nueva York.
- AMERICAN INSTITUTE OF CERTIFIED PUBLIC ACCOUNTANTS (AICPA) (1994b): “*Disclosure of Certain Risks and Uncertainties, Statement of Position 94-6 (SOP)*”. Accounting Standards Executive Committee (AcSEC), American Institute of Certified Public Accountants. Nueva York, diciembre.
- AMERICAN INSTITUTE OF CERTIFIED PUBLIC ACCOUNTANTS (AICPA) (2005) [en línea]: “*Database of Materials on User’s Needs for Information*”. http://accounting.rutgers.edu/raw/aicpa/dbase/d_index.htm (Fecha de consulta: 28-03-2005).
- ARCENEGUI RODRIGO, J.A. y MOLINA SÁNCHEZ, H. (2004): “El papel de la auditoría interna en la supervisión del riesgo operativo. El caso de las cajas de ahorro españolas”. *V Jornada de Predicción de la Insolvencia Empresarial “La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal”*. Oviedo, 18 y 19 de Noviembre (CD).
- ARTÉS I MORATA, D. (2004): “El riesgo operacional: Los casos ENRON y WORLDCOM”. *V Jornada de Predicción de la Insolvencia Empresarial “La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal”*. Oviedo, 18 y 19 de Noviembre (CD).
- ARTHUR ANDERSEN (1995): “*Managing Business Risks: An Integrated Approach*”. Arthur Andersen. Nueva York.
- ARTHUR ANDERSEN (1996): “*Business Risk Model™*”. Arthur Andersen. Nueva York.
- ASOCIACIÓN DE COOPERATIVAS Y MÚTUAS EUROPEAS (ACME) (2004): “*Position of the European Mutual and Cooperative Insurers on Solvency II*”. Asociación de Cooperativas y Mútuas Europeas. Bruselas, Septiembre.
- BABIO ARCAÏ, M.R. y MUIÑO VÁZQUEZ, M.F. (2001): “*Prácticas de Gobierno y Transparencia Informativa*”. *XI Congreso AECA*, Madrid.
- BAKER, C.R. (1997): “*Implementing the SOP and Risks and Uncertainties*”. *The CPA Journal*, febrero.
- BANCO DE ESPAÑA (2004): “*Circular nº 4/2004, de 22 de Diciembre. Normas de Información Financiera Pública y Reservada y Modelos de Estados Financieros*”. Banco de España. Madrid.
- BANCO DE ESPAÑA (2005a): “*Circular nº 3/2005, de 30 de Junio. Modificación de la Circular 5/1993, de 26 de marzo, sobre determinación y control de los recursos propios mínimos*”. Banco de España. Madrid.
- BANCO DE ESPAÑA (2005b): “*Regulación Financiera: Cuatro Trimestre de 2004*”. *Boletín Económico*, enero, págs. 109-122.
- BANCO DE ESPAÑA (2006): “*Circular nº 2/2006, de 30 de Junio. Modificación de la Circular 5/1993, de 26 de marzo, sobre determinación y control de los recursos propios mínimos*”. Banco de España. Madrid.
- BAPST, P.-A. y SOLÍS CÉSPEDES, J. (2005): “El mapa de riesgos, punto de partida de la gestión global de riesgos empresariales”. *Estrategia Financiera*, nº 217, mayo, págs. 38-45.
- BARFIELD, R. (2004): “*The nature of risk: Deep impact – Basel in the European Union*”. *Balance Sheet*, vol. 12, nº 5, págs. 32-37.
- BARNIV, R. y McDONALD, J.B. (1992): “Identifying financial distress in the insurance industry: A synthesis of methodological and empirical issues”. *Journal of Risk and Insurance*, vol. 59, nº 4, págs. 543-574.
- BERGER, A.N.; SCOTT FRAME, W. y MILLER, N.H. (2005): “Credit scoring and the availability, price, and risk of small business credit”. *Journal of Money, Credit, and Banking*, vol. 37, nº 2, abril, págs. 191-222.

- BERNALDO DE QUIRÓS, J. (2002): "Solvencia II: Un reto en común para las aseguradoras y los supervisores". Investigación Cooperativa entre Entidades Aseguradoras y Fondos de Pensiones (ICEA). Conferencia Impartida el 20 de mayo de 2002.
- BESSIS, J. (2002): "Risk Management in Banking". John Wiley & Sons. Chichester.
- BIELECKI, T.R. y RUTKOWSKI, M. (2002): "Credit Risk: Modeling, Valuation and Hedging". Springer-Verlag. Heidelberg.
- BLACK, F. y SCHOLES, M. (1970): "A Theoretical Valuation Formula for Options, Warrants and Other Securities". *Financial Note no. 16B*, Black papers, box 28, Working Paper Masters #2, octubre.
- BLACK, F. y SCHOLES, M. (1972): "The Valuation of Option Contracts and a Test of Market Efficiency". *Journal of Finance*, nº 27, págs. 399-417.
- BOTOSAN, C. (1997): "Disclosure level and the cost of equity capital". *The Accounting Review*, vol. 72, nº 3, julio.
- BOTOSAN, C. y PLUMLEE, M. (2002): "A re-examination of disclosure level and the expected cost of equity capital". *Journal of Accounting Research*, vol. 40, nº 1, págs. 21-40.
- BRENDER, A. (2004): "Risk Based Capital Requirements for Life Insurers". Office of the Superintendent of Financial Institutions. Conferencia impartida a la Society of Actuaries, 26 de febrero.
- BROCKETT, P.L.; COOPER, W.W. (1990): "Report to the state auditor and the state board of insurance on early warning systems to monitor the performance of insurance companies in Texas". Office of the State Auditor. Austin.
- BROCKETT, P.L.; COOPER, W.W.; COLDEN, L.L. y PITAKTONG, U. (1994): "A neural network method for obtaining early warning of insurance insolvency". *Journal of Risk and Insurance*, nº 61, págs. 402-424.
- BROCKETT, P.L.; COOPER, W.W.; GOLDEN, L.L.; ROUSSEAU, J.J. y WANG, Y. (2004): "Evaluating solvency versus efficiency performance and different forms of organization and marketing in US property - liability insurance companies". *European Journal of Operational Research*, vol. 154, nº 2, págs. 492-514.
- BROWN, P.; TAYLOR, S.L. y WALTER, T.S. (1999): "The impact of statutory sanctions on the level and information content on voluntary corporate disclosure". *Abacus*, nº 35, págs. 138-162.
- BUNGE, A.; SCOTT, H. y JACKSON, H. (2002): "Operational Risk Insurance - Treatment under the New Basel Accord". Harvard University. International Finance Seminar, primavera.
- CABEDO SEMPER, J.D. y TIRADO BELTRÁN, J.M. (2003): "La información pública sobre riesgos empresariales". *Partida Doble*, nº 143, págs. 18-23.
- CABOS ORTÍZ, F. (2001): "La gestión de riesgos: un enfoque práctico". *Partida Doble*, nº 124, págs. 64-76.
- CALONGE CONDE, M. (2004): "Las modificaciones del régimen de contratación en seguro en la Ley 34/2003 y en el Real Decreto 397/2004". *Revista Española de Seguros*, nº 120, págs. 535-549.
- CANCELA FRÍAS, J. (2005): "La aplicación del BPM en la gestión de riesgos operacionales". *Estrategia Financiera*, nº 219, julio-agosto, págs. 58-61.
- CAROSIO, G. (1998): "Consecuencias de las propuestas del Comité de Basilea para la gestión del riesgo y la valoración del riesgo de mercado". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds): "La Gestión del Riesgo de Mercado y de Crédito: Nuevas Técnicas de Valoración". Fundación BBV. Bilbao, págs. 223-240.

- CATHCART, A. (2005): "Implementation of Basel 2. A regulator's perspective". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- CEA GARCÍA (1995): "La información contable sobre riesgo empresarial. Una necesidad insatisfecha". *Boletín AECA*, mayo-septiembre, págs. 34-37.
- CEA GARCÍA, J.L. (1992): "In search of a better and a more complete accounting information about the income risk". *15th Congress of the European Accounting Association*, Madrid.
- CEA GARCÍA, J.L. (1996): "La búsqueda de la racionalidad económico-financiera. Imperativo prioritario para la investigación contable". Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Madrid.
- CHARTERED INSTITUTE OF MANAGEMENT ACCOUNTANTS (CIMA) (2001): "Fraud Risk Management – A Guide to Good Practice". CIMA's Fraud and Risk Management Working Group. Londres.
- CHIONSINI, G.; FOGLIA, A. y REEDTZ, P.M. (2003): "Bank mergers, diversification and risk". Working Paper. Banca d'Italia, Roma.
- CHOW, C.W. y WONG-BOREN, A. (1987): "Voluntary financial disclosure by Mexican corporations". *The Accounting Review*, vol. 62, nº 3, julio, págs. 533-541.
- COLLEGI D'ACTUARIS DE CATALUNYA (2006) [en línea]: "Legislación española en material de seguros y fondos y planes de pensiones". <http://www.actuaris.org/legislacio.htm> (Fecha de consulta: 24/06/2006).
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (1999): "The Review of the overall Financial Position of Insurance Undertaking – Solvency II Review". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2005/99. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2001a): "Solvency II – Presentation of the proposed work". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2027/01. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2001b): "Banking rules – Relevant for the Insurance Sector?". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2056/01. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2001c): "Risk-based Capital Systems". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2085/01. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002a): "Considerations on the links between financial statements and supervisory returns of insurance undertakings". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2514/02. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002b): "Risk models of insurance companies or groups". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2515/02. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002c): "Current and future solvency work in the IAIS and within the actuarial profession from a Solvency II point of view". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2520/02. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002d): "Report of the working group on life assurance to the IC Solvency Subcommittee". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2528/02. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002e): "Risk Report of the working group on non-life assurance to the IC Solvency Subcommittee". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2529/02. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002f): "Solvency II: Review of work". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2536/02. Bruselas.

- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2002g): *"Considerations on the design of a future prudential supervisory system"*. Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/2535/02. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2003): *"Concepción de un futuro sistema de control cautelar en la UE – Recomendaciones de los servicios de la Comisión"*. Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/F3/UL D(2003), 3 de marzo. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2004): *"Propuestas de Directivas del Parlamento Europeo y del Consejo, por las que se refunden la Directiva 2000/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo de 20 de marzo de 2000 relativa a la actividad de las entidades de crédito y a su ejercicio y la directiva 93/6/CEE del Consejo sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito"*. COM(2004) 486 final. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2005): *"Solvency II Roadmap – towards a Framework Directive. Note to the Members of the Insurance Committee"*. MARKT/2502/05-rev.1-EN. Bruselas, 23 de Marzo.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2006) [en línea]: *"Solvency 2. Introduction"*. Bruselas. http://ec.europa.eu/internal_market/insurance/solvency2/index_en.htm (Fecha de consulta: 21/05/2006).
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1988): *"International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1996): *"Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999a): *"Best Practices for Credit Risk Disclosure"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999b): *"Credit Risk Modelling: Current Practices and Applications"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, abril.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999c): *"Principles for the Management of Credit Risk"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999d): *"Sound Practices for Loan Accounting and Disclosure"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2000a): *"Best Practices for Credit Risk Disclosure"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2000b): *"Principles for the Management of Credit Risk"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2001): *"Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2002): *"The Quantitative Impact Study for Operational Risk: Overview for Individual Loss Data and Lessons Learned"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2003a): *"High-level principles for the cross-border implementation of the New Accord"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, agosto.

- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2003b): *"Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, febrero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2004a): *"Convergencia Internacional de Medidas y Normas de Capital (marco revisado)"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, junio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2004b): *"Implementation of Basel II: Practical Considerations"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2004c): *"Principles for the home-host recognition of AMA operational risk capital"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005a): *"Studies on the Validation of Internal Rating Systems"*. Working Paper nº 14. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, febrero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005b): *"Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework"*. Newsletter nº 6. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, Septiembre.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005c): *"International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, noviembre.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (CSBB) (1998): *"Enhancing Bank Transparency"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- COMITÉ OLIVENCIA (1998) [en línea]: *"Informe del Comité Olivencia sobre el Gobierno de las Sociedades"*. Comisión Especial para el Estudio de un Código Ético de los Consejos de Administración de las Sociedades. Madrid, 26 de febrero. <http://www.etnor.org> (Fecha de consulta: 17/12/2005).
- COMMITTEE OF EUROPEAN BANKING SUPERVISORS (CEBS) (2004): *"Guidelines on Prudential Filters"*. Committee of European Banking Supervisors. Londres, diciembre.
- COMMITTEE OF EUROPEAN BANKING SUPERVISORS (CEBS) (2005a): *"Consultation Paper on Financial Reporting"*. Committee of European Banking Supervisors. Londres, abril.
- COMMITTEE OF EUROPEAN BANKING SUPERVISORS (CEBS) (2005b): *"First Progress Report on Supervisory Convergence in the Field of Banking for the Financial Services Committee – CEBS/05/67"*. Committee of European Banking Supervisors. Londres, junio.
- COOKE, T.E. (1989): *"Disclosure in the Corporate Annual Reports of Swedish Companies"*. *Accounting and Business Research*, vol. 19, nº 74, págs. 113-124.
- COOKE, T.E. (1991): *"An assessment of voluntary disclosure in annual reports of Japanese corporations"*. *International Journal of Accounting*, vol. 26, nº 3, págs. 174-189.
- COOKE, T.E. (1993): *"Disclosure in Japanese corporate annual reports"*. *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 20, nº 4, págs. 521-525.
- CORONA ROMERO, E. y GARCÍA MARTÍNEZ, F. (2005): *"Circular 4/2004 del Banco de España: Las nuevas normas de información financiera para entidades de crédito"*. *Partida Doble*, nº 163, febrero, págs. 6-25.
- COUNTERPARTY RISK MANAGEMENT POLICY GROUP (CRMPG) (1999): *"Improving Counterparty Risk Management Practices"*. Counterparty Risk Management Policy Group, junio.
- CUARTA DIRECTIVA 78/660/CEE del Consejo, de 25 de julio de 1978, basada en la letra g) del apartado 3 del artículo 54 del Tratado y relativa a las cuentas anuales de determinadas formas de sociedad.

- CUERVO GARCÍA, A.; RODRÍGUEZ SÁIZ, L.; PAREJO GÁMIR, J.A., y CALVO, A. (2001): "Manual del Sistema Financiero Español". Ariel Economía. Barcelona.
- CUMMINS, J.D.; GRACE, M.F. y PHILLIPS, R.D. (1999): "Regulatory solvency prediction in property-liability insurance: Risk-based capital, audit ratios, and cash flow simulation". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 66, nº 3, págs. 417-458.
- CUMMINS, J.D.; HARRINGTON, S. y KLEIN, R. (1995): "Insolvency experience, risk-based capital, and prompt corrective action in property-liability insurance". *Journal of Banking and Finance*, nº 19, págs. 511-527.
- CUMMINS, J.D.; HARRINGTON, S. y NIEHAUS, G. (1993): "An economic overview of risk-based capital requirements in the property-liability insurance industry". *Journal of Insurance Regulation*, nº 11, págs. 427-447.
- DATOO, M. (2005): "Seeing through the clouds to evaluate reinsurer performance". *The 14th ART Tech Conference for Risk Retention Pools*, 31 julio – 3agosto.
- DE LA CRUZ GONZÁLEZ, J. (1998): "Una evaluación crítica de las nuevas medidas de gestión y control del riesgo de mercado desde una perspectiva de supervisión". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds): "La Gestión del Riesgo de Mercado y de Crédito: Nuevas Técnicas de Valoración". Fundación BBV. Bilbao, págs. 241-282.
- DE LA CRUZ GONZÁLEZ, J. (2002): "Nuevos enfoques en el control y gestión del riesgo de crédito dentro de Basilea II: el proyecto sectorial de las cajas de ahorro españolas". Incluido en DOLDÁN TIÉ, F. y RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (eds.): "La gestión del riesgo de crédito". AECA Monografías. Madrid.
- DE LARA HARO, A. (2003): "Medición y control de riesgos financieros". Editorial Limusa. México D.F.
- DE PABLO LÓPEZ, A. (1998): "Valoración Financiera". Centro de Estudios Ramón Areces. Madrid.
- DEL ÁGUILA QUESADA, J.; CORTÉS GARCÍA, F.J.; FERNÁNDEZ RUIZ, I.; GARCÍA MORENO, F. (2002): "El Riesgo en la Industria Bancaria. Una Aproximación a Basilea II". Instituto Cajamar. Almería.
- DEL POZO GARCÍA, E.M. (2001): "Modelo de control de la solvencia en la Unión Europea. Un análisis crítico". Documento de Trabajo 01-20. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Universidad Complutense de Madrid.
- DELOITTE (2004): "Novedades. Normas Internacionales de Información Financiera". *IAS Plus Spain*, nº 3, junio.
- DEMSETZ, R.S. y STRAHAN, P.E. (1997): "Diversification, size, and risk at bank holding companies". *Journal of Money, Credit, and Banking*, vol. 29, nº 3, págs. 300-313.
- DIRECTIVA 2000/12/CE, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 20 de marzo, relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y a su ejercicio.
- DIRECTIVA 2001/65/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 27 de Septiembre de 2001, por la que se modifican las Directivas 78/660/CEE, 83/849/CEE y 86/635/CEE en lo que se refiere a las normas de valoración aplicables en las cuentas anuales y consolidadas de determinadas formas de sociedad, así como de los bancos y otras entidades financieras.
- DIRECTIVA 2002/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de marzo de 2002, por la que se modifica la Directiva 79/267/CEE en o que respecta a los requisitos del margen de solvencia de las empresas de seguros de vida.

- DIRECTIVA 2002/13/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de marzo de 2002, por la que se modifica la Directiva 73/239/CEE del Consejo en lo que respecta a los requisitos del margen de solvencia de las empresas de seguros distintos del seguro de vida.
- DIRECTIVA 2002/83/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de noviembre de 2002, sobre el seguro de vida (refundición).
- DIRECTIVA 2002/83/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de noviembre de 2002, sobre el seguro de vida (refundición).
- DIRECTIVA 2003/51/CE del Parlamento europeo y del Consejo, de 18 de junio de 2003 por la que se modifican las Directivas 78/660/CEE, 83/349/CEE, 86/635/CEE y 91/674/CEE del Consejo sobre las cuentas anuales y consolidadas de determinadas formas de sociedades, bancos y otras entidades financieras y empresas de seguros.
- DIRECTIVA 2006/48/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 14 de junio de 2006, relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y a su ejercicio (refundición).
- DIRECTIVA 2006/49/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 14 de junio de 2006, sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito (refundición).
- DIRECTIVA 89/299/CEE del Consejo, de 17 de abril, relativa a los fondos propios de las entidades de crédito.
- DIRECTIVA 89/647/CEE del Consejo, de 18 de diciembre, sobre el coeficiente de solvencia de las entidades de crédito.
- DIRECTIVA 92/93/CEE del Consejo, de 9 de noviembre de 1992, por la que se modifica la Directiva 75/275/CEE relativa a la lista comunitaria de las zonas agrícolas desfavorecidas con arreglo a la Directiva 75/268/CEE (Países Bajos).
- DIRECTIVA 93/6/CEE, de 15 de marzo, sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito.
- DIRECTIVA 94/19/CE, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 16 de Mayo de 1994, relativa a los sistemas de garantía de depósitos (DOCE L 135 de 31/5/1994).
- DIRECTIVA 98/31/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 22 de junio de 1998, por la que se modifica la Directiva 93/6/CEE del Consejo sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito.
- DOCUMENTO DE LA COMISIÓN DO S167 de 29 de Agosto de 2002. Comisión Europea. Bruselas.
- DUCHAH, J.E. y WILKERSON, J.E.Jr. (1996) [en línea]: "Evaluating and controlling derivatives operational risk". *The Journal of Bank Cost & Management Accounting*. http://www.findarticles.com/p/articles/mi_qa3682/is_199601/_ai_n8740425 (Fecha de consulta: 01/03/2005).
- DUFFIE, D. y PAN, P. (1997): "An overview of VaR". *Journal of Derivatives*, nº 4, págs. 98-112.
- DUNKLEY, P. (2001) [en línea]: "No surprises. Some thoughts on risk in the new millenium". <http://www.trema.com> (Fecha de consulta: 18/05/2003).
- DUNN, P. y ADAMSON, I. (2003): "Have accountants lost the moral right to conduct audits?". *The Auditors' Report*, vol. 27, nº 1, otoño.
- DUPIRE, B. (1998): "Valoración y cobertura de opciones exóticas en presencia de relaciones no constantes entre volatilidad y precio de ejercicio". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds): "La Gestión del Riesgo de Mercado y de Crédito: Nuevas Técnicas de Valoración". Fundación BBV. Bilbao, págs. 123-144.

- DURAND, R. (2004): "El Reaseguro, herramienta de refuerzo del patrimonio propio no comprometido". *Informaciones Técnicas SCOR*, mayo, págs. 2-5.
- EMBRECHTS, P. (eds.) (2000): "Extremes and Integrated Risk Management". Risk Books. Londres.
- EMBRECHTS, P.; KLUPPELBERG, C. y MIKOSCH, T. (1997): "Modelling Extremal Events". Springer Verlag. Berlín.
- EURO-CURRENCY STANDING COMMITTEE OF THE CENTRAL BANKS OF THE G-10 COUNTRIES (ESCS) (1994): "Public Disclosure of Market and Credit Risks by Financial Intermediaries". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- FAYOL (1916): "Administration Industrielle et Générale". *Bulletin de la Société de l'Industrie Minière*, nº 10, págs. 5-164, París.
- FERIA DOMÍNGUEZ, J.M. y OLIVER ALFONSO, M.D. (2004): "Contrastación empírica de las metodologías VeR: Aplicación a una cartera de renta variable española". V Jornadas para la Predicción de la Insolvencia Empresarial "La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal". Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- FERIA DOMÍNGUEZ, J.M. y OLIVER ALFONSO, M.D. (2005): "Beyond value at risk (Var): The condicional VaR (CVar)". 1º Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos, Barcelona, 6-7 de octubre.
- FERNÁNDEZ ISLA, G. e ITURMENDI MORALES, G. (2005): "Cambios en el proceso de gerencia de riesgos". 1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos, Barcelona, 6 y 7 de octubre.
- FINANCIAL ACCOUNTING BOARD (FASB) e INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARDS BOARD (IASB) (2002): "Memorandum of Understanding. The Norwalk Agreement". Financial Accounting Board (FASB) e International Accounting Standards Board (IASB). Norwalk, 18 de septiembre.
- FINANCIAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (FASB) (1990): "Disclosure of Information about Financial Instruments with Off-Balance-Sheet Risk and Financial Instruments with Concentrations of Credit Risk". FAS 105. Financial Accounting Standard Board. Norwalk, marzo.
- FINANCIAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (FASB) (1991): "Disclosures about Fair Value of Financial Instruments No. 107". FAS 107. Financial Accounting Standard Board. Norwalk, diciembre.
- FINANCIAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (FASB) (1998): "Accounting for Derivative Instruments and Hedging Activities No. 133". FAS 133. Financial Accounting Standard Board. Norwalk, junio.
- FINANCIAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (FASB) (2001): "Improving Business Reporting: Insights into Enhancing Voluntary Disclosures". Steering Committee Report. Business Reporting Research Report. Norwalk, 29 de enero.
- FINN, J. (2002): *Risk Management: A Guide to Good Practice*. Chartered Institute of Management Accountants. Londres.
- FISCHER, B. y SCHOLES, M. (1973): "The Pricing of Options and Corporate Liabilities". *Journal of Political Economy*, nº 81, págs. 637-654.
- FISHER, B. y SCHOLES, M. (1971): "Capital Market Equilibrium and the Pricing of Corporate Liabilities". Financial Note No. 16C (circulación privada).
- FITCH RATINGS (2004): "Mind the GAAP: Fitch's View on Insurance IFRS". Special Report. Fitch Ratings, 5 de Mayo.

- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2006a): "Análisis de la quiebra empresarial". Documento de Investigación 2006/1. Departamento de Dirección y Economía de la Empresa, Universidad de León.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2006b): "Estudio empírico de la crisis bancaria española". Documento de Investigación 2006/2. Departamento de Dirección y Economía de la Empresa, Universidad de León.
- FUJITA M y THISSE J.F (1996): "Economics of Agglomeration". CEPR Discussion Paper nº 1344. Centre for Economic Policy Research. Londres.
- GALLAGHER, R.B. (1956): "Risk Management: A New Phase of Cost Control". *Harvard Business Review*, septiembre-octubre.
- GARCÍA BENAÚ, M.A. y MONTERREY MAYORAL (1994): "La Memoria, aspectos positivos y normativos". *Partida Doble*, abril, págs. 23-31.
- GARCÍA BENAÚ, M.A. y MONTERREY MAYORAL, J. (1993): "La revelación voluntaria en las compañías españolas cotizadas en Bolsa". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 22, págs. 53-70.
- GARCÍA CÉSPEDES, J.C. (2005): "Nuevas técnicas de medición del riesgo de crédito". *Revista de Economía Financiera*, nº 5, abril, págs. 86-114.
- GARCÍA, J. (2004): "La gestión del riesgo operacional". V *Jornada sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal"*. Oviedo, 18 y 19 de Noviembre (CD).
- GINER INCHAUSTI, B. (1997): "The Influence of Company Characteristics and Accounting Regulation on Information Disclosed by Spanish Firms". *The European Accounting Review*, vol. 6, nº 1, págs. 45-67.
- GÓMEZ-BEZARES, F. y LARRINAGA, M.A. (1998): "Aproximación gráfica a la diversificación internacional de riesgos". *Análisis Financiero*, nº 74, págs. 10-17.
- GONZÁLEZ MOSQUERA, L. (2004): "Revisión del riesgo de mercado: Lecciones para Basilea II". V *Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La gestión del riesgo de crédito y la nueva Ley Concursal"*. Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- GONZALO ANGULO (2005) [en línea]: "Principales cambios que suponen las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF) respecto al Plan General de Contabilidad (PGC)". Lección de Contabilidad Internacional. <http://ciberconta.unizar.es/LECCION/niif/niif.pdf> (Fecha de consulta: 28-marzo-2005).
- GORDON, R.A. y HOWELL, J.E. (1959): "Higher Education for Business". Columbia University Press. Nueva York.
- GÖTZFRIED, A. (1997): "Liberalización de los seguros en Europa". *Revista Fuentes Estadísticas*, nº 26, mayo. SEYDE, Universidad Autónoma de Madrid.
- GRACE, M.F.; HARRINGTON, S.E. y KLEIN, R.W. (1995): "An analysis of the FAST solvency monitoring system". Presentado al NAIC's Financial Analysis Working Group. Kansas City.
- GRACE, M.F.; HARRINGTON, S.E. y KLEIN, R.W. (1998a): "Identifying troubled life insurers: An analysis of the NAIC FAST System". *Journal of Insurance Regulation*, vol. 16, nº 3, págs. 250-290.
- GRACE, M.F.; HARRINGTON, S.E. y KLEIN, R.W. (1998b): "Risk-based capital and solvency screening in property-liability insurance: Hypothesis and empirical tests". *Journal of Risk and Insurance*, nº 65, págs. 213-243.
- HARO PÉREZ, J.; ROSARIO DÍEZ, J. y GARCÍA MORENO, F.J. (1999): "Las aportaciones de las entidades de crédito a los Fondos de Garantía de Depósitos: desarrollo y tratamiento contable". *Actualidad Financiera*, nº 1, enero, págs. 5-22.

- HEALY, P.M. y PALEPU, K. (1993): "The effect of firms' financial disclosure strategies on stock prices". *Accounting Horizons*, nº 7, págs. 1-11.
- HEALY, P.M. y PALEPU, K. (2000): "Information asymetry, corporate disclosure and the capital markets: A review of the empirical disclosure literature". *JAE Rochester Conference*, Harvard Business School, Harvard, abril.
- HEALY, P.M. y PALEPU, K. (2001): "Information asymetry, corporate disclosure, and the capital markets: a review of the empirical disclosure literature". *Journal of Accounting and Economics*, vol. 31, nº 1-3, págs. 405-440.
- HERSHBARGER, R. y MILLER, R.K. (1986): "The NAIC Information System and the Use of Economic Indicators in Predicting Insolvencies". *Journal of Insurance Issues and Practices*, vol. 9, nº 2, págs. 21-43.
- HIRTLE, B.; LEVONIAN, M.; SAIDENBERG, M.; WALTERS, S. y WRIGHT, D. (2001): "Using credit risk models for regulatory capital: issues and options". *FRBNY Economic Policy Review*, marzo, págs. 19-36.
- HM TREASURY (2001): "Management of Risk. A Strategic Overview (The Orange Book)". HM Treasury. Londres, enero.
- HM TREASURY (2005) [en línea]: "Managing the Risk of Fraud – A Guide for Managers". HM Treasury. Londres. <http://www.hm-treasury.gov.uk/media/56142/169.pdf> (Fecha de consulta: 29-03-2005).
- HODGKINSON, R. et al. (1998): "Financial Reporting of Risk". Institute of Chartered Accountants of England and Wales (ICAEW). Londres.
- HUESO TRUJILLO, E. (2001): "Crédito Bancario. Estudio y Análisis". ESCO. Madrid.
- INSTITUTE OF CHARTERED ACCOUNTANTS IN ENGLAND AND WALES (ICAEW) (1997): "Business Risk Management". The ICAEW's Faculty of Business and Management. Londres.
- INSTITUTE OF CHARTERED ACCOUNTANTS IN ENGLAND AND WALES (ICAEW) (1998): "Financial Reporting of Risk. Proposals for a Statement of Business Risk". The Institute of Chartered Accountants in England & Wales. Londres.
- INSTITUTE OF CHARTERED ACCOUNTANTS IN ENGLAND AND WALES (ICAEW) (1999): "No Surprises. The Case for Better Risk Reporting". Briefing The Institute of Chartered Accountants in England & Wales. Londres.
- INSTITUTE OF CHARTERED ACCOUNTANTS IN ENGLAND AND WALES (ICAEW) (2002a): "No Surprises: Working for Better Risk Reporting". Briefing Document. The Faculty of Finance and Management of The Institute of Chartered Accountants in England & Wales. Londres, junio.
- INSTITUTE OF CHARTERED ACCOUNTANTS IN ENGLAND AND WALES (ICAEW) (2002b): "Risk Management for SMEs". Briefing Document. The Faculty of Finance and Management of The Institute of Chartered Accountants in England & Wales. Londres, octubre.
- INSTITUTE OF CHARTERED ACCOUNTANTS IN ENGLAND AND WALES (ICAEW) y THE RISK ADVISORY GROUP (2004): "Managing Risk. Survey 2003". Report of a survey amongst FTSE 500 Companies. ICAEW y The Risk Advisory Group. Londres, mayo.
- INSTITUTO DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA DE CUENTAS (ICAC) (2002): "Informe sobre la situación actual de la contabilidad en España y líneas básicas para abordar su reforma (Libro Blanco para la reforma de la contabilidad en España)". Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Madrid.
- INSURANCE COMPANIES (2001): "Insurance of operational risk under the new Basel Capital Accord". Insurance Companies, 7 de noviembre.

- INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (IASB) (2001): *"Draft Statement of Principles of Insurance Contracts"* International Accounting Standard Board. Londres, noviembre.
- INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (IASB) (2004a): *"Amendment to IAS 39 Financial Instruments: Recognition and Measurement – The Fair Value Option"* International Accounting Standard Board. Londres.
- INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (IASB) (2004b): *"Amendments to IAS 39 Financial Instruments: Recognition and Measurement and IFRS 4 Insurance Contracts – Financial Guarantee Contracts and Credit Insurance"*. International Accounting Standard Board. Londres.
- INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (IASB) (2004c): *"Financial Instruments: Disclosures"*. Exposure Draft 7. International Accounting Standard Board. Londres.
- INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARD BOARD (IASB) (2004d): *"Contratos de Seguro"*. International Accounting Standard Board. Londres.
- INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARDS COMMITTEE FOUNDATION (IASCF) (2003): *"International Financial Reporting Standards (IFRSs) 2003"*. International Accounting Standard Board. Londres.
- INTERNATIONAL ASSOCIATION OF INSURANCE SUPERVISORS (IAIS) (2002): *"On Solvency, Solvency Assessment, and Actuarial Issues"*. IAIS Issues Paper. Basilea, marzo.
- INTERNATIONAL FEDERATION OF ACCOUNTANTS (IFAC) (1996): *"Currency Exposure and Risk Management"*. International Management Accounting Practice Statement. Financial and Management Accounting Committee of the International Federation of Accountants. Nueva York, febrero.
- INTERNATIONAL FEDERATION OF ACCOUNTANTS (IFAC) (1999): *"Enhancing Shareholder Wealth by Better Managing Business Risk"*. Financial and Management Accounting Committee of the International Federation of Accountants, Study 9. Nueva York, junio.
- INTERNATIONAL FEDERATION OF ACCOUNTANTS (IFAC) (2002): *"Managing Risk to Enhance Stakeholder Value"*. Financial and Management Accounting Committee of the International Federation of Accountants. Nueva York, noviembre.
- INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION (IIF) (2004) [en línea]: *"Requerimientos de capital basado en el riesgo para compañías de seguros en Argentina"*. International Insurance Foundation. Washington, D.C. <http://www.mecon.gov.ar/sssf/bmrbc.htm> (Fecha de consulta: 15/04/2006).
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (1998a): *"International Disclosure Standards for Cross-Border Offerings and Initial Listings by Foreign Issuers"*. International Organization of Securities Commissions. Madrid, septiembre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (1998b): *"Methodologies for Determining Minimum Capital Standards for Internationally Active Securities Firms which Permit the Use of Models under Prescribed Conditions"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (1998c): *"Risk Management and Control Guidance for Securities Firms and their Supervisors"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo.

- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2000a): *"The Management of Credit Risks by Securities Firms and Recommendations to Firms and Regulators"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2000b) [en línea]: *"The Sydney 2000 Resolution"*. International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo. [http://www.fsr.dk/41256B0500435720/no/01000974/\\$File/iosco-resolution.pdf](http://www.fsr.dk/41256B0500435720/no/01000974/$File/iosco-resolution.pdf) (Fecha de consulta: 30-03-2005).
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2002a): *"Investment Management: Areas of Regulatory Concern and Risk Assessment Methods"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2002b): *"Investment Management Risk Assessment"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, octubre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2002c): *"Principles for Ongoing Disclosure and Material Development Reporting by Listed Entities"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, octubre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2002d): *"Sound Practices for the Management of Liquidity Risk at Securities Firms"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2003): *"Investment Management Risk Assessment: Marketing and Selling Practices"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, septiembre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2004): *"Performance Presentation Standards for Collective Investment Schemes: Best Practice Standards"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, mayo.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2005a): *"Report on Cross-Border Activities of Market Intermediaries in Emerging Markets"*. Emerging Markets Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, marzo.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2005b): *"Statement on the Development and use of International Financial Reporting Standards in 2005"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, febrero.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2005c): *"Strengthening Capital Markets against Financial Fraud"*. Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, febrero.
- INTERNATIONAL STANDARDS ORGANIZATION (ISO) (2003): *"ISO/CEI 73. Gerencia de Riesgos-Terminología-Líneas directrices para el uso de las normas"*. International Standards Organization. Ginebra.
- ITÔ, K. (1944): *"Stochastic Integral"*. *Proceedings of the Imperial Academy*, Tokyo, nº 20, págs. 519-524.
- IYUN, Y. (2005): *"Risk based capital in the US and elsewhere"*. Documento de Trabajo presentado a la Israel Association of Actuaries. Tel-Aviv, mayo.
- J.P. MORGAN (1996): *"RiskMetrics"*. Technical Document. J.P. Morgan. Nueva York.
- JAMESON, R. (1998): *"Playing the name game"*. *Risk*, vol. 11, nº 10, págs. 38-42.

- JIMÉNEZ RODRÍGUEZ, E.J. y MARTÍN MARÍN, J.L. (2005): "El nuevo acuerdo de Basilea y la gestión del riesgo operacional". *Universia Business Review*, tercer trimestre, págs. 54-67.
- JOINT WORKING GROUP OF STANDARDS SETTERS ON FINANCIAL INSTRUMENTS (JWG) (2000): "Recommendations on Accounting for Financial Instruments and Similar Items". Special Report, diciembre.
- JONES, L.C. (2005): "Reinsurance: Meeting tax and risk-based capital objectives in a new regulatory environment". Working Paper 003-05. Coggin College of Business Working Paper Series.
- JORION, P. (2000): "Value at Risk". McGraw-Hill. Nueva York.
- JOSEPH, M.P. (2005): "A PD validation framework for Basel II internal ratings-based systems". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 septiembre.
- KAHN, S.P. (2004): "What's hot – Pool surplus. What's hot – Getting it right without falling overboard". *Public Risk Management Association Conference*, 15 de junio.
- KING, J.L. (2001): "Operational Risk". John Wiley & Sons. Nueva York.
- KLEIN, R.W. (1995): "Insurance regulation in transition". *Journal of Risk and Insurance*, nº 62, págs. 363-404.
- KPMG (2003): "Study into the methodologies to assess the overall financial position of an insurance undertaking from the perspective of prudential supervision". Draft Final Report. Bruselas, 23 de enero.
- KURITZKES, A. (2002): "Operational risk capital: a problem of definition". *The Journal of Risk and Finance*, otoño, págs. 47-56.
- LA CAIXA (2003): "Los Fondos de Garantía de Depósitos en el 2002". Servicio de Estudio de "la Caixa", noviembre, págs. 67-76.
- LAFFARGA BRIONES, J. y RUIZ ALBERT, I. (2003): "El Libro Blanco y la información financiera sobre el riesgo". *Partida Doble*, nº 143, págs. 6-17.
- LEWIS, N.D.C. (2004): "Operational Risk with Excel and VBA". Wiley & Sons. Hoboken.
- LEY 26/2003, de 17 de julio, por la que se modifican la Ley 24/1988, de 28 de julio, del Mercado de Valores, y el texto refundido de la Ley de Sociedades Anónimas, aprobado por el Real Decreto Legislativo 1564/1989, de 22 de diciembre, con el fin de reforzar la transparencia de las sociedades anónimas cotizadas (BOE nº. 171, de 18-07-2003).
- LEY 34/2003, de 4 de Noviembre, de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados (BOE nº 265, de 5-11-2003).
- LEY 62/2003, de 30 de Diciembre, de medidas fiscales, administrativas y del orden social (Ley de Acompañamiento a los Presupuestos Generales del Estado para el año 2004) (BOE nº. 313, de 31-12-2003).
- LINDQUIST, K.-G. (2003): "Banks' buffer capital: How important is risk?". Working Paper. Norges Bank.
- LINTNER, J. (1965): "The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets". *Review of Economics and Statistics*, nº 47, págs. 13-37.
- MacEACHERN, I. (2005): "Integrating Risk with the Balanced Scorecard". *2005 IRM Risk Forum*, Keele, 18-20 septiembre.
- MANZANO, D. (2004): "Riesgo de Mercado y modelos de gestión". *V Jornada sobre la Predicción del Fracaso Empresarial "La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal"*. Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).

- MARÍN HERNÁNDEZ, S. y MARTÍNEZ GARCÍA, F.J. (2004): "La Nueva Circular 4/2004 para las entidades de crédito". *Técnica Contable*, nº 678, págs. 15-31.
- MARÍN HERNÁNDEZ, S. y MARTÍNEZ GARCÍA, F.J. (2005): "La Nueva Circular 3/2005 referente a los Recursos Propios Mínimos: principales novedades". *Técnica Contable*, nº 679, págs- 22-27.
- MARSHALL, C. (2001): *"Measuring and managing operational risks in financial institutions. Tools, techniques and other resources"*. John Wiley & Sons. Singapur.
- MARTÍN MARÍN, J.L. y TRUJILLO PONCE, A. (2004): "El nuevo acuerdo de Basilea y la gestión del riesgo de crédito". *Harvard Deusto, Finanzas y Contabilidad*, nº 58, marzo/abril, págs. 50-59.
- MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO, J. (2004): *"El Riesgo en la Empresa. Tipología, Análisis y Valoración"*. Pirámide. Madrid.
- MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO (2003) [en línea]: *"Riesgos económico y financiero"*. Documento de trabajo. Universidad Complutense de Madrid. http://www.ucm.es/_info/jmas/load.htm (Fecha de consulta: 27-03-2005).
- MAYERS, D. y SMITH, C. (1982): "The corporate insurance decision". *Chase Financial Quartely*, vol. 1, nº 3, págs. 47-65.
- McALLISTER, P.H. y McMANUS, D.A. (1993): "Resolving the scale efficiency puzzle in banking". *Journal of Banking and Finance*, nº 17, abril, págs. 389-405.
- McKIBBEN, D. (2002): *"The challenges of managing operational risk"*. Gartner G2 Report. Stamford, septiembre.
- McNALLY, G.M.; ENG, L.H. y HASSELDINE, C.R. (1982) : "Corporate financial reporting in New Zealand: an analysis of user preferences, corporate characteristics and disclosure practices for discretionary information". *Accounting and Business Research*, nº 12, invierno, págs. 11-20.
- MEDOVA, E. (2001) [en línea]: *"Operational Risk Capital Allocation and Integration of Risks"*. Working Paper 10/01 Judge Institute of Management. http://www.jims.cam.ac.uk/research/working_papers/abstract_01/wp0110.pdf (Fecha de consulta: 26-03-2005).
- MEHR, R.I. y HEDGES, B.A. (1963): *"Risk management in the business enterprise"*. Richard Irwin. Illinois.
- MORGAN, D.P. y SAMOLYK, K. (2003): *"Geographic diversification in banking and its implications for bank portfolio choice and performance"*. Working Paper. Federal Reserve Bank of New York and Federal Deposit Insurance Corporation. Nueva York.
- MORI, T. y HARADA, E. (2000): *"Internal Risk Based Approach. Evolutionary Approaches to Regulatory Capital Charge for Operational Risk"*. Financial and Payment System Office Working Paper Series OO-Nº 2. Bank of Japan. Tokio.
- MORI, T. y HARADA, E. (2001): *"Internal measurement approach to operational risk capital charge"*. Discussion Paper. Bank of Japan. Tokio.
- MOWBRAY, A.J. y BLANCHARD, R.H. (1961): *"Insurance, Its Theory and Practice in the United States"*. McGraw-Hill. Nueva York.
- MÜLLER GROUP (1997): *"Müller Group Report"*. Solvency of insurance undertakings, Conference of Insurance Supervisory Authorities of the Member States of The European Union, julio.
- MULTIDISCIPLINARY WORKING GROUP ON ENHANCED DISCLOSURE (MWGED) (2001): *"Multidisciplinary Working Group on Enhanced Disclosure. Final Report to Basel Committee on Banking Supervision"*. Basel Committee on Banking Supervision, Committee on the Global Financial System

- of the G-10 Central Banks, International Association of Insurance Supervisors, International Organisation of Securities Commissions. Abril.
- MUNTER, P. (1992): "The financial instruments project marches on (undertaken by the Financial Accounting Standard Board)". *The CPA Journal*, julio.
- MYERS, S.F. (1998): "El sistema ideal de gestión de riesgos. Un debate sobre las realidades". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds): *"La Gestión del Riesgo de Mercado y de Crédito: Nuevas Técnicas de Valoración"*. Fundación BBV, Bilbao, págs. 173-196.
- NATIONAL ASSOCIATION OF INSURANCE COMMISSIONERS (NAIC) (2005a): *"2001 NAIC Life RBC Report Including Overview and Instructions for Companies"*. National Association of Insurance Commissioners, Publications Department. Kansas City, octubre.
- NATIONAL ASSOCIATION OF INSURANCE COMMISSIONERS (NAIC) (2005b): *"2001 NAIC Managed Care Organisations RBC Report Including Overview and Instructions for Companies"*. National Association of Insurance Commissioners, Publications Department. Kansas City, octubre.
- NATIONAL ASSOCIATION OF INSURANCE COMMISSIONERS (NAIC) (2005c): *"2001 NAIC Property&Casualty RBC Report Including Overview and Instructions for Companies"*. National Association of Insurance Commissioners, Publications Department. Kansas City, octubre.
- NATIONAL ASSOCIATION OF INSURANCE COMMISSIONERS (NAIC) (2006): *"Risk-Based Capital. General Overview"*. National Association of Insurance Commissioners, Publications Department. Kansas City, marzo.
- NELSON, C.R. y SIEGEL, A.F. (1987): "Parsimonious modelling of yield curves". *Journal of Business*, vol. 60, nº 4, págs. 476-489.
- NIER, E. y BAUMANN, U. (2003): *"Market discipline, disclosure and moral hazard in banking"*. Working Document. Bank of England, Londres.
- OPERATIONAL RISKDATA EXCHANGE ASSOCIATION (ORX) (2006): *"ORX Reporting Standards. An ORX Members' Guide to Operational Risk Event/Loss Reporting"*. ORX Association. Zurich, febrero.
- PARTHA SENGUPTA (1998): "Corporate disclosure quality and the cost of debt". *Accounting Review*, vol. 73, nº 4, octubre, págs. 459-474.
- PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, J.I. (2002): *"La Gestión de Riesgos Financieros de Mercado y Crédito"*. Prentice Hall - Financial Times. Madrid.
- PERRAUDIN, W. (2005): "A Dynamic Hazard Rate Approach to Loan Loss Distribution". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- PIERSON, F.C. (1959): *"The Education of American Businessmen"*. McGraw-Hill. Nueva York.
- POSKITT, R. (2005): "Disclosure regulation and information risk". *Accounting and Finance*, nº 45, págs. 457-477.
- POWER, M. (2004): *"The Risk Management of Everything. Rethinking the politics of uncertainty"*. Demos y the Institute of Chartered Accountants in England and Wales (ICAEW). Londres, junio.
- PRICEWATERHOUSECOOPERS (2001): *"Gestión del Riesgo de Crédito en las Entidades Financieras Españolas"*. PriceWaterhouseCoopers. Madrid.
- PRICEWATERHOUSECOOPERS (2002): *"Gestión del Riesgo Operacional en las Entidades Financieras Españolas"*. PriceWaterhouseCoopers. Madrid, octubre.

- PRICEWATERHOUSECOOPERS (2004): *"Study on the financial and macroeconomic consequences of the draft proposed new capital requirements for banks and investment firms in the EU"*. PricewaterhouseCoopers. Nueva York, abril.
- PRICEWATERHOUSECOOPERS (2005): *"Normas Internacionales de Contabilidad 2005"*. Francis Lefebvre. Madrid.
- PRIMERA DIRECTIVA 73/239/CEE del Consejo, de 24 de julio de 1973, sobre coordinación de las disposiciones legales, reglamentarias y administrativas relativas al acceso a la actividad del seguro directo distinto del seguro de vida.
- PRIMERA DIRECTIVA 79/267/CEE del Consejo, de 5 de marzo de 1979, sobre coordinación de las disposiciones legales, reglamentarias y administrativas, referentes al acceso a la actividad del seguro directo sobre la vida, y a su ejercicio.
- PUSCHAUER, L. y ECCLES, R.G. (1996): *"In pursuit of the upside: the new opportunity in risk management"*. Price Waterhouse Review, diciembre.
- RAFFOURNIER, B. (1995): *"The determinants of voluntary financial disclosure by Swiss listed companies"*. *European Accounting Review*, vol. 4, nº 2, págs. 261-280.
- RAUHEMEIER, R. (2005): *"Rating properties and their implication for Basel II Capital"*. *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- REAL DECRETO 2606/1996, de 20 de Diciembre, sobre Fondos de Garantía de Depósitos en Entidades de Crédito (BOE nº 307, de 21 de Diciembre).
- REGLAMENTO CE-1606/2002, del Parlamento Europeo y del Consejo de 19 de julio de 2002 relativo a la aplicación de normas internacionales de contabilidad.
- REGLAMENTO CE-1725/2003 de la Comisión, de 29 de septiembre de 2003, por el que se adoptan determinadas Normas Internacionales de Contabilidad de conformidad con el Reglamento (CE) nº 1606/2002 del Parlamento Europeo y del Consejo.
- REGLAMENTO CE-211/2005 de la Comisión, de 4 de Febrero de 2005, que modifica el Reglamento (CE) nº 1725/2003, por el que se adoptan determinadas Normas internacionales de Contabilidad, de conformidad con el Reglamento (CE) nº 1606/2002 del Parlamento Europeo y del Consejo, en lo que respecta a las Normas internacionales de información financiera (NIIF) 1 y 2 y a las Normas Internacionales de Contabilidad (NIC) nºs. 12, 16, 19, 32, 33, 38 y 39.
- REGLAMENTO CE-2236/2004 de la Comisión, de 29 de diciembre de 2004, que modifica el Reglamento (CE) no 1725/2003 por el que se adoptan determinadas Normas Internacionales de Contabilidad de conformidad con el Reglamento (CE) no 1606/2002 del Parlamento Europeo y del Consejo en lo relativo a las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF) números 1, 3 a 5, a las Normas Internacionales de Contabilidad (NIC) números 1, 10, 12, 14, 16 a 19, 22, 27, 28, 31 a 41 y las interpretaciones del Comité de Interpretación de Normas (SIC) números 9, 22, 28 y 32.
- REGLAMENTO CE-2237/2004 de la Comisión, de 29 de diciembre de 2004, que modifica al Reglamento (CE) nº 1725/2003, por el que se adoptan determinadas Normas Internacionales de Contabilidad de conformidad con el Reglamento (CE) nº 1606/2002 del Parlamento Europeo y del Consejo por lo que se refiere a la NIC 32 y a la interpretación CINIIF 1.
- REGLAMENTO CE-2238/2004 de 29 de diciembre de 2004, que modifica al Reglamento (CE) nº 1725/2003, por el que se adoptan determinadas Normas Internacionales de Contabilidad de conformidad con el Reglamento (CE) nº 1606/2002 del Parlamento Europeo y del Consejo, en lo relativo a la NIIF 1, a las NIC nº 1 a 10, 12 a 17, 19 a 24, 27 a 38, 40 y 41 y a las SIC números 1 a 7, 11 a 14, 18 a 27, 30 a 33.

- REGLAMENTO CE-707/2004 de la Comisión, de 6 de abril de 2004, por el que se modifica el Reglamento (CE) nº 1725/2003 por el que se adoptan determinadas Normas Internacionales de Contabilidad, de conformidad con el Reglamento (CE) nº 1606/2002 del Parlamento Europeo y del Consejo.
- RISKMETRICS GROUP (1999a): *"Corporate Metrics™. The Benchmark for Corporate Risk Management"*. Technical Document. RiskMetrics Group. Nueva York.
- RISKMETRICS GROUP (1999b): *"Risk Management. A Practical Guide"*. Technical Document. RiskMetrics Group. Nueva York.
- RIVAS LÓPEZ, M.V. y CUESTA INFANTE, A. (2005): "Decisiones de transferencia de riesgos mediante la implementación de la Teoría de Cópulas". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, Barcelona, 6-7 de octubre.
- RIVERA BRAVO, C. (2006): "El riesgo operacional en el nuevo acuerdo de Basilea". Mesa Redonda de las VI Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial, Carmona (Sevilla), 9 y 10 de Noviembre.
- RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. y ARRANZ ÁLAMO, J.P. (2006): "El mapa de riesgos: Una herramienta para la identificación y gestión de riesgos". VI Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial, Carmona (Sevilla), 9 y 10 de Noviembre (CD).
- RODRÍGUEZ-PONGA SALAMANCA, F. y PASQUAU NIETO, L. (2002): "El sector asegurador ante la reforma de la Contabilidad". *Partida Doble*, nº 136, noviembre, págs. 6-15.
- ROUSSEAU, G. (2005): "El control de riesgos financieros en empresas no financieras". *Harvard Deusto Finanzas y Contabilidad*, nº 65, mayo-junio, págs. 32-37.
- ROYAL BANK FINANCIAL GROUP (1997): *"A Conceptual Framework for Integrated Risk Management"*. A Conference Board of Canada Report. Toronto, septiembre.
- RUIZ DOTRAS, E.; FONTANALS ALBIOL, H. y BOLANCÉ LOSILLA, C. (2005): "Comparación de curvas de tipos de interés. Efectos de la integración financiera". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, Barcelona, 6-7 de octubre.
- SAMANIEGO MEDINA, R. y MARTÍN MARÍN, J.L. (2005): "El método estándar en el Acuerdo de Basilea". *XIII Congreso AECA*, Oviedo, 22-24 Septiembre.
- SAMANIEGO MEDINA, R.; OLIVER ALFONSO, M.D. y VÁZQUEZ CUETO, M.J. (2005): "Los modelos internos (IRB) en Basilea II: Una aproximación a la determinación de la probabilidad de impago". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, Barcelona, 6-7 octubre.
- SÁNCHEZ CALERO, F. (1981): "El Fondo de Garantía de Depósitos Bancario". *Revista de Derecho Bancario y Bursátil*, nº 1, enero-marzo, págs. 11-77.
- SARBANES-OXLEY ACT (SOA) de 30 de Julio de 2002 [en línea]: http://www.sarbanes-oxley.com/section.php?level=1&pub_id=Sarbanes-Oxley. (Fecha de consulta: 15/06/2005).
- SCHRAND, C.M. y ELLIOTT, J.A. (1998): "Risk and financial reporting: A summary of the discussion at the 1997 AAA/FASB Conference". *Accounting Horizons*, vol. 12, nº 3, septiembre, págs. 271-282.
- SCHROECK, G. (2002): *"Risk Management and Value Creation in Financial Institutions"*. John Wiley and Sons. Nueva Jersey.
- SEGUNDA DIRECTIVA 88/357/CEE del Consejo, de 22 de junio de 1988 sobre coordinación de las disposiciones legales, reglamentarias y administrativas relativas al seguro directo, distinto del seguro de vida, por la que se establecen las disposiciones destinadas a facilitar el ejercicio efectivo de la libre prestación de servicios y por la que se modifica la Directiva 73/239/CEE.

- SHARPE, W.F. (1964): "Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk". *Journal of Finance*, vol. 19, nº 3, págs. 425-442.
- SHRIVES, P. y LINSLEY, P. (2002): "Communicating risk to shareholders and other stakeholders: An empirical study". *25th European Accounting Annual Conference*, Copenhagen.
- SIERRA ESCOBAR, G. y ESCOBAR PÉREZ, B. (1999): "Deficiencias y alternativas para la Contabilidad Financiera en España". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, nº 100, págs. 425-457.
- STANDARD & POOR'S (2004) [en línea]: "Internal Rating Systems. Evaluating and Developing Credit Assessment Methodologies". Standard & Poor's. Nueva York. http://www2.standardandpoors.com/servlet/Satellite?r=1&l=EN&b=11&f=s=&ig=&i=&pagename=sp/sp_product/ProductBodyTemplate&cid=1021984025886 (Fecha de acceso: 29/12/2004).
- SUÁREZ SUÁREZ, A.S. (1992): "Curso de economía de la empresa". Pirámide. Madrid.
- SWISS RE. (2004): "Repercusiones de las NIIF en el sector de seguros". *Sigma*, nº 7, págs. 1-36.
- TASCHE, D. (2003): "Traffic lights approach to the validation of default probabilities". Working Paper. Deutsche Bundesbank, 1 de abril.
- TERCERA DIRECTIVA 92/49/CEE del Consejo, de 18 de junio de 1992, por la que se coordinan las disposiciones legales, reglamentarias y administrativas relativas al seguro directo distinto del seguro de vida, y por la que se modifican las Directivas 73/239/CEE y 88/357/CEE.
- THE JOINT FORUM (1999a): "Capital Adequacy Principles Paper". The Joint Forum. Basilea, febrero.
- THE JOINT FORUM (1999b): "Risk Concentrations Principles". The Joint Forum. Basilea, diciembre.
- THE JOINT FORUM (2001): "Risk Management Practices and Regulatory Capital". The Joint Forum. Basilea, noviembre.
- THE JOINT FORUM (2003a): "Operational Risk Transfer across Financial Sectors". The Joint Forum. Basilea, agosto.
- THE JOINT FORUM (2003b): "Trends in Risk Integration and Aggregation". The Joint Forum. Basilea, agosto.
- THE JOINT FORUM (2004): "Financial Disclosure in the Banking, Insurance and Securities Sectors: Issues and Analysis". The Joint Forum. Basilea, mayo.
- THE JOINT FORUM (2005): "Credit Risk Transfer". The Joint Forum. Basilea, marzo.
- THORNTON, J.F. (1975): "A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks". *Journal of Finance*, págs. 21-36.
- VALLVERDÚ CALAFELL, J. y SOMOZA LÓPEZ, A. (2004): "El riesgo de incobro del crédito comercial en la empresa". V *Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal"*. Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- VASICEK, O. (1991): "Limiting loan loss probability distribution". Documento restringido. KMV Corporation, agosto.
- VAUGHAN, E.J. (1997): "Risk Management". John Wiley & Sons. New Baskerville.
- VÁZQUEZ, P. (2004): "Gestión del riesgo operativo en el Grupo Santander". V *Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal"*. Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- VIDAL LOBO, R. (2003): "Las exigencias de información sobre los riesgos financieros. Una aproximación al efecto de la adopción de las NIC". *XIII Jornadas Hispano-Lusas de Gestión Científica*, Santiago de Compostela, 12-14 febrero, págs. 439-450.

- WEISS, J.F. (1993): "Disclosures of risks, uncertainties and financial flexibility – solid ground or quicksand?". *The CPA Journal*, junio.
- WEISS, J.F. (1995) [en línea]: "New rules on disclosure of certain significant risks and uncertainties". *The CPA Journal Online*, marzo. <http://www.nysscpa.org/cpajournal/old/16762539.htm> (Fecha de consulta: 29-03-2005).
- WILLET, A.J. (1951): *"The Economic Theory of Risk and Insurance"*. University of Pennsylvania Press. Philadelphia.
- YOUNG, B. y ASHBY, S.(2003): "New trends in operational risk insurance for banks". Incluido en SAS (ed.): *"Advances in Operational Risk. Firm-wide Issues for Financial Institutions"*. Risk Books. Londres.

Capítulo 2

El riesgo de crédito y la problemática de su gestión

2.1. El riesgo de crédito: Aspectos generales

2.2. La gestión del riesgo de crédito

Bibliografía Capítulo 2

Capítulo 2.

EL RIESGO DE CRÉDITO Y LA PROBLEMÁTICA DE SU GESTIÓN

2.1. El riesgo de crédito: Aspectos generales

El *riesgo de crédito* o *riesgo de insolvencia* constituye el componente más clásico del análisis de riesgo, así como la principal causa de pérdidas y quebrantos de la mayoría de las entidades financieras (GOODHART y SCHOENMAKER, 1993; DAVIS, 1995; CAPRIO y KLINGEBIEL, 1996; BESSIS, 2002; DE LA CRUZ GONZÁLEZ, 2002; DELGADO y SAURINA, 2004).

La complejidad del entorno financiero actual, caracterizado por un comportamiento cada vez menos predecible de los clientes, dificulta la medición del riesgo de crédito bajo criterios tradicionales, acrecentando las dudas del sector financiero a la hora de asumir determinadas posiciones de riesgo. Ante esta situación, se plantea la conveniencia de emplear nuevas técnicas de medición y gestión que permitan mejorar los resultados de las entidades financieras e incrementar su productividad.

2.1.1. Definición y características

El riesgo de crédito constituye una de las principales preocupaciones de las empresas e instituciones financieras, presentando una importancia creciente en los últimos años. Entre las razones que justifican este interés por el riesgo de crédito y su gestión destacan las siguientes (SMITHSON *et al.*, 1995; SAUNDERS, 1999; MARSHALL y KAPNER, 1999; PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002):

- ✓ Incremento estructural del número de incumplimientos, debido al fenómeno de la desintermediación financiera, que supuso el aumento de la competencia entre prestamistas y la consiguiente asunción de niveles de riesgo crecientes por parte de las entidades.
- ✓ Reducción de los márgenes de negocio, consecuencia del incremento de la competencia; así, por ejemplo, la horquilla de precios en un *swap* de tipos de interés pasó de 100 puntos básicos en los años 80 del siglo XX, a 3 ó 4 puntos básicos a finales de los años 90 (diferencia entre precio comprador y vendedor).
- ✓ Incremento de la volatilidad del valor de las garantías o colaterales de las operaciones de crédito, consecuencia del aumento general de la volatilidad experimentado por los mercados financieros en los últimos años.
- ✓ Desarrollo espectacular de los derivados en mercados no organizados (OTC), que llevan implícito el incremento en el riesgo de contrapartida al no existir una cámara de compensación organizada.

Este nuevo entorno, unido a los criterios de adecuación de capital para cobertura de riesgos establecidos, bien por los legisladores nacionales, bien por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea¹, requiere la mejora y modernización de los sistemas internos de control y gestión del riesgo de crédito de las entidades financieras.

Al igual que ocurre con el concepto general de riesgo, no existe una definición única del *riesgo de crédito*, sino un conjunto de propuestas que inciden en distintos aspectos del mismo, generalmente desde una óptica pesimista ("*downside risk*").

En su acepción más sencilla, el riesgo de crédito puede definirse como la posibilidad de que no se materialice la esperanza de obtener la devolución de una determinada cantidad de dinero que se prestó en el pasado, en una fecha concreta (BESSIS, 2002, pág. 121). Bajo esta concepción, la primera vez que apareció el riesgo de crédito fue en la primera negociación de un préstamo, hecho que no es imposible que se produjera hace más de 4.000 años (HOMER y SYLLA, 1996).

De forma un poco más precisa, el riesgo de crédito puede definirse como la pérdida asociada al evento de incumplimiento del prestatario o bien al evento del deterioro de su calidad crediticia. Así, pueden diferenciarse dos facetas del riesgo de crédito: la "cantidad" del riesgo, asociada a la suma total prestada, y la "calidad" del riesgo, asociada a la probabilidad de incumplimiento, a la tasa de recuperación en caso de incumplimiento y a las posibles garantías o colaterales del préstamo (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 121).

Así, autores como DEL ÁGUILA QUESADA *et al.* (2002, pág. 19) se centran en la "cantidad" del riesgo del crédito, al relacionarlo con los quebrantos ocasionados por el incumplimiento de la contraparte en un negocio o contrato de carácter económico o financiero, esto es, con el riesgo en que incurre la empresa acreedora ante la eventual insolvencia de la parte deudora.

El incumplimiento por parte de la contraparte de las condiciones contractuales establecidas en las operaciones crediticias puede ser bien por incapacidad de pago total o parcial del nominal de contrato (riesgo de *insolvencia*), o bien por el incumplimiento de los plazos pactados (riesgo de *morosidad*).

En términos parecidos se manifiesta DE LARA HARO (2003, pág. 163), que define el riesgo de crédito como la pérdida potencial que se registra con motivo del incumplimiento de una contraparte en una transacción financiera, o en alguno de los términos y condiciones de la transacción.

Por el contrario, SINGLETON (1998, pág. 147) considera la "calidad" del riesgo de crédito, al definirlo como la posibilidad de impago, que incluye la quiebra, el impago por una empresa de una obligación a tipo de interés fijo, o un descenso en su calificación crediticia.

De esta forma, la definición de riesgo de crédito se encuentra directamente vinculada con el concepto de "*incumplimiento*", para el que también existen diversas acepciones, siendo algunas de las más utilizadas (BESSIS, 2002, pág. 437; GARCÍA CÉSPEDES, 2005, pág. 88):

¹ Véase el Capítulo 1 para un análisis detallado de las implicaciones del Nuevo Acuerdo de Basilea (2004) sobre la gestión del riesgo de crédito.

- ✓ *Incumplimiento como impago de una obligación durante un breve periodo de tiempo:* De forma general, se entiende por incumplimiento el hecho que una contrapartida de una obligación financiera incumpla sus obligaciones contractuales, por lo que el retraso de tan sólo un día sería incumplimiento. Esta acepción suele utilizarse para exposiciones individuales o relacionadas con pequeñas empresas. En la práctica, este comportamiento se aproxima más a una mala práctica que a una situación de morosidad, dado que un retraso de unos cuantos días apenas afecta a la posibilidad de recuperar el montante de la deuda.
- ✓ *Incumplimiento como impago de una obligación durante más de 90 días:* Este criterio es el que suele utilizarse para definir formalmente la situación de incumplimiento.

En el caso español, la Circular 4/1991 del Banco de España calificaba como dudosos a *“aquellos saldos vencidos con antigüedad superior a tres meses y otros saldos de cobrabilidad dudosa”*. Asimismo, la nueva Circular 4/2004 del Banco de España define en su Anejo IX los saldos dudosos por razón de la morosidad del cliente como *“aquellos importes vencidos por principal, intereses o gastos pactados contractualmente, con más de tres meses de antigüedad, salvo que proceda clasificarlos como fallidos², y los riesgos contingentes en los que el avalado haya incurrido en morosidad”*.

- ✓ *Incumplimiento como quiebra o como reestructuración impuesta por los acreedores (antigua suspensión de pagos):* Este criterio ha sido tradicionalmente utilizado para el estudio del fracaso empresarial.
- ✓ *Incumplimiento como no atención de un pago contractual:* Este criterio es utilizado habitualmente por las agencias de rating, aplicándose principalmente a bonos y otros instrumentos de renta fija.
- ✓ *Incumplimiento económico:* Este tipo de incumplimiento tiene lugar cuando el valor de los activos del prestatario cae por debajo del valor de su deuda. Suele utilizarse para la gestión del riesgo de crédito de instrumentos financieros.

El Nuevo Acuerdo de Basilea de 2004 incluye como incumplimiento tanto la no atención de algún pago contractual como las situaciones de quiebra o reestructuración empresarial, por lo que insta a las entidades financieras al mantenimiento de bases de datos históricas relativas a todos estos eventos.

A partir de estas definiciones, resulta posible distinguir cuatro facetas diferentes del riesgo de crédito (BESSIS, 2002, págs. 125-126):

- ✚ *Riesgo de incumplimiento (“default risk”)* o riesgo de que la contraparte no atienda sus obligaciones de pago contractuales. Se entiende que se produce un incumplimiento si no se ha satisfecho un pago durante al menos tres meses después de su fecha de vencimiento.

² Se procederá a reclasificar como fallidos aquellos instrumentos de deuda, vencidos o no, para los que después de un análisis individualizado se considere remota su recuperación y proceda darlos de baja del activo (salvo prueba en contrario, clientes en situación de concurso de acreedores con fase de liquidación y otras situaciones asimiladas).

- ✚ *Riesgo de migración ("downgrade risk")*, o riesgo de que se produzca una rebaja de la calificación crediticia o rating del prestatario. Esta menor calificación supone una pérdida de valor de los activos emitidos por el prestatario y, por tanto, una pérdida de valor de las carteras que contengan este tipo de activos. En este caso no tiene lugar el fallido en sentido estricto, pero sí acontece una disminución del valor de la exposición crediticia.
- ✚ *Riesgo de exposición ("exposure risk")*, o incertidumbre respecto a los futuros pagos pendientes. Este riesgo puede estar asociado a la actuación del prestatario (por ejemplo, derivado de la forma en la que dispone de una línea de crédito), o bien relacionarse con la evaluación de variables de mercado (por ejemplos, bonos con cupón indexado a los tipos de interés de mercado o derivados financieros).
- ✚ *Riesgo de tasa de recuperación ("tax recovery risk")*, asociado a la existencia o no de garantías o colateral en la operación. Si dicho colateral existe, aparece un nuevo riesgo vinculado a la facilidad de conversión del colateral en efectivo y a la evolución de su valor a lo largo del tiempo ("riesgo de colateral").

Si bien las definiciones previas constituyen las acepciones más habituales del riesgo de crédito, el desarrollo de instrumentos negociados en los mercados financieros ha llevado a formular definiciones específicas para los mismos.

Así, BESSIS (2002, pág. 13) extiende el concepto de riesgo de crédito, vinculándolo a la posibilidad de que se produzca un empeoramiento en la calidad crediticia del emisor de bonos o acciones adquiridas por una determinada entidad; el autor distingue dos términos relacionados: el riesgo de crédito del emisor ("*issuer risk*"), y el riesgo de crédito de cada emisión particular ("*specific risk of a particular issue*"), que depende de la naturaleza del instrumento y de las garantías de la operación.

De esta forma, el riesgo de crédito presenta características diferentes para la cartera de clientes de la entidad ("*banking portfolio*") y para la cartera de instrumentos financieros ("*trading portfolio*") (BESSIS, 2002, págs. 13-14):

- ❶ **Cartera de clientes ("*banking portfolio*"):** El riesgo de crédito constituye el riesgo más crítico respecto a las exposiciones frente a clientes, dado que el incumplimiento de un número reducido de clientes importantes puede arrastrar a la entidad financiera a la insolvencia.

Como se ha comentado, existen distintas situaciones de incumplimiento que pueden afectar a la cartera, tales como el incumplimiento en el pago de las obligaciones del deudor³, la reestructuración de las obligaciones contractuales del cliente debido a un deterioro significativo de su calidad crediticia, o la insolvencia empresarial en el caso de clientes institucionales.

En esta cartera el riesgo de crédito resulta difícilmente cuantificable por anticipado, dado que se precisa analizar tanto la probabilidad de

³ Deben distinguirse las situaciones de incumplimiento de pagos (con un morosidad superior a 90 días), de las situaciones de "delincuencia en los pagos", que suponen retrasos por parte del deudor que generalmente se resuelven de forma favorable.

incumplimiento como la tasa de recuperación dado el incumplimiento, que son dependientes entre sí. Asimismo, la cartera se beneficia de los efectos de la diversificación, si bien su medición resulta compleja, debido a las dificultades para analizar las interdependencias entre las posibles insolvencias de clientes.

- ② Cartera de instrumentos financieros ("*trading portfolio*"): El mercado de capitales proporciona la medida más directa del riesgo de crédito de un instrumento financiero, dado que cualquier deterioro de su calidad crediticia se refleja inmediatamente en el precio, si el mercado actúa de forma eficiente (MOODY'S, 1998).

Asimismo, las agencias de rating especializadas suelen valorar de oficio el riesgo asociado a los instrumentos financieros negociados, al tiempo que el denominado "diferencial de crédito"⁴ también incorpora esta información.

La negociabilidad de los títulos en el mercado facilita la gestión del riesgo de crédito, ya que no es necesario mantener el instrumento hasta su vencimiento sino que, si se observa un deterioro de su calidad crediticia, puede venderse el título con una pérdida inferior a la que resultaría si se mantuviera hasta su amortización.

De esta forma, las pérdidas por riesgo de crédito para los instrumentos financieros dependen tanto de su precio como de su liquidez en el mercado, por lo que existe una relación directa entre el *riesgo de crédito* y el *riesgo de mercado* de la posición⁵.

La cuantificación del riesgo de crédito para esta cartera presenta diversas dificultades, derivadas de la necesidad de realizar múltiples estimaciones a futuro; así, por ejemplo, debe analizarse el valor potencial de la pérdida esperada en un horizonte temporal, el comportamiento estimado de los diferenciales de crédito y la liquidez esperada del instrumento en el futuro.

A partir de las definiciones y características previas, las entidades financieras llevan a cabo el análisis y gestión del riesgo de crédito, tarea que constituye una de las actividades más críticas de la industria bancaria desde el Renacimiento.

Tradicionalmente los métodos de análisis se basaban en el trato directo con el prestatario y la experiencia acumulada por parte de los gerentes, pero la transformación experimentada por la industria bancaria en las últimas décadas ha generado nuevos métodos avanzados de gestión y valoración, que incorporan niveles cada vez mayores de sofisticación y complejidad técnica (SAUNDERS, 1999; KAO, 2000). Al mismo tiempo, se ha desarrollado un mercado muy activo de productos financieros derivados que facilita la gestión de este tipo de riesgo financiero (CROUHY *et al.*, 2000).

⁴ Diferencia entre la tasa de interés de un título libre de riesgo (generalmente, deuda del Estado) y la tasa de interés del instrumento analizado; cuanto mayor es el riesgo del instrumento, mayor debe ser su prima de crédito para que resulte atractivo para los inversores.

⁵ Un estudio reciente relativo a la relación entre el riesgo de crédito y mercado respecto a "swaps" puede consultarse en ABAD ROMERO (2005).

La Tabla 2.1 recoge los esfuerzos más destacados respecto a la gestión del riesgo de crédito a nivel mundial, desde la década de los años 90 del siglo XX hasta la actualidad.

AÑO	ACONTECIMIENTO
1991	La empresa KMV presenta el modelo Credit Monitor® que permite calcular la probabilidad de incumplimiento de empresas que coticen en bolsas de valores, utilizando ideas basadas en el modelo de Merton (MERTON, 1974).
1992	Aparecen los primeros derivados de crédito ("credit derivatives"). La ISDA (1) utiliza por primera vez el término "credit derivatives" para describir un nuevo tipo de contrato que comienza a negociarse en mercados no negociados (OTC).
1993	La empresa KMV presenta el modelo Portfolio Manager®, que permite analizar el riesgo de crédito agregado en términos de una cartera de activos.
1994	Se desarrolla el mercado de derivados de crédito. A pesar de algunas dudas iniciales, la negociación crece de forma sostenida, alcanzando al final del año un volumen de contratos negociados del orden de 4-5 miles de millones de dólares.
Abril 1997	La banca J.P. Morgan presenta su modelo CreditMetrics® para evaluar y gestionar el riesgo de crédito.
Octubre 1997	La entidad Credit Suisse Financial Products presenta su modelo CreditRisk+® como una alternativa a CreditMetrics®.
Noviembre 1997	La empresa McKinsey presenta el modelo Credit Portfolio View (CPV) desarrollado por T. Wilson (WILSON, 1997a; 1997b) como una alternativa a los modelos anteriores.
1999	El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea presenta su propuesta para un nuevo Acuerdo de Capital, que sugiere emplear medidas de mercado para el cálculo del riesgo de crédito y de los requerimientos mínimos de capital.
2000	La ISDA (1) publica las definiciones oficiales de los derivados de crédito, que se formalizan. Esto supone un gran impulso para el mercado de derivados, que termina el año con un volumen estimado superior a 586 miles de millones de dólares de valor nominal de los contratos (2).
2002	El valor nominal de los derivados de crédito negociados en los mercados mundiales supera el billón de dólares.
2004	El 26 de julio se aprueba el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, conocido como Basilea II, que abre la puerta al desarrollo de modelos internos avanzados para la medición y gestión del riesgo de crédito.

Fuente: Elaboración propia y PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA (2002), págs. 123-124.

Nota: (1) ISDA corresponde a las siglas de la "International Swap Dealers Association".

(2) El valor nominal corresponde al valor del activo subyacente al derivado.

Principales hitos en la gestión del riesgo de crédito

Tabla 2.1

Estas nuevas metodologías y modelos son analizados en profundidad a lo largo del presente Capítulo, si bien, con carácter general, para la gestión del riesgo de crédito resultan de aplicación las alternativas comentadas en el Capítulo 1, esto es, a partir de la medición de la *severidad* y *frecuencia* de la pérdida, la entidad puede adoptar las siguientes decisiones:

🚧 *Alta Severidad y Alta Frecuencia:* Evitación y Reducción de riesgos.

🚧 *Baja Severidad y Alta Frecuencia:* Retención y Reducción de riesgos.

🚧 *Alta Severidad y Baja Frecuencia:* Transferencia de riesgos (seguros).

✚ *Baja Severidad y Baja Frecuencia: Retención de riesgos.*

Lógicamente, estas recomendaciones resultan meramente orientativas, pues la decisión a adoptar depende de los recursos disponibles por la entidad, así como del correspondiente análisis coste-beneficio de cada alternativa.

No obstante, una de las principales características del riesgo de crédito es la dificultad para su eliminación (*evitación*) por parte de la entidad, como consecuencia de la presencia de procesos de selección adversa y de riesgo moral, derivados de la existencia de información asimétrica entre las dos partes del contrato (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 109):

- *Selección adversa*: Las garantías exigidas a las contrapartes, que actúan como elementos de cobertura del riesgo de insolvencia del deudor, suelen estar directamente relacionadas con la probabilidad de incumplimiento, de forma que las dudas sobre la capacidad del deudor para atender las condiciones contractuales suelen traducirse en una mayor solidez de las garantías requeridas.

Asimismo, la prima de riesgo aplicada, que tiene como función equilibrar las dudas sobre la rentabilidad futura y la probabilidad de mora del acreedor, también está directamente vinculada con la probabilidad de insolvencia del cliente.

Como consecuencia, los deudores que aceptan condiciones contractuales más rígidas son los que tienen mayor probabilidad de insolvencia, generándose el proceso de selección adversa previamente comentado.

- *Riesgo moral*: La presencia de precios elevados (vía tipos de interés), así como unas importantes exigencias en los niveles de garantías y requisitos contractuales, pueden generar en los prestatarios comportamientos adversos no observables directamente por el prestamista, que modifiquen la situación real de riesgo de la contraparte y, de esta forma, su probabilidad de incumplimiento.

Asimismo, el riesgo de crédito interacciona con el resto de componentes del riesgo de la empresa y, particularmente con el riesgo operacional, lo que dificulta en ocasiones esta evitación. Un ejemplo particularmente ilustrativo puede consultarse en DE LARA HARO (2003, págs. 205-206):

“Consideremos a un cliente de alguna institución bancaria que incumple en sus compromisos crediticios; la pérdida se refiere a riesgo de crédito (...). Sin embargo, si el cliente incumple porque en el proceso de análisis de crédito no se debió haber aprobado la operación, en virtud de no haberse seguido los lineamientos establecidos por la institución, entonces se trata claramente de un riesgo operativo y no de crédito”.

Como consecuencia, la gestión del riesgo de crédito no puede aislarse de la gestión del resto de riesgos financieros, siendo necesario desarrollar modelos globales de control que los traten de forma conjunta.

Respecto a la *transferencia* del riesgo de crédito, recientemente el *Joint Forum*⁶ ha desarrollado el documento “*Credit Transfer*” (THE JOINT FORUM, 2004), que analiza este tipo de actividades respecto a instrumentos financieros, principalmente⁷. El documento destaca el significativo aumento del número de entidades que optan por esta fórmula, así como la aparición de nuevos productos de cobertura, relacionados principalmente con derivados. En particular, se analizan los denominados “*credit default swaps*” (CDS) y “*collateralised debt obligations*” (CDO) estudiados en el apartado 2.1.2.1 de la presente Memoria, proporcionando algunas recomendaciones básicas para su gestión y destacando la importancia que tienen los ratings externos a ellos asociados. El documento concluye que el desarrollo continuo de estos productos ofrece beneficios potenciales bajo la forma de mercados más líquidos y eficientes para la transferencia del riesgo de crédito.

Asimismo, el sector asegurador (incluyendo el reasegurador) proporciona una fuente fundamental de protección frente al riesgo de crédito, en una doble vertiente:

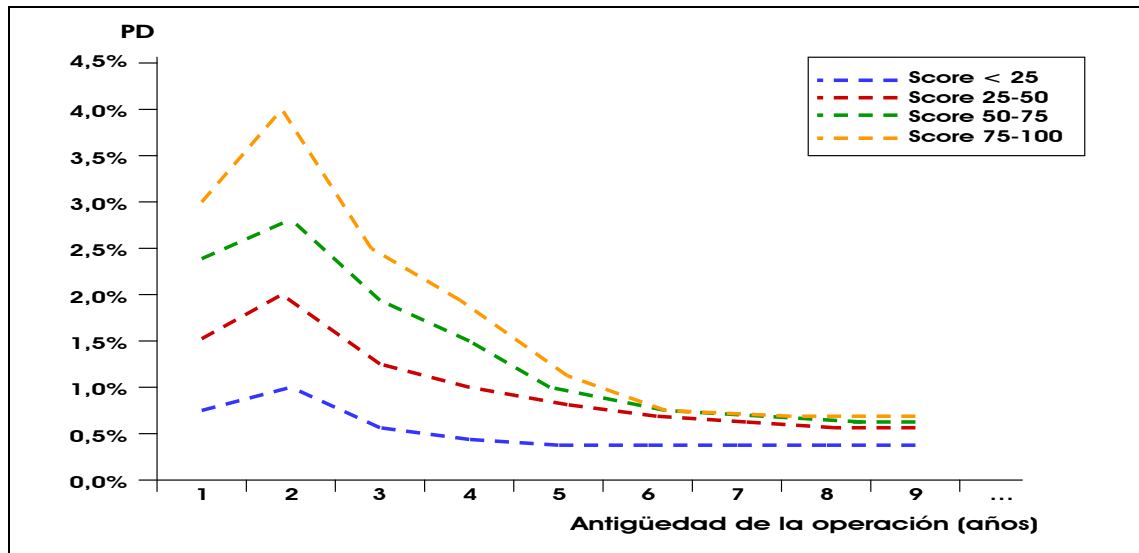
- Las entidades aseguradoras constituyen uno de los compradores más importantes de los derivados ofrecidos por las entidades de crédito (particularmente de CDOs con elevado rating). No obstante, este tipo de inversiones suelen estar reguladas legalmente, al objeto de limitar el riesgo asumido; así, por ejemplo, bajo las leyes del estado de Nueva York las aseguradoras tipo “vida” no pueden invertir más de un 20% de sus recursos en instrumentos financieros de grado especulativo⁸, etc.
- Las entidades aseguradoras proporcionan protección adicional respecto a determinadas emisiones de bonos. En particular, destaca la labor llevada a cabo por las aseguradoras especializadas en garantías financieras (“*monoline financial guaranty insurers*”), que actúan como garantes de la devolución del principal e intereses respecto a emisiones de deudas con alta antigüedad desde su emisión o “*super-senior*”⁹, que tienen asociada una menor probabilidad de incumplimiento (Figura 2.1).

⁶ Integrado por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, la International Organization of Securities Commissions (IOSCO) y la International Association of Insurance Supervisors (IAIS). Asimismo, el Joint Forum ha realizado diversos contactos con el Comité de Supervisión Bancaria del Banco Central Europeo, el Committee of European Insurance and Occupational Pension Supervisors (CEIOPS) y el Committee of European Securities Regulators (CESR).

⁷ Asimismo, se hace referencia brevemente a las garantías asociadas con préstamos (THE JOINT FORUM, 2004, pág. 1).

⁸ No obstante, estas limitaciones resultan innecesarias pues, en la práctica, la inversión en derivados apenas representa un 1% de la inversión total de las aseguradoras, por lo que no afecta a su fortaleza financiera (THE JOINT FORUM, 2004, pág. 18).

⁹ Igualmente, la presencia de dicha garantía facilita la consecución de un rating superior para la emisión.



Fuente: Elaboración propia a partir de GARCÍA CÉSPEDES (2005), pág. 92.

Nota: Se incluyen distintas puntuaciones relativas a bonos de diferente calidad (a mayor puntuación, mayor probabilidad de incumplimiento).

Relación entre la PD y la antigüedad de la operación
Figura 2.1

No obstante, la gestión del riesgo de crédito en entidades financieras se centra principalmente en políticas de *reducción* y *retención*, esto es, las exposiciones permanecen dentro de la entidad, que precisa desarrollar modelos eficaces de medición y gestión a fin de optimizar el binomio riesgo-rentabilidad derivado de ellas. En particular, PÉREZ CARBALLO y SOTOMAYOR (1990) proponen un decálogo para la reducción del riesgo de crédito derivado de operaciones de activo¹⁰ (Tabla 2.2).

REGLA 1. Prestar es tanto un arte como una ciencia, que requiere tanto de rigor como de flexibilidad.	REGLA 6. En caso de duda, no prestar.
REGLA 2. La continuidad del banco como proveedor de dinero implica no prestar más de lo que se tiene y que lo prestado se recupere.	REGLA 7. Las operaciones especulativas no son financiables.
REGLA 3. Los créditos se destinan a entidades que ganan dinero para que sigan ganando dinero.	REGLA 8. La mayoría de los créditos deben recuperarse sin ningún esfuerzo; de los concedidos que presenten dificultades, la mayoría debe recuperarse sin pérdida; y cuando haya que aceptar pérdidas de principal, éstas serán mínimas.
REGLA 4. Los clientes esperan un apoyo incondicional del banco, que no es viable como norma de actuación comercial.	REGLA 9. Se debe ser conservador y diversificar los riesgos.
REGLA 5. La información del solicitante no siempre es veraz y completa, sino que frecuentemente resulta demasiado optimista.	REGLA 10. Se debe actuar de forma profesional, comprobando la seguridad de la operación y cumplimentando la documentación adecuada.

Fuente: Elaboración propia a partir de PÉREZ CARBALLO y SOTOMAYOR (1990, pág. 23) y TOMÁS *et al.* (2002), pág. 16.

El decálogo bancario en materia de reducción del riesgo de crédito
Tabla 2.2

¹⁰ Entendiendo por operaciones de activo las relativas a cuentas de crédito, préstamos con cuotas periódicas y operaciones de arrendamiento financiero, descuentos financieros (incluyendo pólizas liquidadas al descuento), descuentos comerciales y operaciones de factoring.

El análisis de los modelos de reducción y retención de riesgos y la propuesta de metodologías avanzadas de gestión del riesgo de crédito constituyen el objetivo de la presente Memoria de Tesis Doctoral.

Ahora bien, a pesar de los esfuerzos realizados en los últimos años para conseguir una gestión de calidad, el dinamismo de los mercados y las malas prácticas de las entidades ha generado un número significativo de pérdidas por riesgo de crédito, que resultan indicativas de la relevancia de este factor. Entre ellas destacan particularmente las siguientes:

✓ *Bankgesellschaft Berlin*: En 2001, el senado berlinés se vio obligado a inyectar 2.000 millones de euros de capital al banco Bankgesellschaft Berlin, del que era propietario en un 56%, y que constituía uno de los 10 mayores bancos en Alemania, so pena de disolución de la entidad. La causa de sus dificultades procedía de la concesión masiva de préstamos a promotores inmobiliarios durante la década de los años 90 del siglo XX, préstamos que se convirtieron en incobrables al explotar en 1999 la burbuja financiera berlinesa, dando lugar a unas pérdidas para el año 2001 superiores a 1.600 millones de euros. No obstante, el coste total de la crisis, aunque incierto, se estima que alcanzará cifras próximas a los 3.700-8.000 millones de euros.

✓ *J.P. Morgan*: Como consecuencia de la crisis de los países asiáticos, en 1998 la empresa se vió obligada a reclasificar como incobrables préstamos por importe superior a 600 millones de dólares, con la consiguiente caída de la cotización de sus acciones (1,33\$/acción en el cuarto trimestre de 1998, frente a 1,57\$/acción esperado, y frente a 2,04\$/acción de un año antes).

✓ *Continental Illinois*: En 1984, el banco Continental Illinois, uno de los diez mayores de EE.UU., precisó recibir fondos de emergencia de los reguladores al objeto de evitar su colapso financiero, por un importe estimado de 1.100 millones de dólares. El origen de la crisis procedía de los préstamos concedidos a finales de los años 70 del siglo XX a empresas del sector energético, que comenzaron a resultar impagados debido a la recesión de los sectores de gas y petróleo a partir de 1982. Una mala diversificación del negocio bancario había creado una excesiva dependencia del banco respecto de dichas cuentas, dando lugar a la crisis.

Por último, cabe destacar que el interés por disponer de sistemas adecuados de control del riesgo de crédito no sólo afecta a la industria bancaria, dado sus efectos sobre los Balances de Situación y las Cuentas de Resultados de estas entidades, sino que incide en la solidez del sistema financiero en su conjunto, que se ve afectado por el nivel de solvencia de las entidades operantes.

2.1.2. Tipología del riesgo del crédito

La amplitud del término “*riesgo de crédito*” hace necesaria una distinción de distintos arquetipos a efectos de estudio. De esta forma, el riesgo de crédito asociado con *instrumentos financieros* es diferente del asociado con *clientes particulares* y, a su vez, éstos difieren del riesgo de crédito vinculado a *empresas*, lo que afecta a las variables utilizadas para su análisis y gestión.

Como señalan DEL ÁGUILA QUESADA *et al.* (2002, pág. 103):

“Las nuevas valoraciones de la exposición al riesgo, obviamente, son más complejas en las empresas que en los particulares, pues a la diversidad de situaciones a financiar y a una mayor probabilidad de cambio de la situación de solvencia, se le unen los riesgos tecnológicos y de operaciones, sus vinculaciones con el sector y otra serie de condicionamientos que hay que tener presentes en el nuevo paradigma de la medición y gestión del riesgo”.

No obstante lo anterior, existe un conjunto de características comunes al riesgo de crédito asociado con clientes particulares y con empresas, al tratarse en ambos casos de operaciones relacionadas con la concesión de créditos bancarios.

Así, entre los principales factores determinantes del riesgo asociado con créditos bancarios destacan los siguientes (TOMÀS *et al.*, 2002, págs 23-26):

- ✓ *Plazo:* El plazo, madurez o vencimiento de la obligación afecta al riesgo de forma tal que, con carácter general, a medida que el vencimiento se aleja en el tiempo, el riesgo disminuye (BERGER y UDELL, 1998; MANOVE y PADILLA, 2001)¹¹. De esta forma, el vencimiento puede considerarse como un tipo externo de garantía de la operación. Por su parte, el riesgo se incrementa si la capacidad de devolución del cliente no se adecúa al plazo necesario.
- ✓ *Importe:* El importe o cuantía de la operación es un factor de riesgo si no resulta proporcional a la solvencia del cliente. Asimismo, es requisito indispensable que el importe sea suficiente para la finalidad a la que se destina, al objeto de que la recuperación del préstamo no precise de su ampliación (BERGER y UDELL, 1990; BOOTH, 1992).
- ✓ *Modalidad:* La modalidad de una operación o instrumento de financiación que el cliente solicita debe coincidir con la necesidad de inversión del cliente; así, por ejemplo, para financiar activos circulantes es adecuado solicitar una cuenta de crédito a corto plazo, mientras que para financiar bienes de inmovilizado se recomienda utilizar préstamos a largo plazo u operaciones de leasing financiero.
- ✓ *Finalidad:* La finalidad o destino que el cliente realiza de la financiación solicitada debe permitir la devolución del importe total prestado y de sus intereses. La finalidad constituye un factor de riesgo si el beneficio derivado de la inversión del cliente no es suficiente para la devolución del préstamo, por lo que debe considerarse que la primera garantía de toda operación es su finalidad.
- ✓ *Garantías:* La función de las garantías es servir de apoyo y complemento en el momento de solicitar el crédito, si bien el caudal inmueble o fincabilidad de los titulares no debe ser examinada para la concesión de operaciones de activo si no existe por parte del solicitante la suficiente capacidad económica de retorno del crédito. Por otra parte, resulta habitual relacionar el colateral con el mayor

¹¹ No obstante, la evidencia empírica es ambigua, de forma que, por ejemplo, BERGER y UDELL (1990) observan una relación inversa entre plazo y riesgo, BOOTH (1992) no observa relación, y ANGBATO *et al.* (1998) observan una relación directa. Asimismo, BENNETT (2005) encuentra evidencia de que la probabilidad de incumplimiento de los créditos a corto plazo está subestimada, no existiendo diferencias excesivas entre la PD de las operaciones a 6 meses y aquéllas a 24 meses.

riesgo de crédito del prestatario, lo que da lugar a los comentados procesos de selección adversa y riesgo moral (SAUNDERS, 1997; KLAPPER, 1998; MANOVE y PADILLA, 1999; 2001).

- ✓ *Conocimiento del solicitante:* La entidad financiera debe realizar un análisis riguroso del cliente al objeto de evaluar el nivel de riesgo que asume si aprueba la operación, para lo que puede utilizar fuentes de información internas o externas. Una relación estrecha previa entre el banco y el deudor permite obtener mucha información extremadamente valiosa sobre la situación económica del solicitante, si bien también puede inducir a comportamientos excesivamente optimistas por parte del gestor (PETERSEN y RAJAN, 1994; BERGER y UDELL, 1995).

El impacto de estos factores sobre la probabilidad de incumplimiento de los créditos de prestatarios individuales para el periodo 1998-2000 es analizada por JIMÉNEZ y SAURINA (2002), quienes destacan particularmente la importancia de las garantías, importe, madurez del préstamo y conocimiento del solicitante. Mediante el análisis de más de 3 millones de operaciones realizadas por entidades financieras españolas (bancos y cajas de ahorros), los autores concluyen que las garantías se asocian con una mayor probabilidad de incumplimiento, mientras que el plazo y el importe se asocian con una menor probabilidad de impago, debido a que este tipo de operaciones suelen estudiarse con mayor profundidad y rigurosidad. Por último, el conocimiento del cliente se relaciona directamente con la probabilidad de incumplimiento, esto es, cuanto más estrecha es la relación entre el banco y el solicitante, mayor es la probabilidad de que la entidad financie proyectos excesivamente arriesgados.

Por su parte, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea señala también un conjunto básico de factores que deben considerarse y documentarse en los procesos de aprobación de créditos (CSBB, 2000a; AECA, 2004):

- La finalidad del crédito y la fuente de reembolso.
- La integridad y reputación del prestatario o contraparte.
- El perfil de riesgo actual de la contraparte y su sensibilidad al entorno económico y de mercado, incluyendo la naturaleza y las cantidades agregadas del riesgo de crédito mantenido.
- La capacidad de reembolso histórica y actual del prestatario, basada en las proyecciones del estado de flujos de tesorería y en las tendencias financieras históricas.
- El análisis prospectivo de la capacidad de reembolso basado en distintos escenarios.
- La capacidad legal de la contraparte para asumir sus compromisos financieros.
- La experiencia y fortaleza en el negocio del prestatario, así como su posicionamiento estratégico.
- Los términos y condiciones del contrato de financiación, incluyendo las cláusulas diseñadas para limitar y anticipar los cambios futuros del perfil de riesgo del prestatario ("*covenants*").

- La adecuación y capacidad de ejecución de las garantías aportadas, de acuerdo con distintos escenarios.

Al objeto de llevar a cabo una medición rigurosa del riesgo de crédito, a continuación se analizan de forma detallada las características relacionadas con cada tipo de exposición crediticia.

2.1.2.1. Riesgo de crédito respecto a instrumentos financieros

En el caso de instrumentos financieros, el riesgo de crédito suele asociarse con el denominado "*diferencial de crédito*", o diferencia entre la rentabilidad del título analizado y la de un valor del Tesoro o un título garantizado sin riesgo, denominado en la misma divisa.

Este diferencial se encuentra asociado directamente con el rating o calificación crediticia del título, de forma que cuanto mejor es la calificación menor es el diferencial; asimismo, el plazo de amortización influye en el diferencial, tal que cuanto mayor es el plazo, mayor es el diferencial.

Los diferenciales de crédito suelen cambiar con el tiempo, de forma que los cambios imprevistos de los diferenciales constituyen el riesgo de crédito asociado al instrumento (SINGLETON, 1998, pág. 147). Entre las principales causas que afectan a la variación de los diferenciales de crédito destacan (Tabla 2.3):

- Los tipos de interés de la deuda pública: Los cambios en los diferenciales están correlacionados negativamente con los cambios en los tipos de interés de la deuda del Estado, si bien esta relación es de corta duración (aproximadamente de un mes).
- Fase del ciclo económico: En fases expansivas del ciclo, la variación de los diferenciales se reduce (disminuye el riesgo de insolvencia y se incrementa la tasa de recuperación de la inversión), mientras que en fases recesivas se incrementa.

Periodo (1986-1995)	Corto plazo	Medio plazo	Largo plazo
<i>Tipo de interés de la deuda pública a 30 años (CMT30)</i>			
Corr(ΔBAA, $\Delta CMT30$)	-0,24	-0,18	-0,50
Corr(ΔA, $\Delta CMT30$)	-0,26	-0,26	-0,46
<i>Fase del ciclo económico, aproximada por la rentabilidad del índice S&P 500</i>			
Corr(ΔBAA, $\gamma SP500$)	-0,44	-0,40	-0,16
Corr(ΔA, $\gamma SP500$)	-0,35	-0,22	-0,13

Fuente: Elaboración propia a partir de SINGLETON (1998), págs. 148-151.

Nota: Los datos reflejados están basados en un análisis de Bonos del Estado de Lehman Brothers en EE.UU., sin opciones de compra incorporadas y considerando precios de transacciones reales. Se han considerado dos tipos de bonos, con rating BAA y A (según la escala de Moody's).

Principales causas de las variaciones en los diferenciales de crédito

Tabla 2.3

Ahora bien, las variaciones en los diferenciales dependen también de otras variables, tales como factores políticos o institucionales, por lo que el diferencial no

genera un riesgo de crédito puro, siendo necesario obtener información adicional para evaluar el riesgo de crédito real asociado a un determinado instrumento financiero.

La problemática de la medición del riesgo de crédito a partir de diferenciales se analizada de forma detallada en el apartado 2.2.2.3.1.1.

Las dificultades para medir el riesgo de crédito a través de diferenciales han llevado al establecimiento de otras formulaciones alternativas. Si se considera que el efecto del incumplimiento de la contraparte en un instrumento financiero puede mitigarse mediante el reemplazo del instrumento en el mercado, entonces el riesgo de una transacción en el momento del incumplimiento es igual al riesgo de reemplazar la operación en el mercado, también conocido como *riesgo implícito* o “*Deemed Risk*” (DE LARA HARO, 2003, págs. 166-168).

El objetivo principal del “*Deemed Risk*” se centra en establecer una garantía o colateral de forma que, en caso de impago, ésta sea suficiente para cubrir la pérdida potencial asumida por el prestamista en el momento de reemplazar la operación en el mercado. No obstante, resulta recomendable añadir al “*Deemed Risk*” un factor que compense la posible falta de liquidez del mercado, con la finalidad de evitar subestimaciones del riesgo de crédito.

En este punto, el grupo del G-30 establece dos cuestiones básicas a resolver para la correcta gestión del riesgo de crédito relacionado con transacciones en los mercados:

- “Si la contraparte incumpliera hoy, ¿cuál sería el coste de reemplazar la transacción?”.
- “Si la contraparte incumpliera en algún punto en el futuro, ¿cuál sería una estimación razonable para el coste potencial de reemplazar la transacción”.

La adecuada respuesta a estas cuestiones se basa en dos parámetros fundamentales:

- La exposición vigente o actual de la transacción en términos de su valor de mercado.
- La exposición potencial de la transacción, que es una estimación de lo que costaría reemplazar la transacción en el futuro.

De esta forma, se tiene que, para transacciones en los mercados financieros:

$$\text{Riesgo de crédito} = \text{Riesgo actual o vigente (MTM)} + \text{Riesgo potencial}$$

Mientras que el riesgo actual o vigente se obtiene mediante el precio de mercado o valuación positiva de la transacción (cuantía que debe satisfacer la contraparte en el momento actual), el riesgo potencial es un valor estimado respecto al futuro, que debe cuantificarse mediante metodologías de Valor en Riesgo (VaR)¹².

Al objeto de aclarar la interpretación de los comentarios previos, a continuación se recoge un ejemplo sencillo de aplicación.

Ejemplo: Considérese que el valor de referencia de un instrumento financiero es de 100.000 €, con una rentabilidad del 8%, y que si la operación tuviera que liquidarse en el momento actual, el tenedor del instrumento recibiría de la

¹² Véase el apartado 2.2.2.3.2 de la presente Memoria.

contraparte un monto adicional de 10.000 € (ganancia no realizada de la transacción).

$$\text{Riesgo potencial} = 100.000 \times 8\% = 8.000 \text{ €}$$

$$\text{Riesgo de crédito} = \text{Riesgo vigente} + \text{Riesgo potencial}$$

$$\text{Riesgo de crédito} = 10.000 + 8.000 = 18.000$$

De forma alternativa, el riesgo de crédito de un instrumento financiero o de una cartera de instrumentos puede estimarse mediante la pérdida asociada a la contraparte respecto a un determinado horizonte temporal, definida como todo resultado no positivo de una posición, derivado de incumplimientos o de deterioros en el valor del instrumento, que puede descomponerse en dos elementos básicos:

1. *Pérdida esperada (EL)*, o cuantía media de la pérdida que la entidad espera soportar a largo plazo debido a su cartera; la pérdida esperada determina la cantidad que debe separarse en calidad de *reservas o provisiones* para hacer frente al posible incumplimiento de la contraparte.
2. *Pérdida no esperada (UL)*, definida como aquella pérdida potencial que excede a la pérdida esperada calculada previamente; este tipo de pérdida no puede cubrirse mediante reservas o provisiones, debido a su carácter no predecible, por lo que se cubre mediante *capital regulatorio*.

Las pérdidas no esperadas suelen cuantificarse mediante metodologías de Valor en Riesgo ("*Value at Risk*" o VaR), basadas en el cálculo de percentiles de pérdidas para un determinado nivel de confianza.

Desde un punto de vista práctico, la pérdida no esperada puede concebirse como el nivel de capital mínimo que un banco debe poseer para mantener su portafolio de inversiones (DE LARA HARO, 2003, pág. 168).

Asimismo, BESSIS (2002, págs. 89-91) distingue un tercer tipo de pérdidas vinculadas con el riesgo de crédito de instrumentos financieros:

3. *Pérdidas excepcionales o pérdidas extremas*, definidas como aquellas pérdidas que superan a las pérdidas no esperadas. Abarcan desde el límite superior de las pérdidas no esperadas hasta la totalidad de las pérdidas posibles de la cartera, incluyendo valores extremos que presentan probabilidades extremadamente pequeñas de ocurrencia.

❶ *Pérdida esperada (EL)*

La pérdida esperada corresponde a la media a largo plazo de la distribución histórica de pérdidas de la entidad, después de recuperaciones.

Para su cálculo se precisa disponer de un número suficiente de observaciones, dado que esta variable representa la pérdida estadística respecto a una cartera amplia de posiciones, de acuerdo con la Ley de los Grandes Números¹³. Su estimación se realiza de forma que refleje la pérdida media anual a lo largo de un ciclo económico [o pérdida incondicionada, en términos estadísticos (GARCÍA CÉSPEDES, 2005)].

¹³ Básicamente, este teorema establece que, en un experimento aleatorio, la frecuencia relativa de un suceso se aproxima cada vez más a su probabilidad teórica a medida que aumenta el número de experiencias que se realizan.

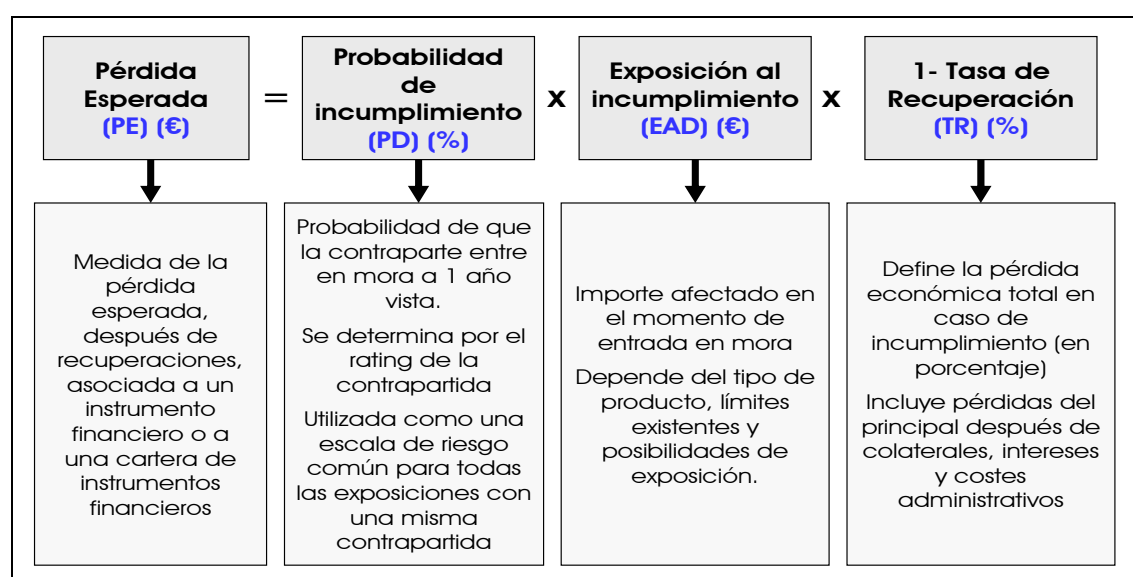
La pérdida esperada sirve de base para calcular las provisiones estadísticas que debe establecer la entidad financiera. No obstante, debe tenerse en cuenta que se pueden producir desviaciones respecto a la pérdida media estadística durante largos periodos de tiempo, por lo que las provisiones dotadas pueden resultar insuficientes para absorber las pérdidas que se produzcan; en estos casos, es preciso que la entidad disponga de un capital adicional para cubrir los excesos, a fin de no comprometer su solvencia (BESSIS, 2002, pág. 90).

Con carácter general, la pérdida esperada de una *posición individual* depende de tres factores, que varían a lo largo del tiempo:

- El monto o cuantía de la exposición de riesgo de la contraparte (*EAD*).
- La probabilidad media estimada de incumplimiento o de impago (*PD*).
- La recuperación potencial de las garantías pactadas al inicio de la transacción (*TR*).

Asumiendo que *EAD*, *PD* y *TR* son variables aleatorias independientes, la pérdida esperada por riesgo de crédito de una posición puede estimarse mediante el producto (Figura 2.2):

$$\text{Pérdida esperada posición individual} = PD \times EAD \times (1-TR)$$



Fuente: Elaboración propia a partir de GARCÍA CÉSPEDES (2005), pág. 95.

Estimación de la pérdida esperada (EL)
Figura 2.2

Si bien para una posición individual la pérdida real no suele coincidir con la pérdida esperada, sin embargo para una cartera de títulos la pérdida esperada coincide con la media a largo plazo de la distribución de pérdidas.

Asimismo, cuanto más diversificada esté una cartera, menor será la volatilidad de las pérdidas reales respecto a la media estimada.

Cabe destacar que la pérdida esperada es un coste más del negocio bancario, y que así debería considerarse respecto a la política de establecimiento de precios o en el

cálculo de las rentabilidades de las operaciones, tal como propone la metodología RaRoC posteriormente analizada.

② Pérdida no esperada (UL)

La pérdida no esperada o pérdida potencial por encima del valor esperado, constituye el límite superior de las pérdidas de la cartera, que únicamente es excedido por un porcentaje muy reducido de pérdidas excepcionales. Dicho porcentaje suele denominarse “nivel de significación” (α), siendo sus valores típicos el 1% o el 5%, o cualquier porcentaje incluido en dicho intervalo¹⁴.

La pérdida no esperada coincide con un determinado nivel de confianza o percentil de pérdidas, definido a partir del nivel de significación previo (percentil 99 para $\alpha=1\%$; percentil 95 para $\alpha=5\%$). De esta forma, la pérdida no esperada se calcula como el exceso de un determinado percentil de pérdidas respecto a la pérdida esperada:

$$\text{Pérdida no esperada} = L(\alpha) - EL.$$

El cálculo de la pérdida no esperada exige modelizar la distribución total de pérdidas de la cartera y la elección de un nivel de significación adecuado, lo que constituye uno de los principales retos de la gestión de riesgos, siendo habitual el empleo de las comentadas metodologías de Valor en Riesgo (VaR).

Ahora bien, el cálculo de la pérdida no esperada de una posición individual no precisa de este tipo de modelos, sino que es habitual su aproximación mediante la desviación típica; así, si se considera una decisión binaria (*{cumplimiento, incumplimiento}*) y se asume que la distribución de probabilidad de las pérdidas se comporta como una binomial, en la que la desviación típica adopta la expresión:

$$\sigma = \sqrt{P(1-P)},$$

siendo P la probabilidad de cumplimiento, dado que las tasas de recuperación (R) son constantes; la pérdida no esperada media de la posición, de monto X , se calcularía como sigue:

$$\text{Pérdida no esperada posición individual} = \sigma = \sqrt{P(1-P)} \times X \times (1-R)$$

A partir de las estimaciones de la pérdida esperada e inesperada puede definirse el *capital económico* por riesgo de crédito, o nivel de recursos propios que la entidad debe mantener para que, con una probabilidad relacionada con el rating objetivo de la entidad, las posibles pérdidas acontecidas en el horizonte temporal analizado no supongan su quiebra¹⁵.

③ Pérdida excepcional

Las pérdidas excepcionales recogen aquellas pérdidas extremas cuya probabilidad de ocurrencia es inferior al nivel de confianza $(1-\alpha)$ definido respecto a las

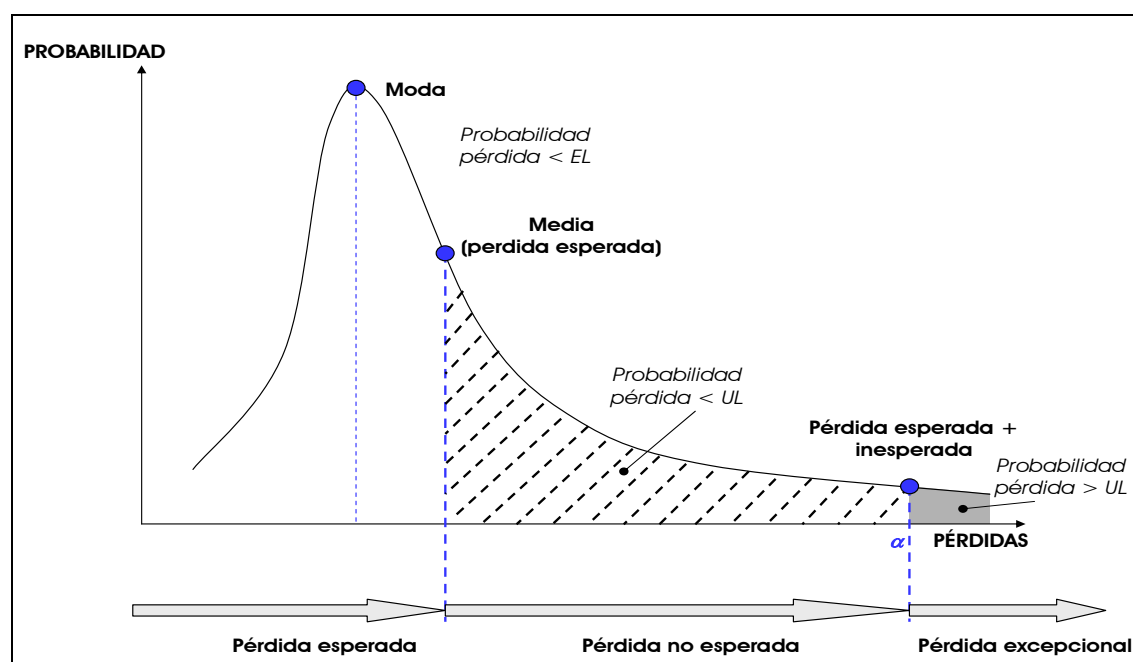
¹⁴ Según el Banco Internacional de Pagos de Basilea, el VaR debe calcularse para un nivel de significación del 1% (esto es, un nivel de confianza del 99%); no obstante, en la práctica existen diversos argumentos en contra de esta cifra, dado que su significado es difícil de comprender por los gestores; por el contrario, un nivel de confianza del 97,5% corresponde a un movimiento de dos desviaciones típicas bajo cero respecto a una distribución normal, lo que facilita su análisis, razón por la que entidades como el Chase Manhattan Bank han optado por esta cifra (COHEN, 1998, pág. 67).

¹⁵ Generalmente, el capital económico se calcula por diferencia entre la pérdida no esperada (con un nivel de significación α) y la pérdida esperada (GARCÍA CÉSPEDES, 2005, pág. 86).

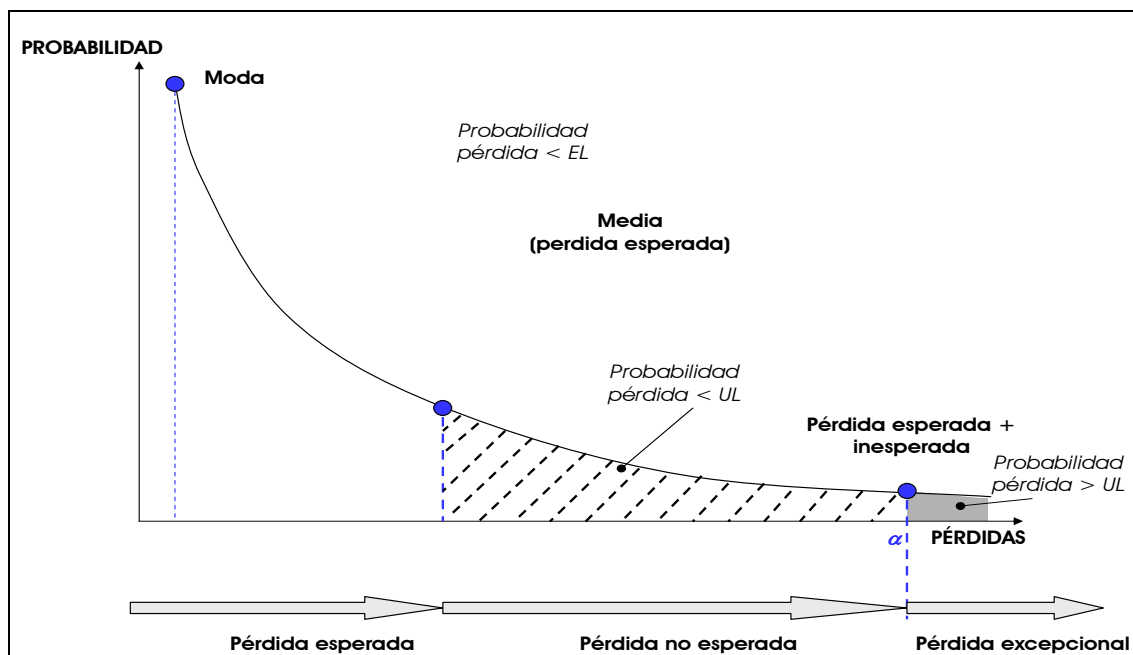
pérdidas no esperadas; así, por ejemplo, si se considera $\alpha=1\%$, las pérdidas excepcionales son aquellas que pueden acontecer con una probabilidad inferior al 1%.

Para su estimación resulta necesario acudir a técnicas de estrés, analizando escenarios extremos que pudieran dar lugar a pérdidas catastróficas para la entidad financiera. También es habitual aplicar distintos estimadores relacionados con la Teoría del Valor Extremo (KOEDIJK *et al.*, 1990; DANIELSSON y DE VRIES, 1997; RAMÓN ARAGONÉS *et al.*, 2005) y los Modelos de Catástrofes (NIEHAUS, 2002).

La Figura 2.3 recoge las distribuciones más habituales de las pérdidas relacionadas con el riesgo de crédito de instrumentos financieros, que son fuertemente asimétricas a la izquierda. La razón de este comportamiento radica en que las posibles ganancias de la operación están limitadas, dado que el deudor sólo pagará los cupones acordados y el nominal al vencimiento, al tiempo que las mejoras en la calificación crediticia del prestatario presentan siempre un límite superior (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 124). Por ello, las carteras con riesgo de crédito suelen presentar una alta probabilidad de pérdidas de escasa cuantía y una baja probabilidad de altas pérdidas, si bien la distribución final depende en gran medida de la estructura de la cartera, de las discrepancias en el tamaño de las posiciones (mayor o menor concentración de riesgos) y de las interdependencias entre las potenciales pérdidas individuales.



Pérdidas esperadas, no esperadas y extremas en la gestión del riesgo de crédito de instrumentos financieros
Figura 2.3 (I)



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 92.

Pérdidas esperadas, no esperadas y extremas en la gestión del riesgo de crédito de instrumentos financieros

Figura 2.3 (y II)

Una vez determinado el riesgo de crédito asociado con los instrumentos financieros de la entidad, deben analizarse las distintas alternativas que existen para su gestión, entre las que destaca el empleo de derivados (SINGLETON, 1998).

En particular, existen cuatro modelos de derivados especialmente diseñados para la gestión del riesgo de crédito¹⁶ (Figura 2.4 y Tabla 2.4):

1. *El Swap de Riesgo de Crédito (Credit Default Swap o CDS)*: Al igual que en el swap normal, el instrumento tiene un importe principal teórico subyacente¹⁷, y las contrapartes intercambian los flujos de caja durante la vida del título. En este caso, el comprador paga al vendedor una retribución fija cada año ($c\%$ anual sobre el importe teórico), mientras que el vendedor no paga nada al comprador mientras no ocurra ningún impago. En caso de impago, el vendedor pagará al comprador el porcentaje de la pérdida, multiplicada por el nominal del instrumento subyacente, esto es, el vendedor indemniza al comprador por la pérdida de capital derivada del impago.

Este instrumento resulta de utilidad para las entidades financieras que deseen modificar sus riesgos de cobro en áreas específicas o industrias concretas, mediante el diseño de un *swap* vinculado a los pagos de dichas empresas. Asimismo, puede utilizarse para modificar el riesgo de correlación de una cartera, esto es, la probabilidad de que múltiples instrumentos resulten impagados al mismo tiempo, mediante el diseño de un swap asociado a algunos de ellos.

¹⁶ Otros modelos de derivados empleados para la gestión del riesgo de crédito son los "*basket default swap*" (BDS), los "*credit-spread options*" (CSO), los "*total rate of return swaps*" (TRORS), las "*credit linked notes*" (CLN) y las "*basket credit linked notes*" (BCLN).

¹⁷ Esto es, el dinero no cambia de manos en la fecha de efecto.

Recientemente se han introducido familias de índices CDS, tales como el TRAC-X o el iBoxx (THE JOINT FORUM, 2004, pag. 13). Tales índices se calculan mediante el promedio de diversos CDS asociados con un conjunto de entidades de referencia, proporcionando una medida del precio medio de compra de coberturas de crédito para dicho conjunto de entidades. Estos índices resultan de gran utilidad para el desarrollo de los mercados de derivados, dado que pueden utilizarse para procesos basados en referencias o “benchmarking” y como base para el desarrollo de nuevos productos.

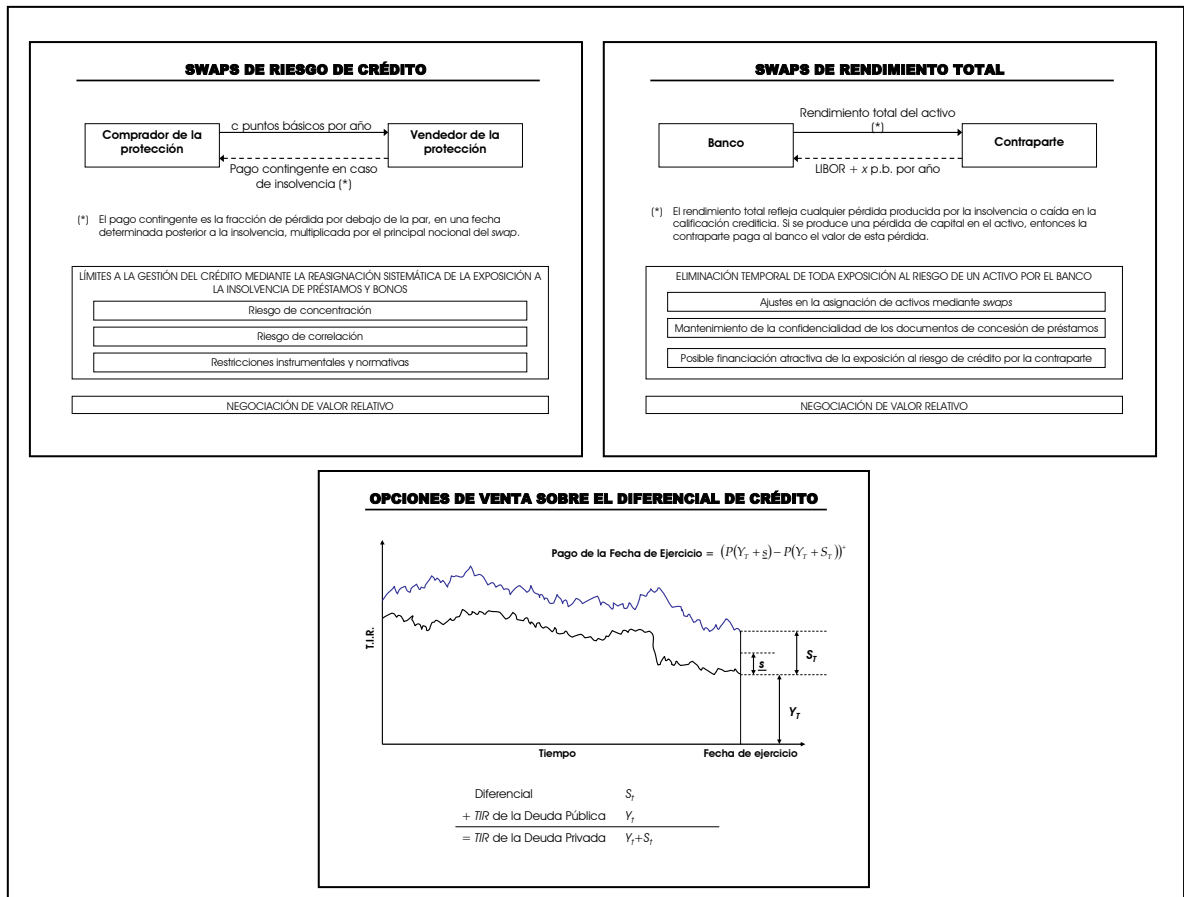
2. *El Swap de Rendimiento Total (Total Return Swap o TRS)*: En este caso, la operación entre el banco y la contraparte se basa en el rendimiento total del activo subyacente al *swap* (esto es, el bono cuyo riesgo de insolvencia se está cubriendo). Así, la contraparte paga al banco un tipo de interés variable (generalmente el LIBOR o MIBOR más x puntos básicos al año), obteniendo a cambio el rendimiento total del activo (pagos por cupones más cualquier beneficio o pérdida procedente del ajuste al precio de mercado del título subyacente).

De esta forma, si el rendimiento total es positivo, el banco paga a la contraparte dicho importe, deducido el interés variable a abonar por la contraparte. Por el contrario, si el rendimiento total es negativo, debido a posibles insolvencias de los emisores de la deuda o caídas en su calificación crediticia, con la consiguiente pérdida de valor de ésta, será la contraparte quien abonará al banco el valor de la pérdida.

Los swaps de rendimiento total permiten eliminar o aumentar temporalmente la exposición al riesgo de crédito, estando especialmente recomendados para reducir el riesgo de posiciones concentradas. El empleo de estos derivados implica canjear el riesgo de la cartera por un riesgo mínimo asociado con el incumplimiento de la contraparte del swap.

3. *Opción de venta sobre el diferencial de crédito*: Se trata de un derivado muy sencillo, basado en una simple opción sobre el diferencial entre el rendimiento de un bono de empresa y la rentabilidad de un bono del Tesoro. La liquidación de la opción se determina comparando ambos referenciales, de forma que, si el diferencial se incrementa, el pago generado por la opción se obtiene por la diferencia entre el valor actual de los flujos de caja prometidos por el bono de empresa, descontados por el TIR del bono del Tesoro más el diferencial del ejercicio, y el valor actual obtenido al descontar de los flujos de caja el TIR del bono del Tesoro más el diferencial del bono de empresa.

Así, si el diferencial real es superior al diferencial del ejercicio, entonces se descuenta la segunda corriente de los flujos de caja con una mayor rentabilidad, obteniéndose un precio más bajo y un pago positivo. En resumen, el pago de la opción es positivo cuando el diferencial de crédito es mayor que el diferencial del ejercicio. Este tipo de opciones sobre diferenciales se emplea sobre todo en mercados emergentes de deuda.



Fuente: Elaboración propia a partir de SINGLETON (1998), págs. 153-154.

Cobertura del riesgo de crédito mediante derivados

Figura 2.4

4. *Collateralised Debt Obligations (CDO)*: Un CDO consiste en una emisión de instrumentos financieros respaldada por una cartera diversificada de préstamos o bonos, fraccionada en distintos segmentos ("*tranches*"), cada uno de los cuales posee características particulares de riesgo y rentabilidad (Tabla 2.4). Así, por ejemplo, los denominados "*equity tranches*" son los primeros que absorben pérdidas, de forma que cubren la mayor parte del riesgo de crédito de la emisión; por el contrario, los segmentos preferentes ("*senior*") y superpreferentes ("*super-senior*"), generalmente con ratings próximos al AAA, tienen vinculado un menor riesgo de crédito, dado que únicamente absorben pérdidas si todos los segmentos a ellos subordinados ya se encuentran exhaustos.

Cada segmento se vende a distintos inversores, de forma que los segmentos con mayor riesgo asociado reciben mayor rentabilidad que aquellos con menor riesgo asociado. Si falla la emisión cubierta por la cartera, los inversores en segmentos "*equity*" serán los primeros en cubrir pérdidas hasta una determinada cuantía; posteriormente deberán cubrir pérdidas el resto de inversores, hasta finalizar con aquéllos que hayan adquiridos segmentos "*senior*" o "*super-senior*".

Segmento	Pérdida cubierta (%)	Pérdida cubierta (\$)	Rating de crédito	Puntos básicos de remuneración
"Equity"	0-3%	30	No calificado	1200
"Mezzanine"	3-10%	70	A	200
"Senior"	10-100%	900	AAA	10
EMISIÓN DE REFERENCIA	0-100%	1.000	A	60

Fuente: Adaptado de THE JOINT FORUM (2004), pág. 43.

Nota: Los datos reflejan un posible CDO basado en una emisión de instrumentos financieros por importe de 1.000 millones de dólares, calificada como A, y con una remuneración media de 60 puntos porcentuales. Esa emisión es cubierta mediante tres segmentos diferenciados, "equity" (que cubre los primeros 30 millones de pérdidas), "mezzanine" (que cubre los siguientes 70 millones de pérdidas) y "senior" (que cubre los restantes 900 millones de pérdidas)

Ejemplo de Collateralised Debt Obligation (CDO)

Tabla 2.4

En los últimos años, el desarrollo del mercado de crédito y de los derivados de crédito ha favorecido la proliferación de nuevos CDOs sintéticos, creados a partir de una cartera de Credit Default Swaps, tales como los "*single-tranche CDO*" o los "*nth-to-default basket swaps*" (THE JOINT FORUM, 2004, pág. 42).

Finalmente, el riesgo de crédito en instrumentos financieros se beneficia de los efectos de la diversificación, que limita el tamaño de las pérdidas potenciales derivadas de una determinada cartera. Así, a medida que las entidades desarrollan carteras internacionales, una fracción creciente de los riesgos derivados de transacciones individuales se diversifica, debido a que la posibilidad de que se produzcan pérdidas relacionadas disminuye.

2.1.2.2. Riesgo de crédito respecto a clientes particulares

En el ámbito de la gestión del riesgo de crédito, se entiende por particular a aquella persona física que no ejerce actividad profesional¹⁸ (HUESO TRUJILLO, 2001, pág. 70).

Entre los principales tipos de créditos demandados por clientes particulares a entidades financieras destacan los créditos hipotecarios para la adquisición de vivienda, así como los créditos para la adquisición de bienes de consumo; en este último caso, el cliente se decide por el crédito bancario si el pago de intereses a la entidad financiera es inferior al pago de intereses derivado de la operación a plazo con el proveedor. Asimismo, dentro de esta categoría se incluye la financiación otorgada a particulares en colaboración con las empresas vendedoras, en cuyo caso suele contarse con la garantía final de aquéllas.

¹⁸ A efectos de crédito los profesionales son aquellos que demandan financiación para determinadas operaciones de activo fijo (adquisición de sistemas informáticos, mobiliario, etc.) o bien para operaciones de circulante (descuento de efectos o recibos, etc). Su tratamiento no difiere de las operaciones a estudiar para las empresas, si bien al tratarse de personas físicas se recomienda establecer algún tipo de seguro a favor de la entidad financiera (HUESO TRUJILLO, 2001, pág. 70).

El riesgo de crédito vinculado a clientes particulares se gestiona principalmente mediante técnicas de “*credit scoring*”, esto es, a partir de un conjunto de variables explicativas de la probabilidad de insolvencia, se construye una función que asigna una puntuación o “*score*” al solicitante, representativo de su riesgo de incumplimiento.

Para construir dicho modelo de scoring, se requiere obtener del cliente individual una serie de informaciones específicas, que pueden clasificarse en cuatro grupos¹⁹ (TOMÀS *et al.*, 2002, págs. 32-35):

- a) Información que acredite la personalidad del titular de la operación, así como la de los garantes, cuando existan. Incluye documentos como el Número de Identificación Fiscal (NIF), las últimas declaraciones de la renta y del patrimonio y la relación de bienes personales.
- b) Información que justifique las perspectivas de reembolso, que permite a la entidad financiera estimar, en el momento de la concesión, las posibilidades de cobro. Incluye documentos como las últimas declaraciones de la renta y patrimonio, las últimas nóminas, el contrato laboral, la relación de bienes personales, los últimos recibos de préstamos, el contrato de alquiler y la sentencia de separación o divorcio (en su caso).
- c) Información que acredite la posibilidad de recuperar la operación, en el caso de que el cliente de activo no pueda devolver la cantidad prestada. Incluye documentos como las últimas declaraciones de la renta y patrimonio, la relación de bienes personales y las escrituras de bienes inmuebles.
- d) Información que demuestre la viabilidad de la operación, de acuerdo con las características de la misma y del solicitante. Incluye documento como el presupuesto o la factura pro forma.

A partir de los documentos previos, la entidad financiera procederá a extraer la información que considere más relevante para la operación de crédito (Tabla 2.5), tratando de descubrir los posibles fraudes cometidos por el solicitante respecto a la información suministrada (PHUA *et al.*, 2005). Dicha información debe hacer referencia a tres factores básicos que determinan la situación y perspectivas económicas del cliente particular: su situación personal, laboral y familiar.

Entre las variables más relevantes utilizadas destaca el nivel de ingresos del solicitante, de forma que si éstos pueden cubrir sus necesidades y la amortización del crédito e intereses, la operación suele aceptarse. Asimismo, aspectos como los ingresos familiares per cápita, la propiedad de bienes inmuebles, el estado civil, el tipo de cuentas bancarias a nombre del cliente, la ocupación o la antigüedad en el puesto de trabajo actual suelen influir también en la decisión final de concesión (DESAI *et al.*, 1996; HAND y HENLEY, 1997; CAQUETTE *et al.*, 1998; KOCH y MacDONALD, 2000).

¹⁹ No obstante, algunas investigaciones recientes han demostrado que, cuanto más información se solicita al cliente, mayor es la probabilidad de que éste rechace la oferta que le realice la entidad financiera. De esta forma, las entidades deben solicitar únicamente la información imprescindible para evaluar la solvencia del cliente, y realizar preguntas específicas a cada tipo de cliente (SEOW y THOMAS, 2005).

DOCUMENTO	INFORMACIÓN A ANALIZAR
DECLARACIÓN DE LA RENTA	- Empresa donde trabaja el solicitante y su cónyuge. - Número de hijos con dependencia de los titulares. - Otros ascendientes y descendientes con dependencia. - Ingresos anuales. - Intereses bancarios percibidos. - Ingresos por valores mobiliarios. - Vivienda habitual y cargas hipotecarias. - Gastos deducibles.
DECLARACIÓN DE PATRIMONIO	- Patrimonio, que deberá coincidir con la relación de bienes facilitada a la entidad financiera.
NÓMINAS	- Percepción salarial mensual. - Antigüedad en la empresa. - Posibles anticipos solicitados. - Categoría profesional.
CONTRATO LABORAL	- Condiciones laborales. - Antigüedad en la empresa. - Vencimiento del contrato. - Condiciones económicas del contrato. - Categoría profesional.
RELACIÓN DE BIENES PERSONALES	- Bienes declarados por los titulares o avalistas, que deberán coincidir con el valor estimado de los bienes.
ESCRITURAS DE BIENES INMUEBLES	- Fecha de adquisición de los bienes. - Procedencia de los bienes (herencia, cesión, compra, etc.) - Valor de adquisición y datos registrales.
RECIBOS DE PRÉSTAMOS CON OTRAS ENTIDADES	- Importe inicial. - Importe pendiente. - Vencimiento. - Puntualidad y cumplimiento de pago. Estos datos deben verificarse con los obtenidos de fuentes externas, como la CIRBE (1).
CONTRATO DE ALQUILER	- Gastos mensuales por alquiler. - Tipo de contrato. - Fecha de inicio y vencimiento.
SENTENCIA DE SEPARACIÓN O DIVORCIO	- Gastos generados por la situación familiar del cliente.
PRESUPUESTO O FACTURA PROFORMA	- Importe total de la obra o servicio. Si la solicitud del cliente se basa en la financiación de la adquisición de un bien o la realización de trabajos de terceros.

Fuente: Elaboración propia a partir de TOMÁS *et al.* (2002), págs. 33-35.

Nota: (1) Central de Información de Riesgos del Banco de España.

Información a obtener a partir de la documentación aportada por clientes particulares

Tabla 2.5

Por otro lado, los datos relacionados con tarjetas de crédito y/u otros créditos solicitados a otras entidades proporcionan información muy útil sobre la exposición al riesgo a la que están sometidos los competidores respecto al cliente analizado, y sobre el nivel de endeudamiento de éste. Además, aspectos como los años de continuidad en el mismo domicilio y la antigüedad en el puesto de trabajo proporcionan información muy útil sobre la movilidad esperada del cliente y la posibilidad de establecer relaciones a largo plazo con él.

Recientemente, BAESENS *et al.* (2002; 2003) han analizado diversas bases de datos de solicitantes particulares de crédito, procedentes de bancos alemanes y del Benelux. Mediante el empleo de redes bayesianas y de técnicas basadas en Aprendizaje Máquina (árboles de decisión, redes neuronales, y sistemas de inducción de reglas), los autores identifican como características más explicativas de la solvencia de los clientes el nivel de ingresos del solicitante, el plazo de la operación, el objetivo del crédito y la fidelidad del cliente a la entidad financiera (o número de años que lleva operando el cliente con el banco). Posteriormente, los autores extienden el estudio a modelos de supervivencia de préstamos personales, comparando las redes neuronales con modelos estadísticos ("*proportional hazards models*"), lo que permite observar la superioridad de las primeras, particularmente en el corto plazo (BAESENS *et al.*, 2004).

Asimismo, AVERY *et al.* (2004) estudian la influencia de factores situaciones y de circunstancias personales en la solvencia de los particulares que solicitaron créditos en bancos de EE.UU. desde 1997 hasta 1999, observando que aspectos como la tasa general de desempleo de la economía, el lugar de residencia del solicitante, su estado civil (casado vs. divorciado, principalmente) o la existencia de una experiencia histórica de retrasos en los pagos afectan sustancialmente a la capacidad de devolución del solicitante. Utilizando la misma base de datos, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea analizó el impacto de las situaciones respecto al riesgo de crédito de clientes individuales (CSBB, 2004a), concluyendo que las situaciones económicas del área en la que habita el solicitante influyen significativamente sobre su probabilidad de incumplimiento. SARLIJA *et al.* (2005) llegan a resultados similares, a partir del estudio del entorno económico particular de Croacia.

A partir de la información previa, se ejecuta la técnica de credit scoring seleccionada, que consiste en su forma más sencilla en aplicar unos índices a cada una de las características del cliente, con la finalidad de obtener una puntuación que determine su nivel de riesgo²⁰.

Una vez obtenida la puntuación generada por el modelo, los gestores proceden a la toma de la decisión de concesión y el establecimiento de las condiciones del crédito, empleando dos grandes categorías de criterios para la evaluación de las solicitudes de crédito ((MACHAUER y WEBER, 1998; CSBB, 1999a, pág. 39):

- *Características del producto solicitado:* tarjetas de crédito, hipotecas sobre residencias, etc. Cada tipo de operación requerirá el análisis de información específica (TOMÀS *et al.*, 2002, págs. 67-84).
- *Información específica del solicitante:* puntuación de crédito otorgada al cliente ("score"), segmento de crédito al que pertenece (si la entidad lleva a cabo segmentaciones de riesgo²¹), país y estado de residencia, etc.

²⁰ Sin embargo, una de las críticas más habituales a los modelos de credit scoring es que sólo se desarrollan a posteriori, a partir de los solicitantes admitidos por la entidad, posteriormente identificados como solventes o insolventes. Este sesgo en la muestra puede afectar a la validez del modelo obtenido, habiéndose desarrollado distintas propuestas para su inclusión en la metodología de credit scoring (CHANDLER y COFFMAN, 1977; HAND y HENLEY, 1994; VERSTRAETEN y VAN DEN POEL, 2003; FEELDERS, 2003; CHEN y ASTEBRO, 2005; HARDIN *et al.*, 2005; WU y HAND, 2005).

²¹ Las segmentaciones de riesgo consisten en agrupar a los prestatarios en distintas "cestas", "carteras" o "segmentos de riesgo" basados en sus características observables. Se considera que todos los clientes incluidos en un determinado segmento son estadísticamente idénticos.

Si se adopta la decisión de concesión del crédito, deberá llevarse a cabo un seguimiento del riesgo del cliente a lo largo de la operación, para lo que resulta conveniente analizar seis cuestiones básicas:

- Variaciones en la relación laboral del cliente, con respecto al tipo de contrato o categoría profesional. La entidad financiera debe poner especial atención a las variaciones contractuales de empleo cuando sea evidente que éstas afectarán de forma negativa a la tesorería del cliente.
- Crisis de la empresa donde trabaja el cliente, que puede derivar en demoras en la percepción del salario por parte del cliente, la adopción de comportamientos más conservadores por su parte y la posibilidad de que tenga lugar una pérdida de su empleo.
- Variaciones en la situación familiar del cliente, desde el nacimiento de un hijo a cambios en el estado civil. En particular, las situaciones de separación matrimonial con compensaciones económicas pueden afectar considerablemente a la situación económica del cliente.
- Ventas de bienes inmuebles del cliente, al objeto de conocer los motivos de las mismas, el destino de ese dinero y la repercusión final en la situación económica del prestatario.
- Cargas crediticias del cliente, particularmente por lo que se refiere a la formalización de hipotecas sobre bienes declarados. La entidad financiera debe averiguar los motivos de esta circunstancia, al objeto de determinar el nuevo nivel de riesgo alcanzado y la posible complementación con nuevas garantías.
- Modificaciones importantes en la relación entidad financiera-cliente, derivadas de situaciones como el incremento de descubiertos en cuenta, la excesiva disposición de tarjetas de crédito, las domiciliaciones bancarias excesivas, etc. La entidad financiera debe averiguar en todo caso las razones de estos cambios de comportamiento.

Para llevar a cabo el seguimiento de la operación, puede resultar de gran utilidad la aplicación de nuevas metodologías, como el filtro de Kalman propuesto en WHITTAKER *et al.* (2005). El seguimiento de los créditos concedidos resulta especialmente importante para evitar situaciones de “delincuencia”, que acontecen cuando el importe del crédito es superior al activo financiado y que se toma como garantía (KAU *et al.*, 1994; GRIEB *et al.*, 2001; BANASIK y CROOK, 2005).

2.1.2.3. Riesgo de crédito respecto a empresas

El proceso seguido por las entidades financieras para la concesión de créditos solicitados por empresas es analizado en detalle por ALTMAN (1993) quien, a partir de los requerimientos establecidos en la norma FAS 107 (*“Disclosure about fair value on financial instruments”*), establece un proceso en tres pasos para la estimación de la probabilidad, severidad y momento del incumplimiento por parte de las empresas²²:

²² ALTMAN (1993) señala que esta metodología puede utilizarse también para la estimación de las reservas obligatorias que deben mantener las entidades financieras, así como para la determinación de las provisiones de carácter estadístico típicas de las entidades aseguradoras.

- Estimación de las tasas de incumplimiento y pérdidas asociadas con estándares conocidos de crédito.
- Medición objetiva de la calidad de crédito de los prestatarios, que sea consistente con los estándares previos.
- Estimación de los flujos de caja esperados para cada crédito.

A continuación se analizan de forma resumida los aspectos más destacados de cada fase del proceso.

1. *Estimación de las tasas de incumplimiento y pérdidas asociadas con estándares conocidos de crédito.*

La correcta estimación de las tasas de incumplimiento asociadas con estándares conocidos de crédito constituye la primera etapa crítica en la evaluación de solicitudes de crédito. De acuerdo con ALTMAN (1993, pág. 249), los *ratings* o calificaciones de crédito constituyen la medida externa más evidente y respetada de la calidad del crédito de las empresas, dado que existe evidencia objetiva de su consistencia para largos periodos de tiempo (ALTMAN, 1987; 1989a; 1989b; 1991; ALTMAN y KAO, 1987).

A partir de los ratings otorgados por las agencias, pueden calcularse las tasas de incumplimiento ("*mortality rates*" o MMR) asociadas a cada categoría por unidad de tiempo, como sigue²³:

$$MMR_t = \frac{\text{Valor total de deuda incumplida en el año (t)}}{\text{Valor total de la deuda de las entidades incluidas en el grupo, a inicios del año (t)}}$$

Una vez establecida la probabilidad de incumplimiento de cada categoría, se lleva a cabo la estimación de las pérdidas reales incurridas en caso de incumplimiento (severidad), comparando el importe total de la deuda pendiente en el momento del fallido y el importe recuperado.

2. *Medición objetiva de la calidad de crédito de los prestatarios, que sea consistente con los estándares previos.*

Una vez identificados los estándares que servirán de base para la valoración de las solicitudes de crédito, el segundo problema a resolver es la estimación objetiva de la calificación crediticia asociada con cada prestatario.

Para ello, suele ser habitual utilizar tres fuentes de información diferentes (AECA, 2004, pág. 44):

- ✓ *Información externa*, facilitada por los "bureaux" de crédito, las bases de datos de incidencias judiciales, las agencias de calificación crediticia o el Banco de España. Suele concedérsele un elevado nivel explicativo, con la excepción del segmento de las PYMEs.
- ✓ *Información interna de la entidad financiera*, procedente del fichero interno de incidencias, de la aplicación de sistemas internos de rating y de la valoración de la rentabilidad del cliente. Suele concedérsele un alto poder explicativo.

²³ ALTMAN (1993) incluye una tasa de mortalidad individual para el rating de bonos, que aquí ha sido extendida para la calificación de empresas.

- ✓ *Información facilitada por el cliente*, relativa a sus estados económico-financieros. Suele concedérsele un valor explicativo muy elevado, al tiempo que sirve de base para la elaboración de información interna por parte de la entidad.

De esta forma, la información cuantitativa y cualitativa proporcionada por el cliente sigue siendo la variable fundamental para medir y valorar la capacidad de reembolso de las empresas y el nivel de riesgo asumido en las operaciones de financiación empresarial. Entre la información más habitual requerida a este tipo de solicitantes destacan los siguientes documentos²⁴ (TOMÀS *et al.*, 2002, págs. 35-38):

- a) Información que acredite la personalidad del titular de la operación, como el NIF, pagos a la Seguridad Social, pagos fiscales, etc.
- b) Información que justifique las perspectivas de cobro de la entidad. Incluye documentos como las últimas Cuentas Anuales e Informes de Gestión, la relación de bienes personales y los justificantes de pago de préstamos.
- c) Información que acredite la posibilidad de recuperación de la operación, tal como las últimas Cuentas Anuales, el plan previsional, la relación de bienes personales y las escrituras de bienes inmuebles.
- d) Información que demuestre la viabilidad de la operación. Incluye particularmente el plan previsional de futuro.

A partir de los documentos previos, la entidad financiera debe extraer la información relevante para la toma de la decisión relativa a la concesión o no del crédito (Tabla 2.6).

Por lo que respecta a la información económico-financiera, es habitual que las entidades de crédito soliciten dos tipos de información a las empresas (AECA, 2004, pag. 39):

- ✚ Información histórica o de naturaleza retrospectiva. Es habitual solicitar el Balance de Situación, la Cuenta de Pérdidas y Ganancias, el Estado de Flujos de Tesorería, el Estado de Origen y Aplicación de Fondos, la Memoria y el Informe de Gestión. Asimismo, puede solicitarse información adicional o aclaraciones sobre determinados aspectos, como los riesgos asumidos por las empresas fuera del Balance, el desglose de determinados gastos, la estructura de garantías de su financiación bancaria, el detalle de ingresos por línea de negocio o situación geográfica, etc.
- ✚ Información provisional o de naturaleza predictiva. En el caso de operaciones de financiación a largo plazo, la información histórica debe completarse con información provisional, que lleva a cabo la proyección a futuro de los principales estados contables, al objeto de medir la capacidad esperada de reembolso y el nivel de flexibilidad financiera de la empresa respecto a un determinado horizonte de financiación. Esta información resulta de gran utilidad para establecer la estructura de condiciones adicionales de los créditos, el tipo de garantías a aportar o el horizonte más adecuado para la financiación de la deuda.

²⁴ Si bien los créditos al sector público y sector inmobiliario suelen requerir la presentación de otra información complementaria.

DOCUMENTO	INFORMACIÓN A ANALIZAR
BALANCES DE SITUACIÓN	- Valor y naturaleza de los activos y pasivos de la empresa. - Grado de amortización del inmovilizado de la empresa. - Situación financiera de la empresa a corto plazo. - Situación financiera de la empresa a largo plazo.
CUENTAS DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS	- Estructura de costes. - Evolución de ventas y márgenes para distintos ejercicios. - Política de amortizaciones de la empresa. - Influencia de los resultados extraordinarios sobre el beneficio neto.
PLAN PREVISIONAL	- Movimientos esperados de tesorería a corto y medio plazo. - Expectativas de rendimientos y rentabilidad. - Plan de inversiones futuro.
COMPROBANTES DE PAGOS A LA SEGURIDAD SOCIAL	- Capacidad de pago de obligaciones sociales. - Número de trabajadores de la empresa. - Niveles salariales de los trabajadores de la empresa. - Tipos de contratos de los trabajadores de la empresa.
COMPROBANTES DE PAGOS DE IVA	- Capacidad de pago de obligaciones tributarias. - Cifras declaradas de compras y ventas (en relación con la Cuenta de Pérdidas y Ganancias presentada). - Importe del impuesto a liquidar (en relación con el Balance de Situación presentado).
COMPROBANTES DE PAGOS FISCALES POR ÍNDICES/MÓDULOS/IMPUESTO DE SOCIEDADES	- Capacidad de pago de obligaciones tributarias. - Evolución del número de trabajadores. - Ingresos y gastos declarados (en relación con la Cuenta de Pérdidas y Ganancias).
DECLARACIÓN DE VENTAS Y COMPRAS SUPERIORES A UNA DETERMINADA CANTIDAD	- Nivel de concentración o dependencia de la empresa de clientes y/o proveedores.

Fuente: Elaboración propia a partir de TOMÁS *et al.* (2002), págs. 36-38.

Información a obtener a partir de la documentación aportada por empresas

Tabla 2.6

La información financiera debe ser suficiente para garantizar una adecuada toma de decisiones, así como servir de base para asignar un rating o calificación a la empresa analizada.

No obstante, en la práctica se observan una serie de limitaciones de los estados financieros como fuente de información, tanto generales como específicas del sector bancario (Tabla 2.7).

LIMITACIONES GENERALES DE LA INFORMACIÓN FINANCIERA EMPRESARIAL	
Los estados contables tradicionales (Balance de Situación y Cuenta de Pérdidas y Ganancias) son fundamentalmente cuantitativos y monetarios, por lo que resulta muy conveniente completarlos con la información cualitativa procedente del Informe de Auditoría, el Informe de Gestión y la Memoria.	
A pesar de los diversos esfuerzos homogeneizadores, aún existe una diversidad de prácticas contables en las empresas.	
Los estados financieros han sido formulados por partes con intereses diferentes, por lo que pueden incorporar soluciones de compromiso y dar lugar a procesos de "riesgo moral" ("moral hazard").	
Los estados financieros no se preparan específicamente para el análisis financiero, por lo que pueden omitir información importante o requerir de diversos ajustes.	
En el caso de empresas situadas en países emergentes o con posiciones de negocio relevantes en esos mercados, la inflación puede erosionar en gran medida la calidad de la información proporcionada por los estados financieros.	
Los estados financieros recogen datos pasados, por lo que presentan severas dificultades para realizar previsiones de futuro.	
LIMITACIONES ESPECÍFICAS DEL NEGOCIO BANCARIO	
<i>Asimetrías de información según la finalidad de la financiación:</i>	Las operaciones de financiación a corto plazo precisan información detallada de carácter histórico que suele estar disponible. Las operaciones a largo plazo relativas a operaciones sindicadas, financiación de adquisiciones o de compra de activo fijo requieren estados previsionales que no suelen estar disponibles.
<i>Configuración de grupos empresariales:</i>	La configuración del perímetro de consolidación del grupo empresarial incide en la concentración de riesgos de éste. Los modelos financieros tienen que proceder a la integración de compañías que, no perteneciendo al grupo consolidable, tengan una dirección efectiva común.
<i>Estacionalidad:</i>	El Balance de Situación al cierre del ejercicio puede no ser representativo de los valores observados durante el resto del año. Asimismo, los ajustes patrimoniales realizados en la fecha de cierre pueden mejorar artificialmente la imagen de la empresa, dificultando la correcta valoración de su solvencia.
<i>Valoración de la liquidez:</i>	La liquidez de una empresa resulta de muy difícil medición, dado que no se posee información real sobre la previsible evolución de sus posiciones de liquidez, ni de su nivel de flexibilidad financiera respecto al sistema bancario.
<i>Principio contable del precio de adquisición:</i>	El activo refleja bienes y derechos valorados a precios históricos frente a pasivos valorados a precios de reembolso, por lo que el nivel de fondos propios reales suele ser superior a la cifra de fondos propios que reflejan los estados contables.
<i>Partidas fuera de Balance:</i>	No existe un lenguaje homogéneo en la información facilitada por las empresas respecto a las partidas fuera del Balance.
<i>Falta de información prospectiva:</i>	La ausencia de información previsional y de series históricas pasadas dificulta la toma de decisiones financieras a largo plazo.
<i>Dificultad para analizar determinados segmentos empresariales:</i>	Los estados financieros resultan poco representativos de sectores como el sector empresarial público, las empresas de ingeniería o los promotores inmobiliarios.

Fuente: Elaboración propia a partir de AECA (2004), págs. 41-43.

Limitaciones observadas respecto a la información financiera empresarial

Tabla 2.7

Por otra parte, la ausencia de una teoría universalmente válida respecto al fracaso empresarial ha llevado al empleo de una gran variedad de indicadores cuantitativos que, a partir de la información económico-financiera de las empresas, tratan de aproximar su posibilidad de insolvencia²⁵ (Tabla 2.8).

²⁵ Véase el Documento de Investigación 2006/1 para un análisis detallado de los factores que afectan a la solvencia empresarial (FLÓREZ LÓPEZ, 2006a).

Nombre	Definición	Interpretación
ANÁLISIS FINANCIERO		
Índice de solvencia	$\frac{\text{Activo total}}{\text{Pasivo exigible}}$	Relación entre activo total y pasivo exigible de la empresa; indica en qué medida la empresa es rentable.
Índice de autonomía financiera vs. Índice de endeudamiento	$\frac{\text{Fondos propios}}{\text{Pasivo exigible}} \text{ vs. } \frac{\text{Pasivo exigible}}{\text{Fondos propios}}$	Relación entre la financiación propio y la ajena (o viceversa); indica el nivel de autonomía financiera de la empresa (o de endeudamiento de la entidad).
Índice de capital circulante	$\frac{\text{Activo circulante}}{\text{Pasivo circulante}}$	Indica las tensiones de liquidez a las que se ve sometida la empresa.
Índice de liquidez del activo circulante	$\frac{\text{Tesorería}}{\text{Activo circulante}}$	Indica la importancia de la tesorería respecto al total de activos a corto plazo de la empresa.
Índice de tesorería	$\frac{\text{Tesorería} + \text{Deudores}}{\text{Pasivo exigible a corto plazo}}$	Indica la liquidez inmediata de la empresa, o posición de la entidad frente a las obligaciones contraídas.
ANÁLISIS DE LA DEUDA BANCARIA		
Deuda bancaria sobre exigible a corto plazo	$\frac{\text{Deudas bancarias a corto plazo}}{\text{Pasivo exigible a corto plazo}}$	Porcentaje de las deudas a corto plazo formalizadas en entidades de crédito.
Deudas bancarias sobre exigible a largo plazo	$\frac{\text{Deudas bancarias a largo plazo}}{\text{Pasivo exigible a largo plazo}}$	Porcentaje de las deudas a largo plazo formalizadas en entidades de crédito.
ÍNDICES DE COBRO, PAGO Y ROTACIÓN		
Índice de cobro	$\frac{365}{(\text{Ventas netas} / \text{Saldo medio clientes})}$	Número medio de días que la empresa tarda en liquidar sus derechos de cobro con clientes.
Índice de pago	$\frac{365}{(\text{Compras netas} / \text{Saldo medio proveedores})}$	Número medio de días que la empresa tarda en liquidar sus obligaciones de pago con proveedores.
Índice de rotación de existencias	$\frac{\text{Coste de las existencias vendidas}}{\text{Existencias medias del ejercicio}}$	Número de veces que se renueva el almacén medio de existencias de la empresa.
RATIOS DE GESTIÓN		
Rentabilidad económica de la empresa	$\frac{\text{Beneficios antes de intereses e impuestos}}{\text{Activo total}}$	Rentabilidad que genera la empresa para cada unidad monetaria invertida en el activo.
Rentabilidad financiera de la empresa	$\frac{\text{Beneficios antes de impuestos}}{\text{Fondos propios}}$	Rentabilidad que genera la empresa para cada unidad monetaria invertida por los socios.

Ratios contables utilizados para la gestión del riesgo de crédito de empresas
Tabla 2.8 (I)

Nombre	Definición	Interpretación
Margen comercial	$\frac{\text{Ventas netas} - \text{Consumos netos existencias}}{\text{Ventas netas}}$	Beneficio bruto derivado de la actividad comercial, respecto a ventas.
Margen sobre compras	$\frac{\text{Ventas netas} - \text{Consumos netos existencias}}{\text{Compras netas}}$	Beneficio bruto derivado de la actividad comercial, respecto a compras.
Beneficios netos sobre ventas	$\frac{\text{Beneficios después de impuestos}}{\text{Ventas netas}}$	Beneficio neto derivado de la actividad comercial, respecto a ventas.
Gastos sobre beneficios brutos	$\frac{\text{Total gastos del ejercicio}}{\text{Beneficios antes de intereses e impuestos}}$	Incidencia de los gastos sobre la generación de beneficios brutos.
Gastos sobre beneficios netos	$\frac{\text{Total gastos del ejercicio}}{\text{Beneficios después de impuestos}}$	Incidencia de los gastos sobre la generación de beneficios netos.
Beneficios netos sobre inmovilizado	$\frac{\text{Beneficios después de impuestos}}{\text{Inmovilizado neto de la empresa}}$	Capacidad del inmovilizado de la empresa para generar beneficios.
COMPARACIÓN CON EMPRESAS DEL SECTOR		
Ratios comparativos sobre Balance	$\frac{\text{Activo}_i \text{ de la empresa}}{\text{Activo}_i \text{ medio de la industria}} \quad \text{ó} \quad \frac{\text{Pasivo}_i \text{ de la empresa}}{\text{Pasivo}_i \text{ medio de la industria}}$	Situación de las inversiones y fuentes de financiación de la empresa respecto a las medias sectoriales.
Ratios comparativos sobre Cuentas de Pérdidas y Ganancias	$\frac{\text{Gasto}_i \text{ de la empresa}}{\text{Gasto}_i \text{ medio de la industria}} \quad \text{ó} \quad \frac{\text{Ingreso}_i \text{ de la empresa}}{\text{Ingreso}_i \text{ medio de la industria}}$	Situación de los niveles de gastos e ingresos de la empresa respecto a las medias sectoriales.

Fuente: Elaboración propia a partir de HUESO TRUJILLO (2001), págs. 107-112; 205-216; 256-261.

Ratios contables utilizados para la gestión del riesgo de crédito de empresas

Tabla 2.8 (y II)

De forma alternativa, AECA (2004) clasifica los ratios utilizados en la gestión del riesgo de crédito de empresas en tres grandes grupos:

- *Ratios de carácter bursátil.* Su cálculo se encuentra estandarizado al tratarse de información de acceso público, lo que facilita los análisis comparativos. Entre otros, esta categoría incluye los ratios EPS (beneficio por acción), PER (precio/beneficio por acción), payout (porcentaje de distribución de dividendos sobre beneficios), DPS (dividendos por acción), PCF (precio/cash-flow generado por acción) y PVC (precio/valor contable).
- *Ratios para el análisis económico-financiero.* Si bien su cálculo no se encuentra estandarizado, suelen considerarse ratios de solvencia, liquidez, capacidad de generación de cash-flow, apalancamiento financiero, rotación, eficiencia, dimensión, etc.
- *Ratios para la definición de cláusulas financieras ("covenants").* En las financiaciones sindicadas a largo plazo, con participación de varios bancos, suele incluirse la obligación de cumplimiento de determinados ratios financieros, tales como el ratio de cobertura de intereses, cobertura de

deuda por EBITDA, apalancamiento financiero, etc. Estos ratios se utilizan para definir el nivel de los márgenes de precio, establecer condiciones de amortización anticipada obligatoria y/o exigir el cumplimiento de determinadas obligaciones relativas a garantías o fondos adicionales.

Aunque estos indicadores pueden obtener buenos resultados empíricos para la calificación crediticia de ciertas muestras de empresas, presentan el inconveniente de ser difícilmente generalizables. Por su parte, CSBB (1999a, págs. 38-40) señala algunos indicadores del riesgo de crédito empleados según las características de la empresa analizada:

- Grandes corporaciones: rating externo del prestatario, tamaño, país, sector industrial.
- Empresas medianas y grandes: Información financiera pública, valor de mercado de las acciones.
- Otras empresas: experiencia histórica pasada con la entidad, experiencia histórica en el mercado de bonos²⁶.

Por su parte, RUIZ MALLORQUÍ *et al.* (2004) encuentran evidencia de una relación no lineal entre las participaciones en empresas de las entidades financieras españolas y su riesgo de crédito (medido mediante los ratios “inversiones crediticias/activo neto”, “dotaciones para insolvencias netas/créditos a clientes” y “dotaciones para insolvencias netas/activo total neto”). De esta forma, hasta un determinado volumen de participación en empresas (próximo al 6%) el riesgo de crédito aumenta, como consecuencia de aspectos tales como la concentración de operaciones con las empresas participadas y las barreras de salida de estas inversiones. No obstante, a partir de dicho nivel las ventajas derivadas de la mayor y mejor información sobre las empresas participadas disminuye el riesgo de crédito de las entidades financieras.

Si bien el empleo de ratios influye globalmente en las calificaciones de crédito del solicitante, su cálculo particular suele proporcionar a la entidad financiera una imagen más detallada de la situación de la empresa que la simple consideración del rating externo.

Ahora bien, existe el riesgo de que el proceso de calificación crediticia pueda verse afectado por múltiples variables subjetivas que tienden a sobrevalorar la capacidad crediticia del prestatario; entre otras, estas variables incluyen el deseo de incrementar la cifra de negocios de la entidad, o la aplicación de modelos internos de calificación basados en las experiencias de los gestores y de escasa validez estadística, que raramente se encuentran referenciados a modelos de rating externos.

Ante esta situación, ALTMAN (1993) argumenta la necesidad de establecer una conexión entre los modelos internos de calificación empleados por las entidades y las categorías de rating desarrolladas por agencias especializadas (Moody's, Standard & Poor's –en adelante S&P-, Fitch, etc).

Para ello, el autor propone el empleo del modelo *ZETA Risk Control System*, que utiliza información financiera y de mercado de las empresas para obtener un índice

²⁶ No obstante, fuera de EE.UU. existen pocos datos históricos relativos al mercado de bonos de empresa.

único, fácilmente traducible a la escala aplicada por S&P y Moody's. De esta forma, las tasas de incumplimiento y las pérdidas estimadas para cada categoría de las escalas utilizadas por S&P y Moody's pueden extrapolarse a los resultados obtenidos por el modelo ZETA.

La Tabla 2.9 resume las principales relaciones entre ambos modelos (ZETA vs. agencias de rating), aplicadas a la calificación de bonos preferentes ("senior").

	1991	1990	1989	1988	1987	1986	1985	1984	1983	1982	1981
MOODY'S											
Aaa	8,16	8,03	8,09	9,08	9,34	9,54	10,75	11,55	10,90	10,54	9,87
Aa	7,58	7,21	7,30	7,68	7,36	7,36	8,03	7,77	7,74	7,57	7,61
A	5,35	5,47	5,61	5,88	5,33	5,05	5,32	5,48	5,35	5,42	5,60
Baa	2,37	2,88	2,87	3,34	2,77	2,97	3,30	3,42	2,96	2,88	3,43
Ba	-0,25	-0,69	-0,35	0,81	0,90	1,47	0,66	0,75	0,81	1,29	1,00
B	-2,96	-3,07	-2,16	-1,88	-2,01	-1,25	-1,50	-1,62	-2,18	-1,62	-0,69
Caa	-6,22	-5,03	-3,35	-3,97	-4,62	-6,32	-7,63	-6,95	-4,50	-4,97	-3,69
NR	0,86	0,63	0,79	-0,05	-0,52	-0,22	0,35	1,33	1,09	1,36	0,00
STANDARD & POOR'S											
AAA	8,18	7,94	7,81	8,76	8,95	8,78	9,95	11,01	10,80	10,34	10,03
AA	7,35	7,12	7,08	7,25	7,02	6,82	7,55	7,48	7,58	7,29	7,58
A	5,28	5,36	5,48	5,87	5,29	5,19	5,34	5,47	5,20	5,39	5,65
BBB	2,09	2,56	2,80	3,25	2,94	2,87	3,26	3,51	2,83	2,71	3,61
BB	-0,86	-0,71	0,03	0,85	0,59	1,47	1,08	0,86	0,78	1,09	1,38
B	-1,97	-2,19	-2,02	-1,53	-1,70	-0,59	-1,88	-2,08	-1,56	-1,43	-0,79
CCC	-6,27	-6,16	-5,74	-8,19	-6,27	-8,36	-5,24	-4,35	-4,23	-4,23	-2,59
NR	1,62	1,52	2,15	3,30	2,40	2,83	4,20	4,52	0,82	0,64	0,00

Fuente: Adaptado de ALTMAN (1993), pág. 252

Puntuaciones medias del modelo ZETA para los ratings de S&P y Moody's

Tabla 2.9

3. Estimación de los flujos de caja esperados para cada crédito.

Para la toma de la decisión final de crédito, el analista debe considerar el conjunto de flujos de caja futuros estimados para la empresa, ajustados por las pérdidas esperadas, que servirán de base para el establecimiento de los términos y condiciones finales del contrato de financiación.

Así, aspectos tales como la madurez, nominal del préstamo, tipos de interés, coste de obtención de los fondos para la entidad, gastos de gestión, comisiones de cancelación anticipada y existencia de colaterales influyen en la estimación de los flujos de caja netos futuros, que deben ajustarse según la tasa de mortalidad estimada para el prestatario. Finalmente, será necesario descontar dichos flujos de caja a una tasa adecuada de interés al objeto de determinar el rendimiento real de la operación, como sigue:

$$V = \sum_t F_t / [1 + y(t)]^t ,$$

siendo V el valor actual de los flujos de caja futuros, F_t el flujo de caja en el momento t e $y(t)$ la tasa de descuento seleccionada, que coincide habitualmente con el tipo de interés cupón-cero del mercado (BESSIS, 2002, pág. 100).

Si el valor actual de los flujos de caja futuros supera el nominal del préstamo, la operación puede ser aceptable, si bien deben considerarse aspectos adicionales relacionados con la política de diversificación de riesgos de la entidad; en caso contrario, la operación deberá rechazarse.

Con posterioridad a la aceptación de la operación, la entidad financiera debe llevar a cabo un seguimiento del riesgo asociado con la empresa, para lo que puede analizar una serie de documentos, tales como los descuentos comerciales, el nivel de impagados, las renovaciones, el papel de colusión²⁷, las cuentas de crédito, los préstamos personales, los préstamos hipotecarios, los avales, la CIRBE y los registros de morosos (como la RAI y la ASNEF). Asimismo, resulta interesante analizar los posibles cambios en los socios, directivos, empleados, entorno e instalaciones.

Por último, cabe comentar brevemente la problemática específica que afecta a los créditos para pequeñas empresas ("*small business credits*"), caracterizados por la presencia de información no estandarizada y por el alto grado de heterogeneidad entre las entidades (RUTHERFORD, 1994).

Esta especificidad ha dado lugar al desarrollo de modelos de credit scoring para pequeñas empresas ("*small business credit scoring*" o SBCS), que emplean la información personal sobre el historial de crédito del propietario del negocio como principal variable predictiva de la solvencia de la entidad (MESTER, 1997; BERGER *et al.*, 1998; FRAME *et al.*, 2001; FRAME *et al.*, 2004; BERGER *et al.*, 2005 BERGER y FRAME, 2005).

Asimismo, recientemente se ha analizado el impacto del Nuevo Acuerdo de Basilea sobre los créditos solicitados por las pequeñas y medianas empresas (PYMEs), que pueden considerarse como créditos minoristas o como créditos corporativos. La consideración de estas operaciones como créditos minoristas beneficiará a los bancos en términos de capital regulador, sin embargo precisará la estimación individual de su probabilidad de incumplimiento (PD) y severidad de la pérdida (LGD), lo que resultará complejo para numerosas PYMEs (SCHWAIGER, 2002; SAURINA y TRUCHARTE, 2004; BERGER, 2004; PRICEWATERHOUSECOOPERS y NIESR, 2004; ALTMAN y SABATO, 2005).

2.1.3. Problemática del riesgo de crédito en entidades financieras

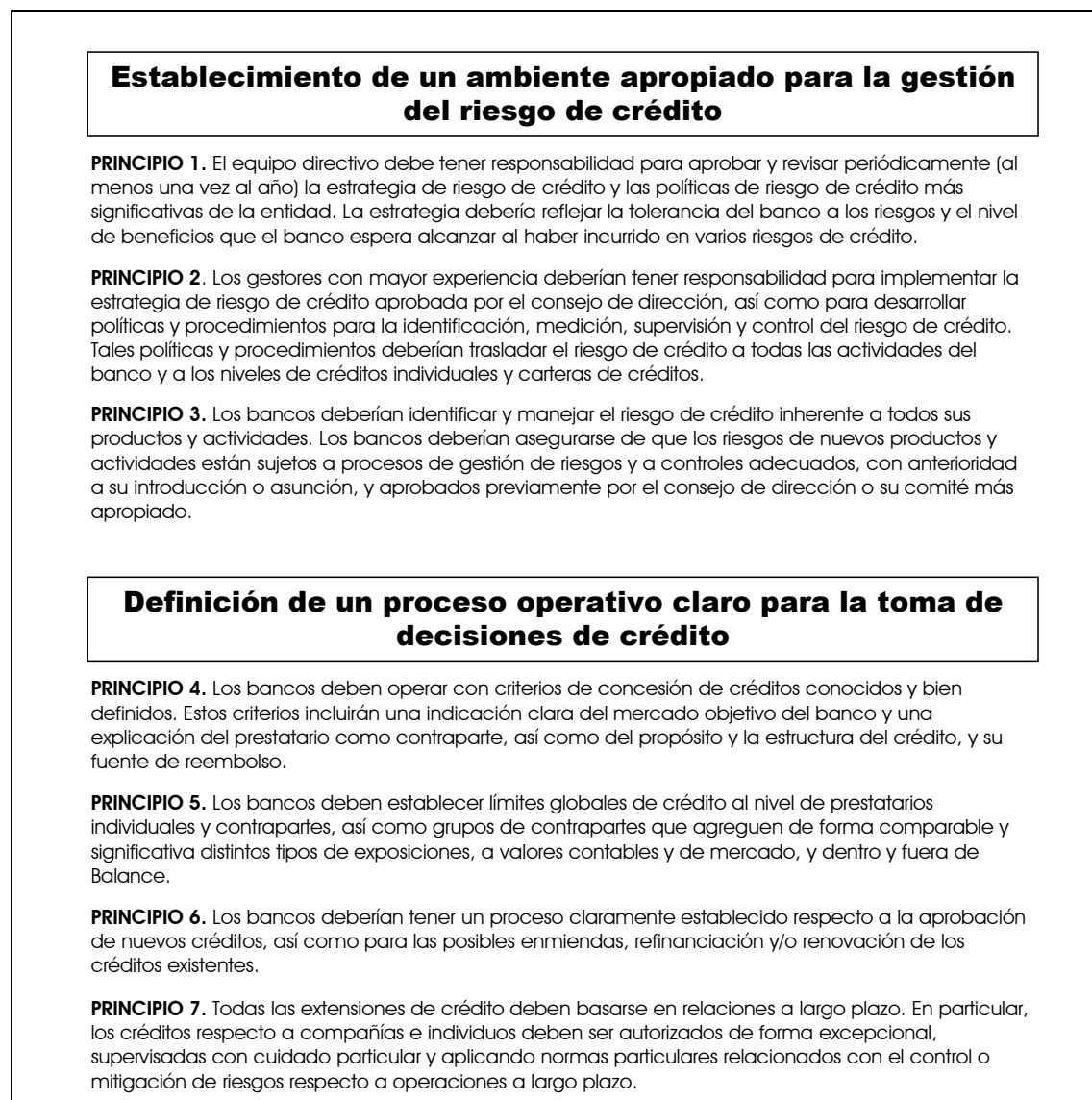
La importancia del riesgo de crédito para las entidades financieras justifica su análisis particular, al objeto de comprender mejor la interacción existente entre las distintas variables implicadas.

Dado que el riesgo de crédito se asocia principalmente a la probabilidad de incumplimiento de la contraparte en operaciones de concesión de préstamos y créditos comerciales (ALTMAN, 1993, pág. 246), se precisa conocer de forma detallada los procesos internos de decisión de la entidad si se desea construir un modelo coherente de gestión de riesgos.

En particular, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea ha establecido un conjunto de principios para la gestión del riesgo de crédito en entidades financieras,

²⁷ El papel de colusión hace referencia a efectos cuya creación no obedece a una transacción comercial cierta y consumada, sino que son puestos en circulación por el librador con el único fin de obtener fondos de la banca tras el descuento de dichos efectos, como si de papel comercial se tratase.

que pueden agruparse en cinco áreas básicas (Figura 2.5): (1) establecimiento de un ambiente apropiado para la gestión del riesgo de crédito; (2) definición de un proceso operativo claro para la toma de decisiones de crédito; (3) mantenimiento de una apropiada administración de créditos, así como de procesos de medición y seguimiento; (4) establecimiento de controles adecuados respecto al riesgo de crédito; (5) definición del papel de los supervisores.



Fuente: Elaboración propia a partir de HUESO TRUJILLO (2001), pág. 30.

Principios básicos para la gestión de riesgo de crédito
Figura 2.5 (I)

Mantenimiento de una apropiada administración de créditos, así como de procesos de medición y seguimiento

PRINCIPIO 8. Los bancos deberían establecer un sistema para la administración del riesgo de crédito de sus distintas carteras.

PRINCIPIO 9. Los bancos deberían establecer un sistema para supervisar las condiciones de sus créditos individuales, así como para determinar la adecuación de provisiones y reservas.

PRINCIPIO 10. Se recomienda a los bancos el desarrollo y utilización de un sistema interno de calificación de riesgos para la gestión del riesgo de crédito. Dicho sistema debería ser consistente con la naturaleza, tamaño y complejidad de las actividades de la entidad.

PRINCIPIO 11. Los bancos deben poseer sistemas de información y técnicas analíticas que les permitan medir el riesgo de crédito inherente en todas las actividades dentro y fuera del balance ("on-balance" y "off-balance"). El sistema de gestión de la información debería proporcionar información adecuada sobre la composición de la cartera de créditos, incluyendo la identificación de cualquier concentración de riesgo.

PRINCIPIO 12. Los bancos deben tener un sistema para supervisar la composición global y calidad de su cartera de créditos.

PRINCIPIO 13. Los bancos deben tomar en consideración los potenciales cambios futuros en las condiciones económicas a la hora de evaluar créditos individuales y carteras de créditos, y deben evaluar sus exposiciones al riesgo de crédito bajo condiciones extremas.

Establecimiento de controles adecuados respecto al riesgo de crédito

PRINCIPIO 14. Los bancos deben establecer un sistema de evaluación independiente de los procesos de gestión del riesgo de crédito bancario, y los resultados de tales revisiones deben ser directamente comunicados al Consejo de Dirección.

PRINCIPIO 15. Los bancos deben asegurarse de que la función de concesión de créditos está siendo adecuadamente gestionada y que las exposiciones al riesgo de crédito están dentro de niveles consistentes con los estándares de prudencia y los límites internos. Los bancos deben establecer y reforzar controles internos y otras prácticas que aseguren que aquellas excepciones a las políticas, procesos y límites establecidos sean informadas oportunamente al nivel apropiado de gestores para la toma de acciones.

PRINCIPIO 16. Los bancos deben poseer un sistema para la realización de acciones preventivas respecto al deterioro de créditos, gestión de problemas de crédito y realización de simulaciones.

Definición del papel de los supervisores

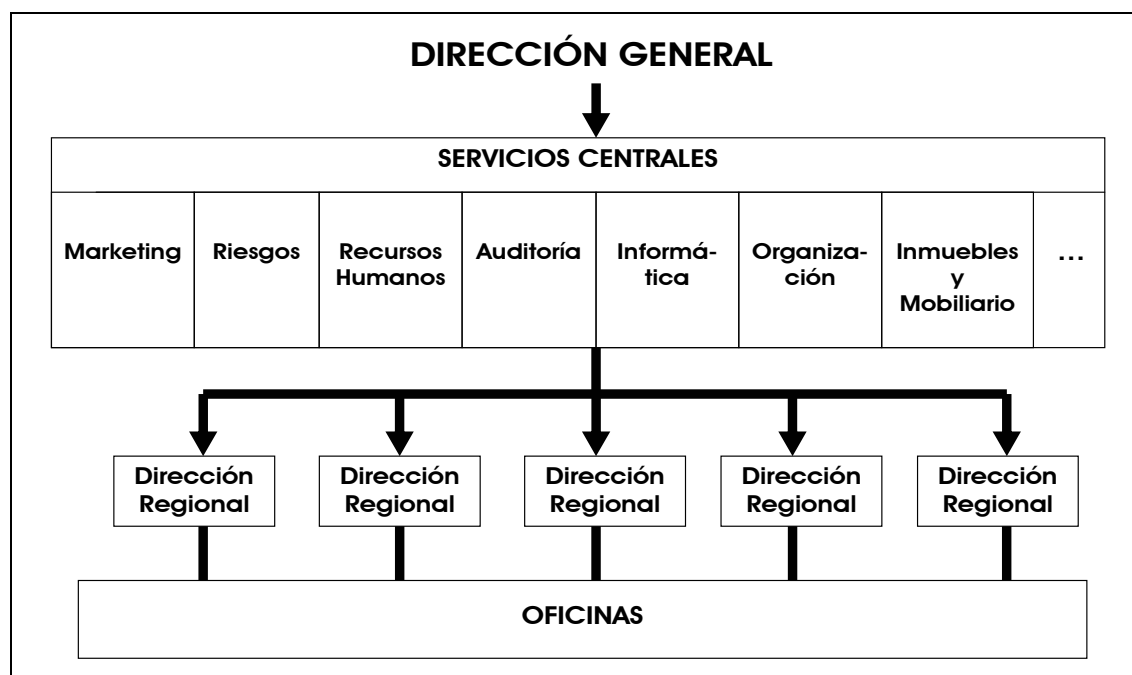
PRINCIPIO 17. Los supervisores deben requerir a los bancos el establecimiento de un sistema eficaz para la identificación, medición, supervisión y control del riesgo de crédito como parte de una aproximación general a la gestión de riesgos. Los supervisores deben llevar a cabo una evaluación independiente de las estrategias, políticas, procesos y prácticas de la entidad relacionadas con la concepción de créditos y la gestión consiguiente de sus carteras. Los supervisores deben considerar el establecimiento de límites prudenciales que restrinjan las exposiciones bancarias ante prestatarios individuales o grupos de contrapartes relacionados entre sí.

Fuente: Elaboración propia a partir de HUESO TRUJILLO (2001), pág. 30.

Principios básicos para la gestión de riesgo de crédito Figura 2.5 (y II)

Por lo que respecta a la organización interna de una entidad financiera respecto al proceso de gestión de riesgos y de tramitación de créditos, es habitual la presencia de una estructura jerárquica similar a la observada en la Figura 2.6. De esta forma, pueden distinguirse tres grandes bloques de decisión en la entidad:

- Dirección General de la entidad, que dispondrá de los Servicios Centrales, entre los que se incluyen: Marketing, Recursos Humanos, Auditoría, Informatización y Organización, Inmuebles y Mobiliario y Riesgos.
- Dirección Regional, Dirección Territorial de Zona y/o Dirección Territorial de Demarcación, que actúa de enlace entre la Dirección General de la empresa y las Oficinas Operativas.
- Oficinas Operativas, que llevan a cabo el contacto directo con el cliente.



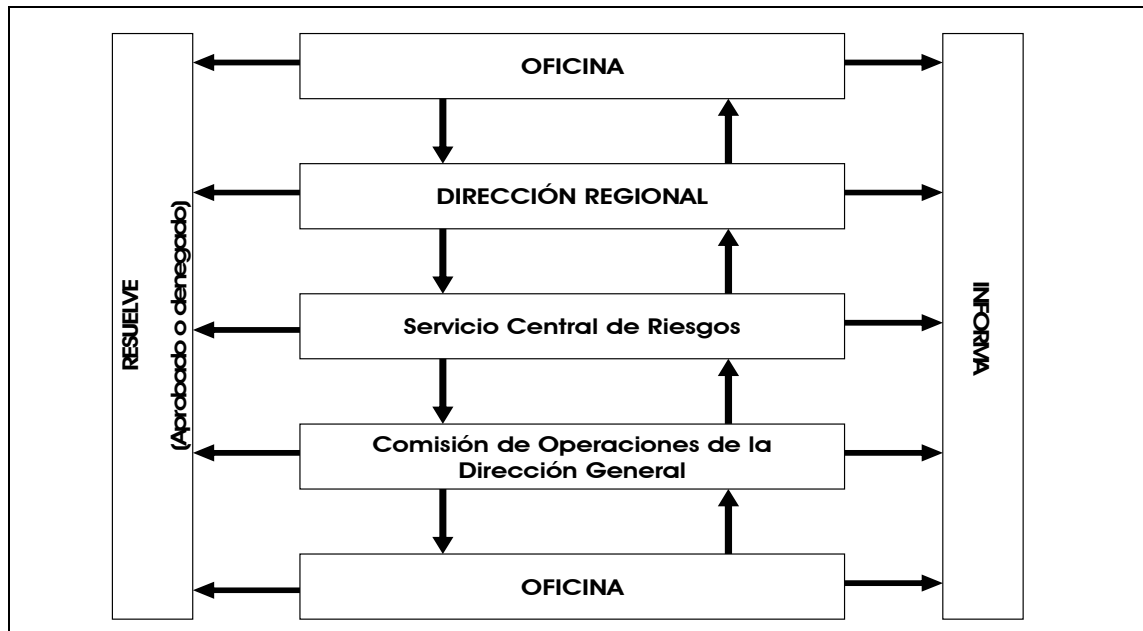
Fuente: Elaboración propia a partir de HUESO TRUJILLO (2001), pág. 30.

Estructura bancaria y gestión del riesgo de crédito
Figura 2.6

Las funciones asignadas a los distintos núcleos de decisión para la tramitación de operaciones de crédito son las siguientes:

- *Oficinas*: Aprobarán las operaciones que estén dentro de sus facultades, y las comunicarán a su órgano superior, proponiendo a éste aquellas operaciones que excedan de sus facultades.
- *Direcciones Regionales y otros órganos intermedios*: Resolverán las propuestas (de aprobación y/o renovación) realizadas por las oficinas de su jurisdicción, comunicándoles su decisión final e informando al Servicio Central de Riesgos u otro órgano superior competente. Asimismo, informarán sobre las propuestas de sus oficinas para su resolución por el órgano superior, si éstas exceden de sus facultades.
- *Servicio Central de Riesgos*: Sancionará las operaciones aprobadas por las oficinas o las Direcciones Regionales, comunicándoles su decisión. Asimismo, resolverá las operaciones que le sean propuestas, informando de aquéllas que, debido a sus características, deban ser resueltas por la

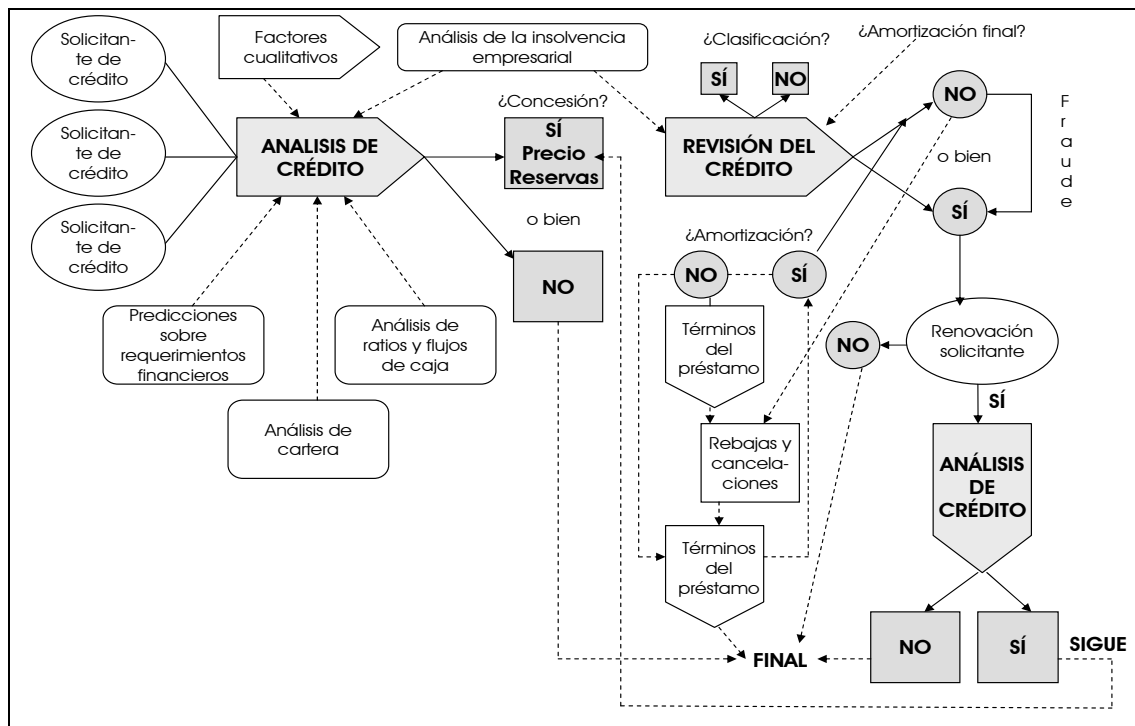
Comisión de Operaciones de la Dirección General o, en su caso, por la Comisión Permanente del Consejo (Figura 2.7).



Fuente: Elaboración propia a partir de HUESO TRUJILLO (2001), pág. 33.

Tramitación de créditos en entidades financieras
Figura 2.7

Por lo que respecta al propio proceso de concesión de créditos comerciales, si bien es relativamente simple, apenas ha sido estudiado de forma global. Resulta particularmente interesante la conceptualización desarrollada por Altman, resumida en la Figura 2.8, que distingue cinco etapas fundamentales en dicho proceso: (1) solicitud del crédito; (2) evaluación del crédito; (3) establecimiento del precio y de las reservas por incumplimiento; (4) revisión del crédito; y (5) cumplimiento de las obligaciones (amortización, principalmente). Estas etapas no son seguidas por la totalidad de las entidades financieras, aunque son comunes a la mayoría (ALTMAN, 1993, pág. 248).



Fuente: Adaptado de ALTMAN (1993), pág. 247

Nota: Los cuadrados representan procesos de toma de decisiones de la entidad, mientras que los círculos hacen referencia a aspectos relacionados con el solicitante.

Proceso de concesión de préstamos comerciales
Figura 2.8

De esta forma, el proceso se inicia con la solicitud del crédito por parte del prestatario, persona individual o jurídica que, como se ha analizado previamente, debe entregar al analista suficiente *información externa* sobre aspectos relacionados con su capital y flujos de fondos, tanto actuales como previsibles.

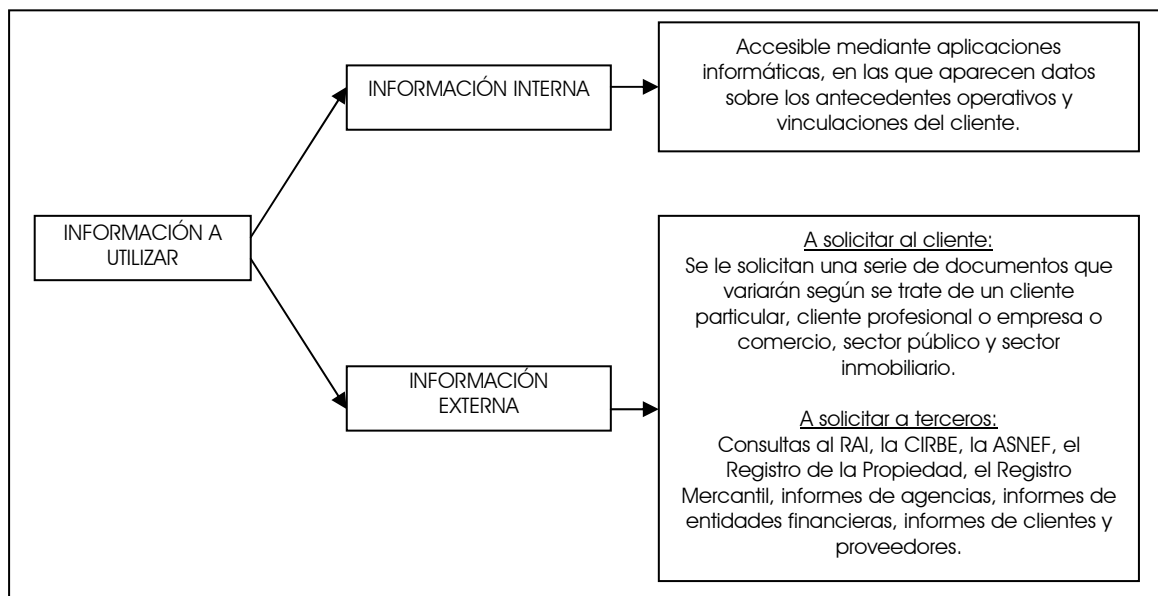
Asimismo, la entidad financiera debe proveerse de información adicional sobre el solicitante, siendo las fuentes adicionales de información más importantes las siguientes (Figura 2.9):

❶ *Fuentes de información internas:* Proporcionan datos que proceden de las propias bases de datos de la entidad, relacionados con la experiencia histórica acumulada sobre el cliente. En particular, deben considerarse los siguientes datos (HUESO TRUJILLO, 2001, págs. 50-51):

- ✓ Nivel de cumplimiento en operaciones previas.
- ✓ Desenvolvimiento en cuanto a riesgos actuales, particularmente respecto al índice de devoluciones por descuento de papel comercial.
- ✓ Desenvolvimiento financiero según sus posiciones pasivas en la entidad financiera.
- ✓ Análisis financiero de cuenta corriente, para determinar el estado de su liquidez, dedicación a la entidad, otras operaciones en la entidad (domiciliación de pagos y/o cobros), características de los ingresos (periodicidad y forma), etc.

➊ *Otras fuentes de información externas:* Proceden del exterior de la entidad financiera, destacando particularmente las siguientes:

- ✓ Los informes de agencia (o informes comerciales), que proporcionan datos relativos a la identificación del solicitante, actividades, historial, datos económicos y situación en el sector.
- ✓ Los informes de proveedores, relativos principalmente al cumplimiento puntual de pagos.
- ✓ Los informes de otras entidades bancarias, si éstos están disponibles.
- ✓ Los informes del RAI (Relación de Aceptaciones Impagadas), lista de uso interbancario que recoge aquellos efectos que, habiendo sido aceptados en su forma, no han sido pagados a su vencimiento, ni a la reclamación en el plazo y forma que en su día exigió el notario, y por ello, han sido protestados; la aparición de uno o varios efectos en el RAI suele paralizar cualquier operación de activo.
- ✓ Los informes de la Asociación Nacional de Entidades de Financiación (ASNEF), que resulta de particular interés en el caso de particulares.
- ✓ Los informes de la Central de Información de Riesgos del Banco de España (CIRBE), que controla los riesgos concedidos por las entidades de crédito a partir de ciertas cantidades, así como las garantías prestadas en favor de las operaciones.
- ✓ Los informes de los Registros Mercantil y de la Propiedad, que permiten realizar una comprobación de las fincas declaradas por el peticionario.
- ✓ Los informes relativos al cumplimiento de las obligaciones fiscales y laborales del peticionario, relacionados con la Agencia Tributaria y la Seguridad Social, principalmente.



Fuente: Adaptado de TOMÀS *et al.* (2002), pág. 31.

Información a utilizar para valorar la solicitud de crédito
Figura 2.9

Cabe destacar que, si el peticionario es ya cliente de la entidad, la información interna y los datos por él aportados son los más relevantes para la toma de la decisión de crédito, requiriéndose sólo puntualmente el empleo de otros datos externos. Por el contrario, si el peticionario no es cliente, o bien su dedicación a la entidad es muy escasa, la información externa adicional adquirirá mayor relevancia.

A partir de estos datos se inicia un proceso de análisis formal de crédito, basado en predicciones futuras de indicadores económico-financieros y otras técnicas tradicionales de análisis, que incluye el análisis de ratios de la empresa y del sector.

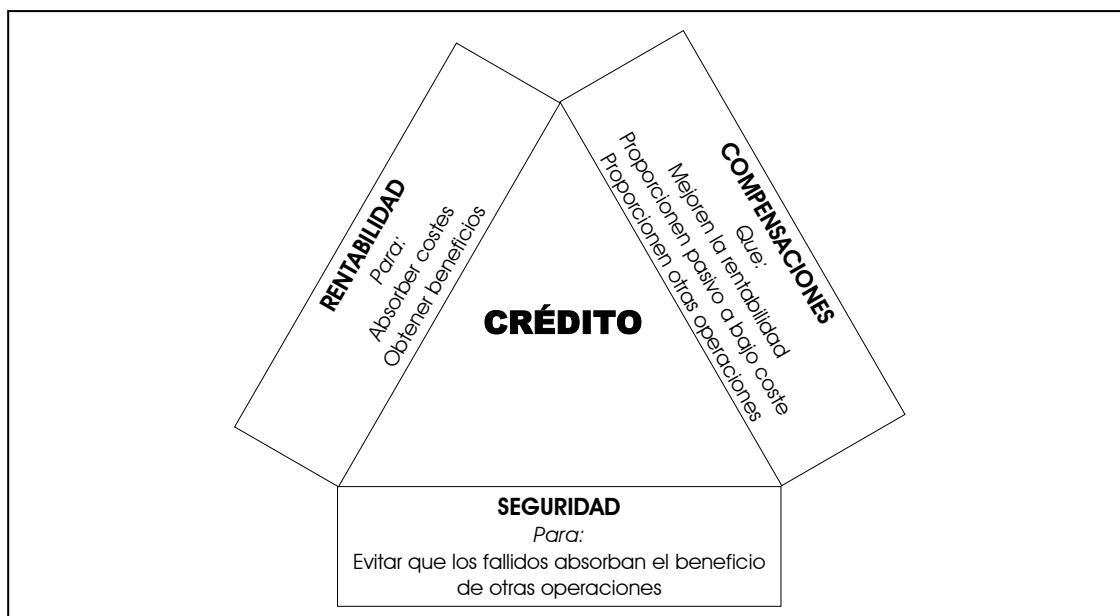
Dicho análisis debe incidir en los tres condicionantes principales de las operaciones de crédito (Figura 2.10):

1. *Seguridad*: La seguridad o cualidad de estar exento de todo peligro o riesgo constituye el principal condicionante de toda operación de crédito. Dado que la principal fuente de beneficios de las entidades de crédito procede de las operaciones de riesgo, la presencia de incumplimientos supone la reducción de los márgenes de la entidad, por lo que la gestión de riesgos debe evitar que las insolvencias absorban el rendimiento de las operaciones cumplidas.

Si bien es cierto que la seguridad total no existe, las entidades financieras deben hacer todo lo posible para aumentar la probabilidad de devolución de los préstamos concedidos. Para ello deberán analizar tanto la capacidad del prestatario para la devolución del préstamo como las garantías complementarias que éste presenta.

2. *Rentabilidad*: Las operaciones de crédito deben ser lo suficiente rentables. En el caso de entidades financieras, la rentabilidad puede medirse por la diferencia entre el cobro de intereses y comisiones en las operaciones de activo y el pago de intereses en las operaciones de pasivo²⁸. Así, resulta necesario que la rentabilidad obtenida supere el coste de los recursos, los costes de transformación, la dotación de amortizaciones y los gastos por impuestos. En todo caso, la rentabilidad debe ser equivalente al riesgo asumido.
3. *Compensaciones*: El acreditado o beneficiario de una operación de crédito (persona física o jurídica) tiene habitualmente distintos movimientos económicos que interesa captar, entre los que destacan: (1) cobros derivados de ventas; (2) cobros derivados de nóminas; (3) negociación de papel comercial; (4) tramitación de operaciones en moneda extranjera. Así, es habitual que la entidad que aporta la financiación al sujeto pueda recibir estas operaciones, o compensaciones, que incidirán positivamente en su Cuenta de Resultados. Finalmente, las compensaciones pueden extenderse no sólo al acreditado, sino a sus familiares, firmas asociadas y, en general, a todas las figuras vinculadas al prestatario.

²⁸ Entendiendo por operaciones de pasivo las cuentas corrientes, cuentas de ahorro, imposiciones a plazo, certificados de depósito, otros depósitos con intereses pospagables, pagarés y efectos de propia financiación y otros recursos tomados a descuento (TOMÀS *et al.*, 2002, págs. 18-19).



Fuente: Adaptado de HUESO TRUJILLO (2001), pág. 25

Los condicionantes del crédito

Figura 2.10

Por su parte, TOMÀS *et al.* (2002, pág. 18) añade un cuarto criterio a tener en cuenta a la hora de analizar las operaciones:

4. *Liquidez*: La liquidez de un activo es la proximidad a su conversión en dinero. A fin de garantizar el objetivo de la liquidez, las entidades financieras deben equilibrar su activo en lo que respecta a plazos de recuperación, y su pasivo en lo que respecta a plazos de exigibilidad. A partir de dicho equilibrio, cada entidad financiera establecerá la política de plazos más adecuada; cuanto más corto sea el plazo, menor será el riesgo de liquidez.

Para asegurar el objetivo de liquidez, las entidades financieras aplican fórmulas de interés variable, métodos de transmisión de la deuda a terceros o la negociación en mercados secundarios.

Para valorar este conjunto de criterios, resulta habitual la realización de siete análisis complementarios (TOMÀS *et al.*, 2002, pág. 30):

- Análisis relacional, en el que se examina la relación del cliente con la entidad financiera.
- Análisis funcional y estratégico, en el que se estudia la actividad ordinaria del negocio y las perspectivas de futuro. Para ello se lleva a cabo un análisis económico-financiero de solvencia.
- Análisis de la finalidad de la operación, que examina el destino de la inversión a realizar por el cliente.
- Análisis de la financiación, en el que se examina si existen otras partes que colaboren en la financiación del cliente.

- Análisis de la capacidad de devolución, que estudia, a través de un conjunto de documentos específicos, si el cliente podrá atender a sus obligaciones futuras derivadas de la operación que solicita.
- Análisis de las garantías, que permite evaluar la seguridad total de la operación.
- Análisis de las compensaciones, en el que la entidad financiera evalúa la posibilidad de recuperación indirecta de lo que ha prestado al cliente, en caso de que éste no pueda atender sus obligaciones.

Para llevar a cabo el análisis cuantitativo de la probabilidad de impago del solicitante es habitual emplear datos relacionados con la experiencia histórica de la entidad en operaciones similares, si bien deberían incluirse también aspectos vinculados con el coste derivado de la toma de decisiones erróneas, que podría ayudar a redefinir las puntuaciones de corte en el proceso de aceptación o rechazo de la solicitud. Asimismo, los resultados obtenidos se combinan con factores cualitativos, al objeto de obtener una buena estimación de la probabilidad de impago del solicitante, que sirva de base para la toma de la decisión final acerca de la concesión o no del préstamo y de los términos a establecer en el contrato.

Si el solicitante es una entidad jurídica, otra herramienta típica de análisis es el estudio de la solvencia de la empresa, que trata de cuantificar la probabilidad de continuidad de la compañía a lo largo del tiempo. Estas técnicas resultan relevantes para llevar a cabo el proceso de revisión del crédito, una vez concedido. En este punto, ALTMAN (1993, págs. 264-265) señala que los modelos de predicción del fracaso empresarial están siendo utilizados por “*docenas de bancos comerciales en los EE.UU.*” para la gestión de préstamos a empresas, particularmente en la etapa de revisión de los mismos. Igualmente, el autor señala que otros modelos que están utilizándose cada vez de forma más frecuente para la evaluación del riesgo de crédito son los modelos de rating o calificación crediticia, empleados también por la banca de inversiones y las entidades aseguradoras.

Tras la toma de la decisión acerca de la concesión o no del crédito, el proceso puede finalizar (rechazo de la solicitud) o continuar con el establecimiento de las condiciones del crédito. En este punto se establecen aspectos tales como el tipo de interés a aplicar y las políticas de pago de intereses y devolución del principal a lo largo del tiempo.

En particular, PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA (2002, págs. 157-158) propone un conjunto de medidas contractuales para la reducción de las pérdidas por riesgo de crédito en caso de incumplimiento:

- ✓ Fijación de un límite superior de crédito a cada contrapartida, lo que supone establecer un límite superior al nivel de riesgo que se desea soportar.
- ✓ Solicitud a las contrapartes del depósito de una garantía (colateral), lo que permite equilibrar el grado de exposición con el riesgo efectivo.
- ✓ Diseño de contratos para reducir el riesgo de crédito, tales como los “*zero-cost packages*” donde los riesgos de crédito están totalmente equilibrados.
- ✓ Inclusión de una cláusula de finalización automática del contrato por reducción del rating de la contrapartida (“*downgrade trigger*”).

No obstante lo anterior, es habitual que en las etapas de análisis y formalización de las operaciones aparezcan problemas y dificultades, resumidas en la Tabla 2.10.

ETAPA	DIFICULTADES Y PROBLEMAS
Análisis y estudio de la operación	- La capacidad de devolución de la deuda es insuficiente o no está muy clara, o el prestatario ofrece dudas sobre su integridad. - El plazo no es adecuado a la vida útil del bien financiado. - La finalidad resulta confusa y no se observa una viabilidad clara del negocio. - Las garantías presentadas son insuficientes. - La solicitud se basa sólo en garantías.
Formalización de la operación	- No se realizan las verificaciones previas indicadas en la aprobación de la propuesta. - Aparecen problemas de interpretación o de condicionantes entre socios o cotitulares durante la firma de la operación.

Fuente: Adaptado de TOMÁS *et al.* (2002), pág. 27

Principales dificultades en el análisis y formalización de las operaciones de crédito

Tabla 2.10

En algún momento del contrato, la entidad lleva a cabo una revisión de su cartera actual de créditos, empleando los mismos procedimientos que para la evaluación de la solicitud de concesión, con la excepción de las previsiones financieras a futuro. Si se observan dificultades serias de pago, el banco puede decidir “clasificar” la cuenta, contando con la ayuda de asesores externos. La “clasificación” supone el inicio de un proceso de análisis detallado y continuo acerca del crédito, así como el establecimiento de un programa de acciones encaminado a evitar su cancelación.

Ante situaciones de impago continuado de las cuotas, el banco puede decidir que la totalidad o una parte del crédito es incobrable, procediendo a su cancelación. Esta decisión debe tomarse en todo caso si la empresa peticionaria se encuentra en una situación formal de insolvencia, estando inmersa en un procedimiento concursal.

El importe residual del préstamo es gestionado por un equipo especializado en cancelaciones, que trata de recuperar el máximo montante. Una práctica habitual en las entidades financieras consiste en intentar compensar las cantidades adeudadas por el cliente por razón del préstamo con la liquidez que éste pudiera presentar en su cuenta corriente; dicha compensación puede realizarse incluso antes de la solicitud formal de concurso. El proceso de préstamo finaliza cuando las posibilidades de recuperación concluyen.

Por el contrario, si el pago de las cuotas tiene lugar, bien porque el cliente paga directamente o porque los procesos de impago se resuelven con prontitud, el cliente puede decidir solicitar un nuevo préstamo, iniciándose de nuevo el proceso de crédito.

El factor riesgo, que acompaña a toda operación de activo, está presente principalmente en tres momentos de la relación con el cliente: en la evaluación o estudio del crédito, en la formalización del precio y condiciones de la operación y entre la formalización y la cancelación de la operación (TOMÁS *et al.*, 2002, págs. 21-23).

2.2. La gestión del riesgo de crédito

Los modelos de gestión del riesgo de crédito tratan de estimar el riesgo de pérdida ante cualquier operación crediticia de la entidad, mediante la identificación y medición de diversos determinantes que proporcionen un conocimiento anticipado de la posible insolvencia de la contraparte.

La medición del nivel de riesgo al que se enfrenta una entidad respecto a una determinada exposición depende de dos variables fundamentales, o factores clave:

- ✓ *PD* (“probability of default”): Probabilidad de incumplimiento, o probabilidad de que el evento de pérdida acontezca en un determinado periodo. A partir de esta información puede calcularse la *frecuencia de las pérdidas*, o número de pérdidas que ocurrirán en un determinado periodo (*N*), siendo habitual la consideración de un año natural.
- ✓ *LGD* (“loss given default”): Severidad de las pérdidas, o valor en unidades monetarias de cada *i*-ésima pérdida (*L_i*). A partir de esta información, la *severidad total*, o valor monetario del conjunto de pérdidas que ocurrirán en un determinado periodo (*T*), generalmente un año natural, puede calcularse como sigue:

$$T = L_1 + L_2 + \dots + L_i + \dots + L_N = \sum_{i=1}^N L_i$$

Asimismo, autores como DEL ÁGUILA QUESADA *et al.* (2002, pág. 107) añaden un tercer factor a considerar para la valoración del riesgo de crédito:

- ✓ *T* (“time”): Momento de tiempo en que se va a producir la pérdida.

Por su parte, la *severidad* de la exposición al riesgo depende a su vez de otras dos variables significativas:

- La *exposición al riesgo* (EAD o “*exposure at default*”), o importe total de la posición en el momento del incumplimiento.
- La *tasa de recuperación en caso de incumplimiento* (RT o “*recovery tax*”) o porcentaje de la posición que puede recuperarse en situaciones de incumplimiento, calculada mediante la expresión²⁹:

$$RT = \frac{\text{Valor actual de las recuperaciones} - \text{Costes de recuperación}}{\text{Exposición al riesgo}}$$

De esta forma, la severidad de la pérdida coincide con el producto de la exposición al riesgo y de la tasa no recuperable de la inversión:

$$LGD = EAD \times (1 - RT)$$

La determinación de cada factor clave se realiza sobre la base de previsiones acerca del comportamiento del prestatario (persona física o jurídica) y sobre la evaluación del entorno económico que afecta a la transacción.

²⁹ En el caso de activos financieros, la tasa de recuperación viene a ser el valor de un bono en el mercado secundario, expresado en un tanto por ciento de su valor nominal, que se interpreta como la valoración de mercado del valor presente de los flujos de caja futuros que se recuperarán del emisor (SINGLETON, 1998, pág. 151).

Tradicionalmente estos análisis se fundamentaban en un conocimiento significativo del deudor por parte del prestamista (*experto*), como consecuencia de relaciones a largo plazo entre ellos, pero la situación actual de globalización e internacionalización de los mercados financieros ha modificado este escenario. En la actualidad, aspectos como la intuición y experiencia de los agentes bancarios no resultan suficientes para la toma de decisiones oportunas en relación al riesgo de crédito, siendo necesario llevar a cabo análisis más exhaustivos a través de modelos matemáticos complejos que consideran datos predominantemente objetivos.

Ahora bien, estos modelos más complejos no implican el abandono de los modelos más simples, sino que en la práctica se solapan, utilizándose todos ellos en función de su complejidad, las características concretas del riesgo a analizar y el tipo de banca predominante en la entidad prestamista (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 110). Con carácter general, cuanto más complejo es el negocio y más importante es el riesgo, más avanzados son los modelos para su medición y gestión.

A continuación se analiza con más detalle la problemática y las características de cada uno de los componentes del riesgo de crédito, para estudiar posteriormente los modelos concretos formulados para su gestión.

2.2.1. Análisis de los componentes del riesgo de crédito

Durante las últimas décadas se han desarrollado diversos modelos estadísticos para la determinación de los dos principales componentes del riesgo de crédito, esto es, la probabilidad de incumplimiento y la severidad de pérdidas.

2.2.1.1. La probabilidad de incumplimiento y la frecuencia de las pérdidas

La probabilidad de que ocurra un incumplimiento durante un determinado periodo de tiempo, o probabilidad de que una contrapartida incumpla con sus obligaciones crediticias en un determinado horizonte temporal, constituye la variable más crítica para la gestión del riesgo de crédito (BESSIS, 2002, pág. 438).

Dicha variable puede analizarse desde una *perspectiva binaria* o “*default mode*” (evento de incumplimiento vs. evento de “no incumplimiento”) o bien desde una *perspectiva multiclase* o “*mark-to-market mode*”, considerando distintas categorías del riesgo de crédito. De esta forma, las migraciones entre clases de riesgo pueden ir deteriorando la solvencia del prestamista, hasta alcanzar el estado de incumplimiento, que constituye la categoría crediticia menor.

Ahora bien, las migraciones desde una determinada categoría de crédito hasta otra inferior, pero no extrema, no modifican el valor en libros de la exposición, por lo que tradicionalmente el análisis se ha centrado en la estimación binaria de la probabilidad de incumplimiento del prestatario.

En este ámbito, una práctica común consiste en estimar la probabilidad de incumplimiento mediante datos históricos, almacenados por las propias entidades financieras o por agencias de rating³⁰. Tradicionalmente, dichos datos históricos se han

³⁰ Con carácter general, las agencias de rating proporcionan las frecuencias históricas de incumplimiento de pagos superiores a 90 días.

combinado directamente con la intuición de los gestores, si bien el creciente dinamismo del entorno empresarial y de los mercados financieros precisa cada vez más del desarrollo de modelos cuantitativos³¹, basados en modelos matemáticos.

Las pérdidas por riesgo de crédito suelen ajustarse a determinadas distribuciones estadísticas, entre las que destacan las siguientes:

❶ *Distribución binomial*

La distribución binomial se basa en la existencia de un determinado número de exposiciones (n), cada una de las cuales puede resultar en la ocurrencia de pérdida (1) o en la no ocurrencia (0). Se establece como hipótesis de partida que cada exposición tiene asociada la misma probabilidad de ocurrencia (p) y no ocurrencia ($1-p$) de la pérdida, así como que las exposiciones son independientes entre sí³².

De esta forma, la distribución de probabilidad del total de pérdidas estimadas para un determinado periodo adopta la expresión:

$$P(N = x) = \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x}; \quad x = 0, 1, \dots, n,$$

de donde se deduce que:

$$E[N] = np; \quad Var[N] = np(1-p)$$

donde el parámetro p puede estimarse a partir de la experiencia histórica acumulada por la entidad.

De esta forma, si bien el modelo binomial resulta útil para conocer las pérdidas totales que pueden acontecer en un determinado periodo, no resuelve el problema de estimar la probabilidad de ocurrencia de cada suceso, parámetro fundamental del modelo que, sin embargo, permanece en manos del usuario.

❷ *Distribución de Poisson*

La distribución de Poisson se utiliza para estimar las pérdidas potenciales en función del tiempo de exposición a las mismas. Así, se considera que, si se analizase un número ilimitado de pequeños instantes de tiempo, la empresa se encontraría sometida a un número ilimitado de exposiciones a pérdidas a lo largo del año.

De esta forma, teniendo en cuenta que cada instante de tiempo tiene la misma probabilidad de generar una pérdida que cualquier otro instante, la distribución de probabilidad asociada con el número de pérdidas que acontecerán durante un determinado periodo de tiempo puede obtenerse mediante la fórmula:

$$P(N = x) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!} \quad x = 0, 1, 2, \dots, N$$

de forma que:

³¹ Si bien será el gestor financiero el encargado de interpretar los resultados del modelo y de tomar las decisiones oportunas. En este punto, VAUGHAN (1997, págs. 153-154) alerta del riesgo derivado de las interpretaciones simplistas de los resultados proporcionados por los métodos cuantitativos.

³² La estimación de la frecuencia de pérdidas mediante la distribución binomial se basa en la consideración del incumplimiento como una variable de Bernoulli con dos estados posibles (0 y 1), tal que si la variable toma el valor "1" se considera que se ha producido el incumplimiento, mientras que si la variable toma el valor "0" se considera que no hay incumplimiento (GARCÍA CÉSPEDES, 2005, pág. 88).

$$\lambda = E[N] = \frac{\sum_{i=0}^{U_L} i \times n_i}{\sum_{i=0}^{U_L} n_i},$$

siendo n_i el número de observaciones incluidas en la i -ésima categoría (instante de tiempo) y U_L un límite superior determinado empíricamente. De esta forma, λ representa el número medio de pérdidas acontecidas en el pasado respecto al periodo de tiempo sujeto de estudio (número medio de pérdidas mensuales, semestrales, anuales, etc).

De esta forma, el modelo de Poisson considera también la experiencia pasada para estimar la probabilidad de ocurrencia de la pérdida, siendo habitual trabajar con frecuencias relativas para estimar la distribución de probabilidad respecto al número de pérdidas que ocurrirán en un determinado periodo.

Asimismo, también es habitual emplear la distribución mixta de Poisson para estimar la frecuencia de las pérdidas bajo condiciones de incertidumbre (BESSIS, 2002, págs. 605-606).

③ Otras distribuciones de frecuencia de pérdidas

Si bien las distribuciones previas son las más habituales para el modelado de la frecuencia de las pérdidas producidas por riesgo de crédito, existen otras distribuciones que también pueden emplearse para este fin.

Entre ellas destacan la distribución binomial negativa, la distribución geométrica, la distribución hipergeométrica y la distribución de Pascal, cuyos principales estadísticos se resumen en la Tabla 2.11.

Asimismo, cuando se analizan carteras de activos correlacionados entre sí, suele ser habitual el empleo de la función límite, que condiciona la distribución de valores de las exposiciones a un factor aleatorio (BESSIS, 2002, págs. 599-600). En todo caso, no existe una distribución universalmente válida, por lo que cada entidad debe utilizar el modelo que mejor se ajuste a sus datos empíricos.

DISTRIBUCIÓN	FUNCIÓN DE PROBABILIDAD	MEDIA	DESVIACIÓN TÍPICA
Binomial negativa	$f(x) = \binom{x+y-1}{y} p^x (1-p)^y$ $\hat{p} = \frac{x}{yx+x}$	$\tilde{X} = \frac{x(1-p)}{p}$	$\sigma = \sqrt{\frac{x(1-p)}{p^2}}$
Geométrica	$f(x) = p(1-p)^{x-1}$ $\hat{p} = \frac{1}{x}$	$\tilde{X} = \frac{1}{p}$	$\sigma = \sqrt{\frac{(1-p)}{p^2}}$
Hipergeométrica (1)	$f(x) = \frac{\binom{X}{n} \binom{N-X}{n-x}}{\binom{N}{n}}$ $\hat{N} = \frac{nX}{x}$	$\tilde{X} = \frac{nX}{N}$	$\sigma = \sqrt{\frac{(nX/N)(1-X/N)(N-n)}{(N-1)}}$
Pascal	$f(x) = \binom{n-1}{n-x} p^x (1-p)^{n-x}$	$\tilde{X} = \frac{x}{p}$	$\sigma = \frac{\sqrt{xp}}{p}$

Fuente: Elaboración propia a partir de RAJAN (1994), págs.98-100.

Nota: (1) n es el tamaño de la muestra, N el número de grupos en la población de interés y X el número de incumplimientos/fallidos.

Distribuciones de probabilidad asociadas con la frecuencia de pérdidas

Tabla 2.11

2.2.1.2. La severidad de las pérdidas

Una vez analizada la frecuencia de las pérdidas, otra variable de singular importancia es su severidad, esto es, el valor monetario de la pérdida dado el incumplimiento (*“loss given default”* o LGD), al objeto de dar cumplimiento a la principal regla de la gestión de riesgos: *“no arriesgar más de las pérdidas que se puedan afrontar”* (VAUGHAN, 1997, pág. 129).

La medición de la severidad resulta de utilidad para dos tareas básicas en el proceso de control de riesgos:

- Clasificación de riesgos, de forma que una exposición puede clasificarse como “crítica”, “importante” o “no importante” a partir de su potencial severidad.
- Cobertura de riesgos, tal que la magnitud de la pérdida potencial determina la cuantía del seguro a contratar si se decide transferir el riesgo.

Asimismo, en su medición resulta habitual el empleo de dos indicadores complementarios:

- la *pérdida máxima posible* (*“maximum possible loss”* o MLP), o peor pérdida que podría acontecer, dada la combinación de circunstancias más desfavorable.
- la *pérdida máxima probable* (*“probable maximum loss”* o PML), o pérdida más probable, dada la combinación más probable de circunstancias.

Mientras que la MLP suele emplearse para determinar la cobertura de riesgos a contratar, la PML se utiliza en los procesos de clasificación de riesgos.

Por otro lado, un concepto básico en la medición de la severidad es la “unidad de pérdida” (*“loss unit”*), definida como el total de pérdidas financieras que podrían ocurrir para un evento particular, teniendo en cuenta el conjunto total de exposiciones con él relacionadas.

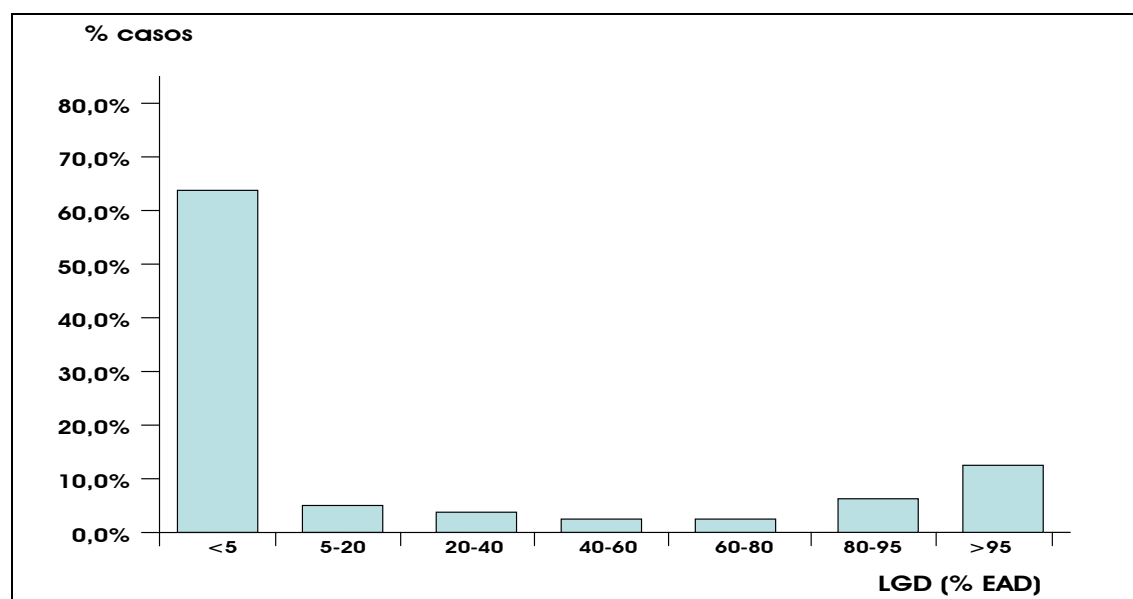
Su cómputo requiere calcular la pérdida máxima posible de cada exposición, procediendo posteriormente a su agregación, si bien resulta habitual la presencia de efectos combinados. Así, aunque una entidad puede protegerse de diversas exposiciones individuales, el efecto conjunto resulta difícilmente predecible.

Esta dificultad de estimación global ha llevado a centrar el análisis en las severidades individuales, para cuya estimación resulta de utilidad la denominada “distribución de severidad” o “distribución de probabilidad de la LGD” (*“probability distribution for LGD”*), que proporciona las cuantías estimadas de las pérdidas para cada exposición (en valores absolutos o en porcentajes de exposición) y sus probabilidades relativas de ocurrencia (Tabla 2.12 y Figura 2.11).

Cuantía de la pérdida	Probabilidad de ocurrencia
De 0,00 € a 20.000,00 €	0,40
De 20.000,01 € a 100.000,00 €	0,30
De 100.000,01 € a 200.000,00 €	0,20
De 200.000,01 € a 250.000,00 €	0,05
De 250.000,01 a 500.000,00 €	0,05
TOTAL	1,00

Fuente: Elaboración propia.

Ejemplo de distribución de severidad de pérdidas (valores absolutos)
Tabla 2.12



Fuente: Elaboración propia a partir de GARCÍA CÉSPEDES (2005), pág. 92.

Ejemplo de distribución de severidad de pérdidas (valores relativos)

Figura 2.11

La estimación de la distribución de severidad de pérdidas resulta especialmente compleja, tanto por lo que respecta a la selección de los intervalos analizados (número, amplitud, etc.) como respecto a la identificación de la probabilidad de ocurrencia de cada uno, si bien es habitual utilizar el comportamiento histórico de las recuperaciones por parte de la entidad financiera. No obstante, de la experiencia pasada no puede inferirse completamente la distribución de severidad, dado que no se poseen observaciones de todos los valores posibles que pueden tomar las pérdidas, sino que simplemente se dispone de un número finito de observaciones.

Como alternativa, una posible solución consistiría en utilizar algún tipo de distribución teórica que permitiera representar la distribución de severidad, siendo las más habituales la distribución *lognormal*, la distribución exponencial, la distribución beta y la distribución de Pareto³³, a partir de las que se calcularía la severidad media esperada para cada exposición. Con carácter general, se asume la no existencia de correlación entre las severidades de distintos clientes, incluso entre las severidades de distintas exposiciones para el mismo cliente así como la ausencia de riesgo sistemático³⁴.

En este sentido, CSBB (1999a, págs. 35-37) señala que la disponibilidad de datos históricos constituye el principal condicionante del grado de complejidad y de la metodología a utilizar para estimar la LGD. Así, en ocasiones los distintos parámetros de la distribución de severidad se estiman a partir de la experiencia acumulada sobre préstamos individuales o bonos de empresa, mientras que en otras ocasiones la información disponible hace referencia a grupos de préstamos.

³³ De esta forma, la función utilizada para representar la distribución de severidad no suele coincidir con la empleada para estimar la frecuencia de las pérdidas.

³⁴ La hipótesis de independencia entre prestatarios se incumple claramente para bancos que presentan créditos especializados en determinadas industrias. Asimismo, la hipótesis de independencia entre créditos del mismo cliente se incumple si tales créditos presentan características similares.

En particular, suele asumirse que la severidad de las pérdidas en caso de incumplimiento depende de un conjunto limitado de variables de crédito, relacionadas con el tipo de producto, su madurez, colateral, antigüedad desde la concesión de la operación, antigüedad desde el incumplimiento, país de origen y rating del prestatario. Esta información suele obtenerse de la combinación de cinco fuentes de información³⁵:

- Datos internos de la entidad sobre LGDs históricas, por segmentos de riesgo.
- Datos sobre pérdidas incluidos en informes de asociaciones mercantiles o en informes públicos de los reguladores de los mercados.
- Datos proporcionados por consultores especializados.
- Datos públicos de agencias de rating sobre las LGDs históricas de bonos de empresa.
- Juicios subjetivos emitidos por personal especializado de la entidad.

Por último, cabe destacar que la severidad de la pérdida puede calcularse mediante el producto de la exposición al riesgo (EAD) y de la tasa no recuperable en caso de incumplimiento (1-RT), esto es:

$$LGD = EAD \times (1 - RT) = 1 - \frac{\text{Recuperaciones}_{\text{en valor presente}}}{EAD}.$$

La importancia de ambos factores ha motivado su estudio detallado en los siguientes epígrafes.

2.2.1.2.1. La exposición al incumplimiento

El primer componente de la severidad de la pérdida es la *exposición* (“*exposure at default*” o EAD), definida como la cantidad de riesgo mantenida con la contraparte en cada instante y, en particular, en el momento del incumplimiento.

De forma alternativa, GARCÍA CÉSPEDES (2005, pág. 91) define la EAD como el valor económico de los derechos sobre la contraparte en el momento del incumplimiento, o máxima pérdida que puede llegar a producirse si tiene lugar el incumplimiento.

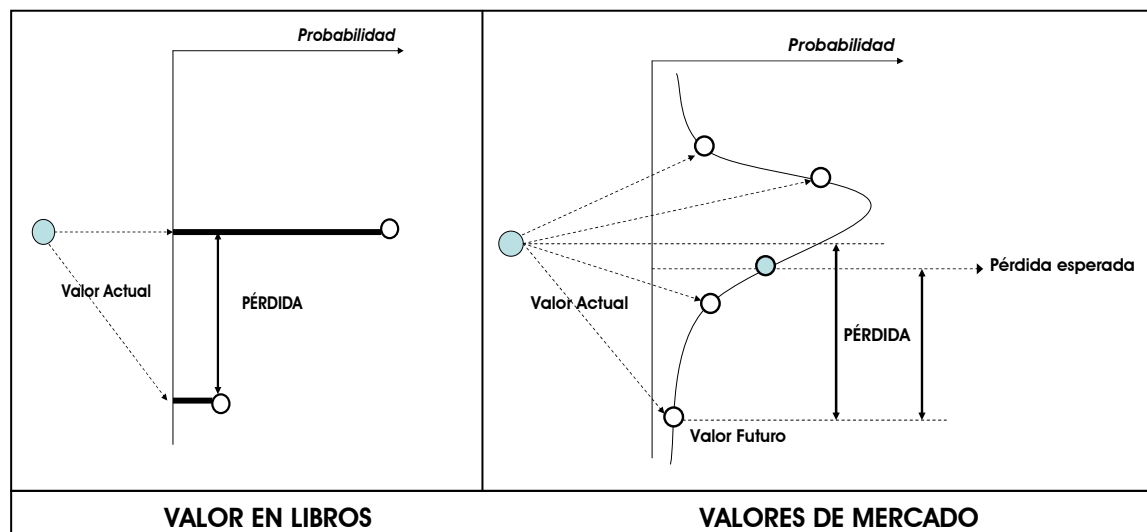
La exposición al incumplimiento constituye también una variable aleatoria, no sólo porque a priori se desconoce el momento del incumplimiento, sino porque incluso conociéndolo el valor del contrato está sujeto a otra serie de factores, aleatorios por naturaleza (grado de disposición que el cliente haya hecho de las cuentas de crédito, tipo de interés relacionado con derivados, etc.)

Aunque incierta, en la práctica, esta información suele ser la más sencilla de estimar, de forma que la gestión de la entidad suele establecer límites explícitos a las exposiciones asumidas para cada empresa, industria o región.

Las exposiciones pueden valorarse según valor en libros (“*book value*”) o según valores de mercado (“*mark-to-market values*”). Mientras que el valor en libros sólo considera dos situaciones posibles para cada exposición (“cumplimiento” vs. “incumplimiento”), los valores de mercado también se pueden aplicar para el análisis

³⁵ Los pesos asociados con cada fuente de información varían según las entidades, así como los métodos de estimación utilizados.

de las migraciones o cambios entre categorías del riesgo de crédito (ratings, etc) (Figura 2.12).



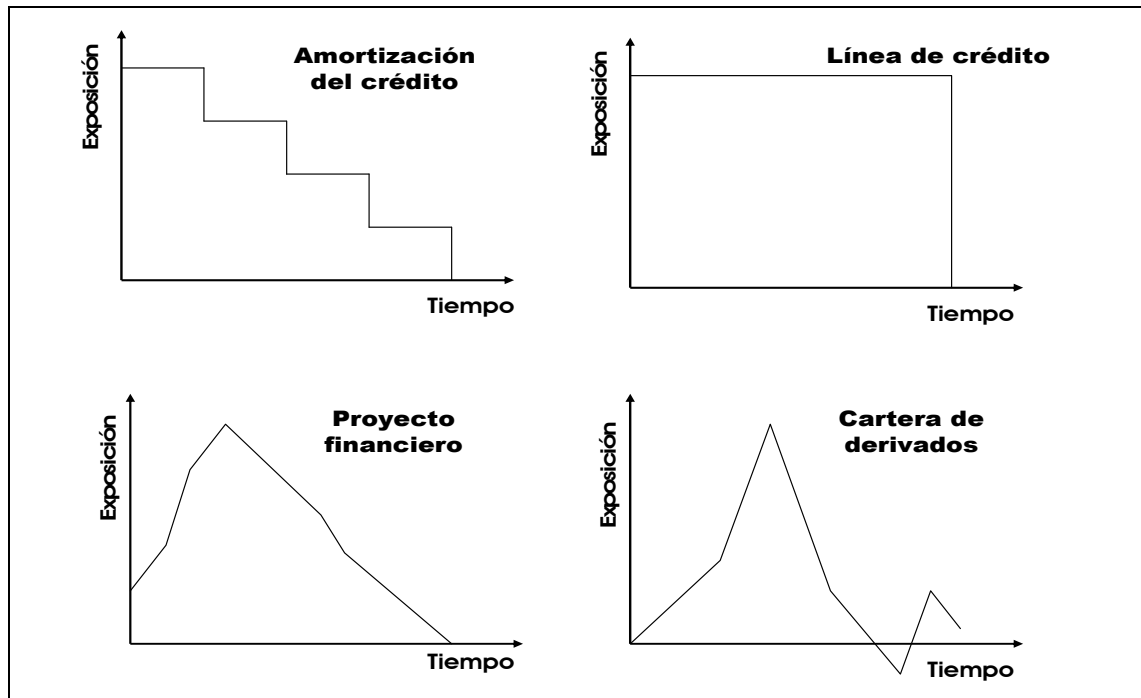
Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 440.

Valoración de la exposición al riesgo: Valor en libros vs. valores de mercado Figura 2.12

Por definición, sólo las exposiciones futuras se encuentran sometidas al riesgo de crédito, por lo que el principal problema al que se enfrenta el cálculo de esta variable es el tratamiento de la incertidumbre, distinguiéndose dos situaciones diferenciadas:

- *Posiciones de la cartera de negociación*, negociables en los mercados de valores. Estas exposiciones pueden venderse de forma inmediata, de manera que la diferencia entre el precio de adquisición y el valor de mercado indica la exposición a la pérdida en cada momento. De esta forma, la estimación de la evolución del mercado a lo largo del tiempo resulta crítica para estimar las exposiciones futuras de la entidad.
- *Posiciones particularmente inciertas*, tales como líneas de crédito, préstamos, derivados de riesgo de crédito, etc., no negociadas en los mercados. En este caso se emplean reglas y fórmulas específicas para estimar la exposición de la empresa en cada momento, considerando un conjunto de variables tales como la madurez de las líneas de crédito, la tabla de amortización prevista para los créditos o préstamos, la madurez de las autorizaciones de crédito, las fechas de revisión de las autorizaciones o el uso actual de las líneas de crédito.

Por lo que respecta a la evolución de la exposición al riesgo de crédito a lo largo del tiempo, la Figura 2.13 recoge los comportamientos más habituales para una amplia variedad de transacciones.



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 436.

Nota: En un proyecto financiero los espónsores aportan cierto capital en un proyecto, apalancándolo mediante deuda. Los prestamistas recuperan su aportación mediante los flujos de caja generados por el proyecto, que son inciertos.

Exposición al riesgo a lo largo del tiempo

Figura 2.13

2.2.1.2.2. La tasa de recuperación

Tradicionalmente, los modelos de gestión del riesgo de crédito han considerado que la variable principal en la decisión de concesión era la evaluación crediticia del solicitante, y no la presencia de garantías o coberturas.

A pesar de la indudable racionalidad de esa regla, ignorar el valor de las garantías de una operación puede llevar a tomar decisiones inadecuadas en el ámbito de la gestión de riesgos, debido a su efecto mitigante sobre las pérdidas en caso de que éstas tengan lugar.

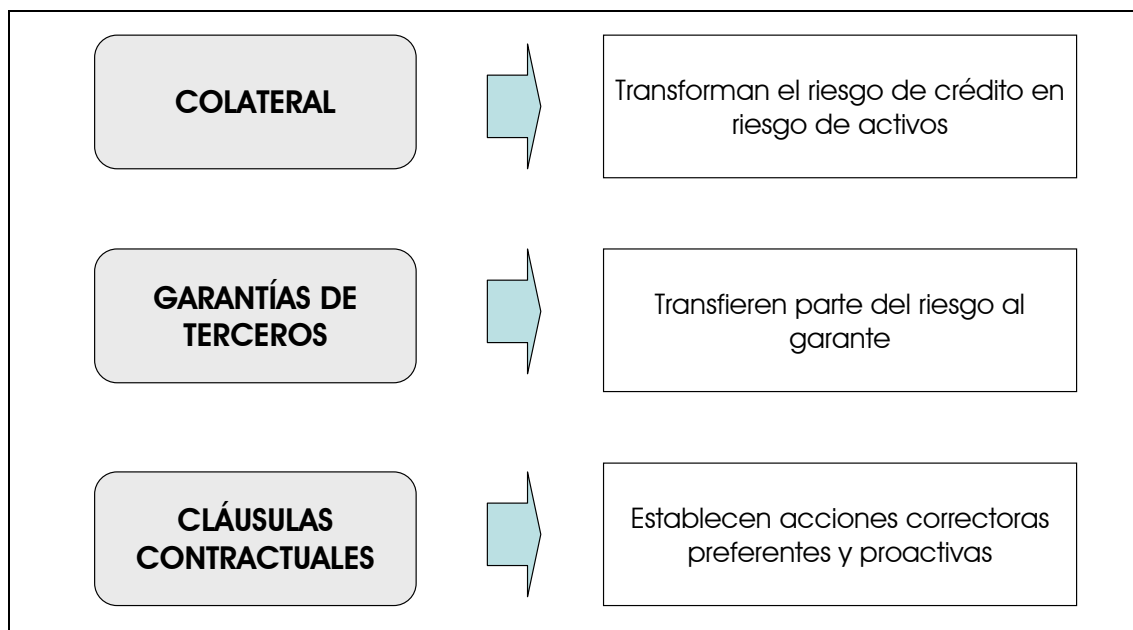
Como reconoce el Nuevo Acuerdo de Basilea, el importe de las pérdidas dado el incumplimiento (*"loss given defaults"* o LGD), debe considerar el importe neto no recuperable en el momento del fallido, una vez deducidas todas las garantías recuperables.

En particular, las principales garantías que pueden considerarse son (Figura 2.14):

- ✓ *Colaterales*, o activos entregados como garantía que pasan a ser adquiridos por el prestatario si el prestamista falla. Entre los colaterales más habituales destacan los activos inmobiliarios, las *"commodities"* (materias primas como el petróleo, gas, etc.), los bonos y acciones, etc. Los colaterales sirven para mitigar la pérdida experimentada por el prestamista en caso de incumplimiento, reduciendo también la propensión del prestatario al impago.

- ✓ *Garantías de terceros*, en las que una tercera parte asume las obligaciones del prestatario si éste falla. Las garantías de terceros incluyen instrumentos como la protección de una empresa matriz, el contrato de seguros y la venta de derivados de créditos (BESSIS, 2002, pág. 512). Si bien estas garantías reducen la probabilidad de incumplimiento del prestatario, no afectan directamente a la propensión al impago del prestamista.
- ✓ *Derivados de crédito*, relacionados con el valor de un activo subyacente, tales como los CDS, los CDOs, los TRS y nuevas coberturas como las líneas de liquidez, que fueron analizados en el apartado 2.1.2.1 (BESSIS, 2002, págs. 517-520).
- ✓ *Cláusulas contractuales*, que representan obligaciones para los prestatarios y opciones para los prestamistas, relacionadas con la reestructuración de las condiciones del crédito. Pueden distinguirse cuatro tipos básicos de cláusulas:
 - *Cláusulas afirmativas*, que incluyen obligaciones impuestas al prestatario, como la de proporcionar información suficiente al prestamista; las cláusulas cuantitativas tales como un ratio mínimo de cobertura de deudas, etc., constituyen casos particulares de este tipo de cláusulas.
 - *Cláusulas restrictivas*, que prohíben al prestatario realizar acciones que puedan afectar de forma negativa a su probabilidad de cumplimiento, tales como la excesiva diversificación de sus áreas de negocio, etc.
 - *Cláusulas negativas*, que prohíben específicamente determinadas acciones, como la posibilidad de utilizar el mismo colateral para distintos prestatarios.
 - *Cláusulas de incumplimiento*, que establecen cuándo se considera que se ha producido el incumplimiento y las acciones a adoptar en su caso, a fin de conseguir la devolución final de la deuda. En la situación de créditos con amortizaciones parciales, la falta de pago de uno de los plazos durante un periodo establecido (3 meses, habitualmente) suele considerarse suficiente para declarar el incumplimiento de toda la operación.

El éxito de estas cláusulas depende de su correcta definición, de su rigidez para el prestatario y de la actitud de la entidad financiera ante el riesgo de crédito.



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 436.

Principales tipos de garantías

Figura 2.14

De esta forma, en presencia de garantías el incumplimiento únicamente tiene lugar cuando ambas contrapartes (prestatario y garante) incumplen. Este incumplimiento “doble” o “conjunto” reduce la probabilidad final de incumplimiento de la posición, que adopta la expresión:

$$P(\text{incumplimiento\_conjunto}) = P(\text{prestamista\_incumpla} \text{ Y } \text{garante\_incumpla});$$

sea B =prestamista; G =garante; b = $P(\text{prestamista\_incumpla})$; g = $P(\text{garante\_incumpla})$; $P(B,G)$ =probabilidad conjunta de incumplimiento de B y G ; $P(G|B)$ =probabilidad condicional de cumplimiento de G si B incumple; ρ =correlación entre los incumplimientos de B y G , entonces la expresión anterior puede desarrollarse como sigue:

$$P(B,G) = b \times P(G|B) = g \times P(B|G);$$

$$P(B|G) = \frac{P(B,G)}{P(G)} = g + \rho(1/b^2)\sqrt{b(1-b) + g(1-g)};$$

$$P(G|B) = \frac{P(B,G)}{P(B)} = b + \rho(1/g^2)\sqrt{b(1-b) + g(1-g)}.$$

Las Tablas 2.13 y 2.14 recogen un ejemplo de aplicación de estas fórmulas.

$\rho=3,768\%$		Prestamista (B)		Total
		Incumplimiento	Cumplimiento	
Garante (G)	Incumplimiento	0,9061%	4,0939%	5,0000%
	Cumplimiento	6,0939%	88,9061%	95,0000%
	Total	7,0000%	93,0000%	

Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 534.

Probabilidades de incumplimiento para prestamista y garante

Tabla 2.13

ρ	$P(G B)$	$P(G,B)$
3,768%	5%	0,150%
10,049%	10%	0,300%
16,330%	15%	0,450%
22,611%	20%	0,600%
28,892%	25%	0,750%
35,173%	30%	0,900%
41,453%	35%	1,050%
47,734%	40%	1,200%
54,015%	45%	1,350%
62,296%	50%	1,500%
66,577%	55%	1,650%
72,858%	60%	1,800%
79,138%	65%	1,950%
85,419%	70%	2,100%
91,700%	75%	2,250%
97,981%	80%	2,400%

Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 535.

Nota: Las probabilidades individuales de incumplimiento son: $b=3\%$; $g=2\%$.

Probabilidades conjuntas de incumplimiento, probabilidades condicionales y correlaciones
Tabla 2.14

La manera más sencilla de valorar las garantías es mediante su agregación en una tasa de recuperación (RT), medida generalmente como un porcentaje. De esta manera se tiene que:

$$\text{Pérdida dado el incumplimiento (LGD)} = \text{Exposición} \times (1 - \text{tasa de recuperación} (\%))$$

$$\text{Pérdida dado el incumplimiento (LGD)} = \text{Exposición} \times (1 - TR(\%))$$

La estimación de la tasa de recuperación suele basarse en la experiencia histórica, siendo calculada expresamente por las agencias de rating en el caso de bonos como el cociente entre el precio “post incumplimiento” y el precio “pre incumplimiento”.

Asimismo, se han realizado distintos intentos empíricos para estimar la tasa de recuperación (ALTMAN y KISHORE, 1996a; 1996b; 1997), que consideran variables como la antigüedad de la emisión (“seniority”), el tipo de activo, la calificación crediticia del activo al emitirse, o el sector al que pertenece el emisor; por su parte, parece no existir relación entre la fecha de emisión de los bonos y el momento en que se produce el impago. Ahora bien, existen diversos problemas para realizar estas estimaciones, debido a la escasez de mercados que permitan observar valoraciones objetivas y a la dificultad para determinar el momento en que debe estimarse la tasa de recuperación, una vez producido el impago (MARTÍN MARÍN *et al.*, 1999, pág. 70).

Finalmente cabe comentar que, si bien la presencia de garantías reduce la incertidumbre de la operación, no la elimina, dado que el valor futuro de las garantías tampoco se conoce con exactitud; así, los colaterales podrían no estar accesibles, el

valor de los activos podría haberse depreciado o los activos podrían haber sufrido daños fortuitos o dolosos, los avalistas podrían no disponer de los medios necesarios para cubrir la deuda, las cláusulas contractuales podrían no contemplar los verdaderos riesgos de la operación, etc.

Dado que la distribución de frecuencia de las pérdidas permite estimar el número de ocurrencias por unidad de tiempo (por ejemplo, un año), y la distribución de severidad informa de la cuantía potencial de cada pérdida, ambas distribuciones pueden combinarse al objeto de obtener una distribución de la cuantía total estimada para las pérdidas por unidad de tiempo.

El proceso de combinación de las distribuciones de frecuencia y severidad se conoce como “convolución”, siendo habitual emplear técnicas de simulación, como modelos de Monte Carlo-Markov Chains (MCMC), para determinar la distribución anual de las pérdidas potenciales de la entidad, a través del análisis de escenarios alternativos.

2.2.2. Principales modelos de medición y gestión

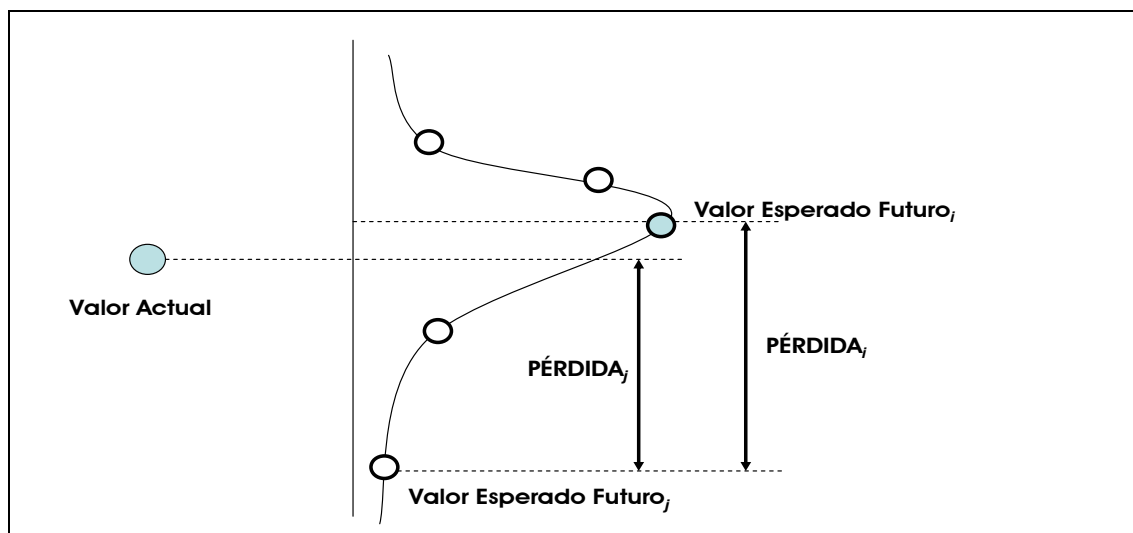
A continuación se analizan los principales aspectos relacionados con la medición y gestión del riesgo de crédito así como las propuestas más destacadas en este ámbito, distinguiendo entre las investigaciones tradicionales y los desarrollos más recientes.

2.2.2.1. Aspectos generales para la medición del riesgo de crédito

La incidencia de la gestión del riesgo de crédito en la continuidad y crecimiento del negocio bancario ha llevado al desarrollo de múltiples modelos de medición y control a lo largo del tiempo.

Con carácter general, tales modelos se basan en la definición de la “pérdida de crédito” (“*credit loss*”), que puede definirse como la diferencia entre el valor actual de una exposición o de una cartera (“*current value*”) y su valor futuro (“*future value*”) descontado a la tasa de interés de mercado libre de riesgo, al final de un determinado horizonte temporal³⁶ (“*time horizon*”). Dado que el valor futuro es incierto, dicha diferencia suele medirse respecto a distintos conjuntos de potenciales valores esperados, obteniéndose una distribución final de pérdidas esperadas por riesgo de crédito (Figura 2.15).

³⁶ La mayoría de los bancos adoptan el horizonte temporal de un año para sus distintas exposiciones; una minoría emplea un horizonte de cinco años, y tan sólo un grupo reducido emplea horizontes temporales diferentes. Entre las razones dadas para la selección del horizonte anual destacan la posibilidad de realizar acciones de mitigación de riesgos, la capacidad para disponer de datos de fallidos y las propias necesidades internas de presupuestación (CSBB, 1999a, págs. 16-17).



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 426.

Medición de la pérdida de crédito
Figura 2.15

Considerando estas variables, la construcción de modelos de medición del riesgo de crédito puede seguir dos estrategias diferenciadas:

- ✚ Estrategia “abajo-arriba” (“*bottom-up*”), que lleva a cabo la medición del riesgo de crédito a nivel de cada exposición individual, considerando datos particulares de los prestatarios; cada posición específica en la cartera se asocia con un rating particular, utilizándose la probabilidad de incumplimiento de éste como proxy de la probabilidad esperada de incumplimiento de la posición. Esta propuesta suele emplearse para la medición de riesgos relacionados con empresas e instrumentos del mercado de capitales.
- ✚ Estrategia “arriba-abajo” (“*top-down*”), que emplea datos agregados para la cuantificación del riesgo de crédito; de esta forma, los préstamos con un nivel de riesgo similar se agregan en “cestas” (“*buckets*”), tal que los componentes de cada cesta se consideran estadísticamente idénticos. Esta alternativa suele emplearse para exposiciones relacionadas con clientes particulares, tarjetas de crédito y otras carteras minoristas.

Si bien la literatura en la materia tiende a realizar una distinción significativa entre ambas propuestas, en la práctica las diferencias son más reducidas³⁷.

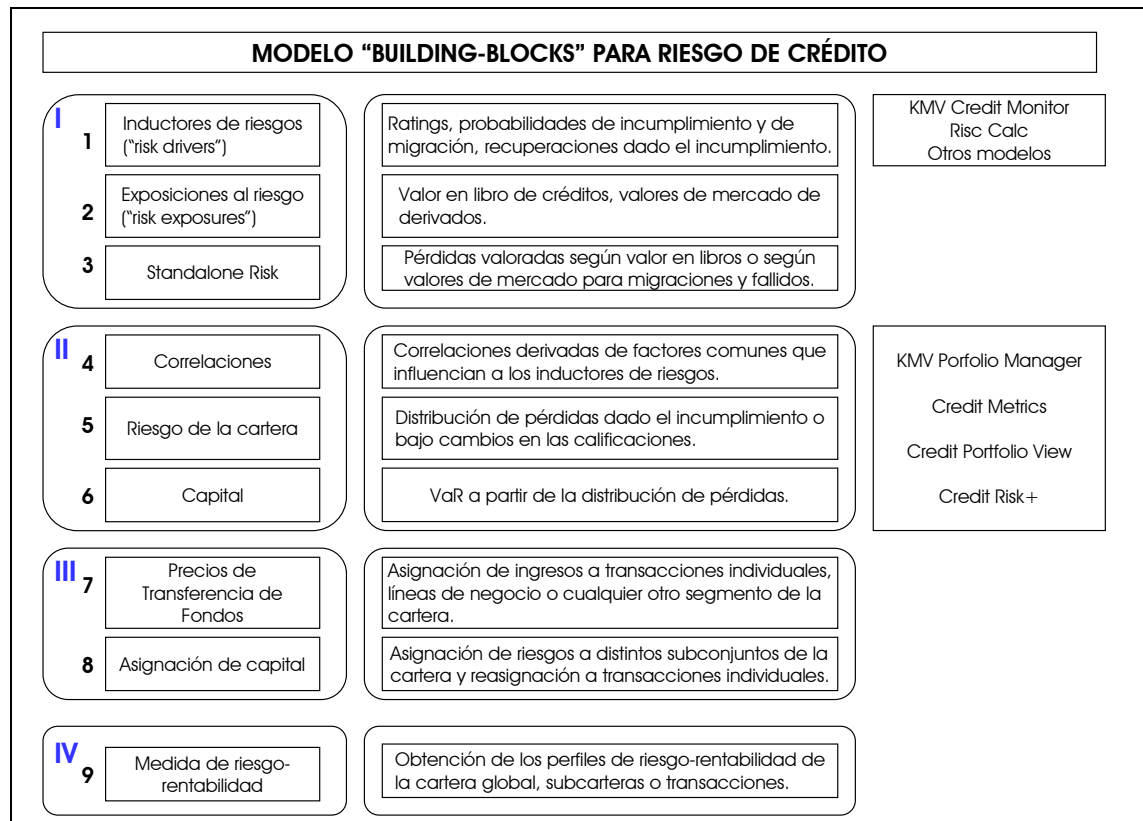
Así, con independencia del modelo particular que se aplique, es habitual utilizar para su construcción un esquema “*building blocks*”, basado en cuatro grandes etapas sucesivas que pueden desarrollarse o no en toda su amplitud:

- *Bloque 1: Riesgos individuales (“Standalone Risk”).* En esta etapa se lleva a cabo la medición del riesgo asociado con transacciones individuales, sin considerar su posible inclusión en una cartera ni las correlaciones entre las mismas.

³⁷ Véase el Capítulo 1, apartado 1.2, para un análisis más detallado de las consecuencias de ambos tipos de propuestas para la gestión de riesgos financieros.

- *Bloque 2: Riesgos de la cartera ("Portfolio Risk").* En esta etapa se introduce el análisis de la diversificación de la cartera, estimándose las pérdidas esperadas y potenciales de la misma. Para ello, se considera como información básica los resultados previos respecto a las exposiciones individuales.
- *Bloque 3: Herramientas "top-down" y "bottom up".* En esta etapa se lleva a cabo la localización de riesgos dentro de cada cartera y la correspondiente asignación de capital, utilizando estrategias "bottom-up" (calificaciones individuales) y "top-down" (cestas de posiciones).
- *Bloque 4: Medidas de riesgo-rentabilidad.* En esta etapa se procede a estimar el binomio riesgo-rentabilidad asociado con distintos subgrupos de la cartera (líneas de negocio, etc.) así como de la cartera globalmente considerada.

Por su parte, cada bloque se divide en módulos dedicados a tareas específicas, que se encuentran relacionados entre sí y que proporcionan la información necesaria para concluir cada etapa. Los módulos se organizan de forma secuencial, de forma que las salidas de unos constituyen las entradas de los siguientes (Figura 2.16).

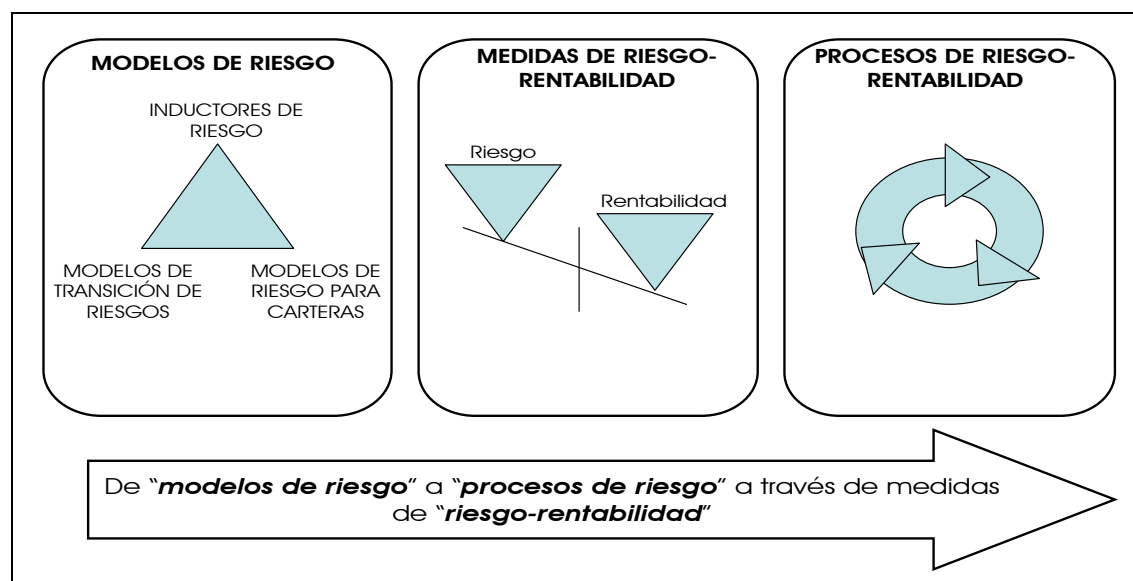


Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), págs. 118, 420-421.

Esquema "building blocks" para la construcción de modelos integrales de gestión del riesgo de crédito
Figura 2.16

De esta forma, el modelo "building blocks" responde a un proceso lógico para la gestión de procesos de riesgo (Figura 2.17): establecimiento de líneas básicas de actuación, adopción de decisiones, monitoreo de riesgo y rentabilidad, procesos

verticales de asignación de riesgos y capital a las distintas áreas de negocio, convergencia con objetivos generales de la organización y obtención de una visión global del riesgo y rentabilidad de la entidad (BESSIS, 2002, pág. 115).



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002) pág. 115.

Modelos "building-blocks" para la gestión de procesos de riesgo en entidades financieras

Figura 2.17

A continuación se analizan brevemente los aspectos más significativos de cada etapa y módulo.

❶ Riesgos individuales ("standalone risk):

La primera etapa del proceso "building blocks" se centra en los riesgos relacionados con las posiciones individuales de la empresa, precisando el estudio de los denominados inductores de riesgo, exposiciones al riesgo y la evaluación del riesgo individual.

Los *inductores del riesgo de crédito* son aquellos factores que sirven como detonantes de los distintos eventos de riesgo, incumplimientos o migraciones entre categorías de riesgos. Así, por ejemplo, el modelo "Portfolio Manager"® de KMV emplea el valor de los activos de la empresa como un inductor del riesgo de crédito, mientras que el modelo "Credit Portfolio View"® de McKinsey emplea variables econométricas como inductores. Se asume que las correlaciones entre los eventos individuales de crédito se derivan de su dependencia respecto a los factores comunes que influyen el valor de los activos o los índices económicos, que afectan a su vez a la probabilidad de incumplimiento, por lo que tales factores comunes pueden ser utilizados para el ajuste posterior del riesgo de la cartera.

Las *exposiciones al riesgo* surgen debido a las incertidumbres del mercado, que en ocasiones hacen preciso utilizar modelos financieros para estimar las exposiciones actuales y futuras al riesgo de crédito. En este ámbito aparecen las definiciones de

“exposición al incumplimiento” (*“exposure at default”* o EAD) y de “severidad de la pérdida dado el incumplimiento” (*“loss given default”* o LGD), empleadas para medir las pérdidas por riesgo de crédito, particularmente en el caso de instrumentos financieros.

La *evaluación del riesgo individual* implica calcular los cambios de valor que pueden producirse en presencia de eventos de crédito; dicha evaluación puede ser de tipo *“default-only”*, que sólo considera el binomio “cumplimiento”-incumplimiento” (como el modelo CreditRisk+®) o *“full mode”*, que valora los cambios derivados de migraciones entre categorías múltiples de riesgo de crédito o ratings crediticios (como los modelos KMV Portfolio Manager®, Credit Metrics® o Credit Portfolio View®). Los modelos *“default-only”* emplean valores contables para las exposiciones, mientras que los modelos *“full mode”* consideran valores de mercado o, en su defecto, flujos de caja descontados según el tipo de interés asociado a la posición.

De esta forma, las probabilidades de incumplimiento y migración entre categorías de riesgo de crédito constituyen datos básicos para determinar el riesgo asociado con las exposiciones individuales y la cartera de la entidad, tal y como reconoce el Nuevo Acuerdo de Basilea³⁸. Como señala BESSIS (2002), págs. 421-422:

“Este es un área donde los viejos modelos de *“scoring”* y *“rating”*, capaces de mimetizar los ratings asignados por las agencias a partir de atributos observables de las empresas, así como nuevos modelos capaces de modelizar las probabilidades de incumplimiento directamente mediante otras técnicas coexisten”.

En particular, el Nuevo Acuerdo promueve el desarrollo de modelos internos de rating (*“internal ratings-based models”* o IRB) que capturen el riesgo del prestatario respecto a las distintas operaciones con la entidad³⁹. Para ello, resulta habitual el establecimiento de asociaciones (*“mappings”*) entre el modelo de calificaciones internas y los ratings proporcionados por agencias externas, a fin de utilizar las frecuencias históricas de incumplimiento registradas por estas últimas.

Los modelos internos de rating tratan de replicar las calificaciones crediticias asignadas a empresas (principalmente), empleando una forma funcional basada en ratios financieros cuantitativos y otra información cualitativa considerada relevante. Para ello puede emplearse un gran espectro de técnicas, tales como el análisis discriminante múltiple, la regresión lineal, los modelos logit y probit o esquemas de Aprendizaje Máquina como las redes neuronales artificiales (BESSIS, 2002, pág. 422). Una vez determinado el rating de un prestatario, se asigna a éste la probabilidad de incumplimiento asignada a dicha calificación.

Adicionalmente a los modelos de rating, en los últimos años están resurgiendo los denominados modelos tipo *“default”*, que tratan de predecir directamente la

³⁸ Como se ha comentado en el Capítulo 1, el enfoque IRB del Nuevo Acuerdo requiere a toda entidad financiera la asignación de probabilidades de incumplimiento a sus prestatarios (alternativa básica y avanzada). Adicionalmente, en el caso de instrumentos financieros se requiere proporcionar estimaciones de exposiciones, severidad de pérdidas dado el incumplimiento y posibilidad de migraciones entre categorías de riesgo.

³⁹ Tradicionalmente las distintas operaciones de un mismo prestatario pueden presentar ratings diferentes, teniendo en cuenta sus características particulares, coberturas, etc.

frecuencia del incumplimiento, sin que se precise la definición de calificaciones crediticias.

Entre las diferencias más destacadas entre ambos tipos de modelos destacan las siguientes:

- Los eventos de incumplimiento son objetivos, mientras que los ratings suelen incluir un componente subjetivo.
- La modelización directa de las situaciones de incumplimiento no requiere ninguna asociación posterior con probabilidades de incumplimiento (como ocurre en el caso del rating).
- Los modelos tipo “*default*” proporcionan directamente la información necesaria para la gestión del riesgo de crédito.
- Los modelos directos tipo “*default*” requieren la explotación intensiva de amplias bases de datos, que no siempre se encuentran disponibles, mientras que los modelos de rating suelen precisar un número menor de observaciones.

No obstante lo anterior, cabe señalar que los modelos de rating y los modelos tipo “*default*” emplean procesos simétricos; así, en el primer caso se procede a asignar un rating para posteriormente, mediante la asociación de ratings y probabilidades de incumplimiento, inferir la probabilidad específica de una posición; en el segundo caso, se lleva a cabo directamente la estimación de las probabilidades de incumplimiento, infiriéndose el rating de la posición a través de la asociación entre dichas probabilidades y una escala de calificaciones crediticias (BESSIS, 2002, pág. 423).

Esta similitud entre ambos enfoques ha llevado a la aplicación de un conjunto común de técnicas para su modelado⁴⁰, entre las que destacan las siguientes:

- *Modelos de scoring basados en análisis discriminante*, aplicados a partir de los trabajos pioneros de BEAVER (1966) y ALTMAN (1968) tanto para modelos de “*default*” como de rating. El análisis discriminante emplea una función lineal o cuadrática para separar las empresas cumplidas e incumplidas, obteniendo una puntuación o “*score*” para cada individuo que condiciona la probabilidad de incumplimiento a éste asociada.
- *Técnicas logit-probit*, que permiten modelar directamente la relación entre las variables predictoras del incumplimiento y la categoría crediticia o la probabilidad de incumplimiento de cada individuo. Las técnicas tipo logit-probit pueden aplicarse tanto para variables endógenas binarias (“solventía” vs. “insolventía”) como para endógenas multiclase (ratings) o de salida continua (probabilidad de incumplimiento). El modelo RiskCalc® desarrollado por Moody’s utiliza este tipo de técnicas.
- *Modelos tipo kernel*, como el “*support vector machine*” (SVM) o los kernel generalizados, que optimizan la relación entre las variables explicativas y el riesgo de insolventía, permitiendo actualizar de forma sencilla el modelo a medida que cambian las características de la población o del entorno (CORTES

⁴⁰ No obstante, algunas metodologías se adaptan mejor a los problemas tipo “*default*” y otras a los modelos de rating.

y VAPNIK, 1995; AIZERMAN *et al.*, 1964; SALCEDO-SANZA *et al.*, 2004; YANG, 2005).

- *Redes neuronales artificiales (RNAs)*, que constituyen un paradigma de Aprendizaje Máquina que permite eliminar muchas de las hipótesis de partida del análisis multivariante estadístico, tales como la presencia de normalidad multivariante, la ausencia de correlación entre las variables explicativas o la asunción de formas funcionales predefinidas para modelar las relaciones exógenas-endógena (lineal, logística, cuadrática, etc.) Las RNAs llevan a cabo modelados no lineales basados en el procesamiento de datos en paralelo, lo que les permite conseguir un grado de ajuste muy elevado, si bien sus principales limitaciones radican en la complejidad de interpretación de los resultados obtenidos y la ausencia de una teoría matemática sólida respecto a su formulación.
- *“Option theoretic approach to default”*, metodología que parte de la idea de que los accionistas de la entidad tienen la opción de vender los activos de la empresa si su valor cae por debajo del valor de los pasivos. Así, los recursos propios se redefinen como una opción “put” sobre los activos subyacentes de la empresa, por lo que resulta posible estimar la “frecuencia esperada de incumplimiento” mediante el análisis de las cotizaciones bursátiles⁴¹ (valor de mercado de los recursos propios), que sirven como variable “proxy” para determinar el valor de los activos subyacentes, que debe compararse posteriormente con la deuda asumida. El modelo de Merton (MERTON, 1974) y la propuesta Credit Monitor® desarrollada por KMV constituyen algunos de los ejemplos más conocidos en este ámbito.
- *Modelos econométricos*, que combinan variables micro y macroeconómicas para determinar las probabilidades esperadas de incumplimiento. El modelo “Credit Portfolio View”®, desarrollado por Wilson para McKinsey (WILSON, 1997a; 1997b) constituye el principal ejemplo de esta metodología, estando estructurado en dos bloques sucesivos: estimación microeconómica de la probabilidad inicial de incumplimiento y posterior ajuste según la situación del entorno macroeconómico.
- *Modelos basados en diferenciales de crédito (“credit spreads”)*, que analizan las diferencias entre el tipo de interés libre de riesgo y los tipos asociados a determinados instrumentos financieros (bonos, principalmente). Mediante el establecimiento de una relación funcional entre el valor de la emisión, sus características principales y los diferenciales de crédito, resulta posible estimar las probabilidades de incumplimiento de los instrumentos financieros analizados⁴².

No obstante, a efectos de revisión de la literatura en la materia la distinción entre modelos tipo “default” y modelos de rating se sigue manteniendo.

⁴¹ En ausencia de cotizaciones bursátiles deben utilizarse métodos alternativos para estimar el valor de los recursos propios, tal como sugiere la propuesta “Private Firm Model” de KMV.

⁴² Se supone que el valor de la emisión coincide con el valor descontado de los flujos de caja previstos, considerando el tipo de interés libre de riesgo y dada la probabilidad de incumplimiento; asimismo, el valor de la emisión coincide con el valor descontado de los flujos de caja contractuales, considerando el tipo de interés asociado a los instrumentos financieros.

② Riesgos de la cartera ("portfolio risk"):

La estimación del riesgo de crédito asociado con la cartera de posiciones de una entidad se basa en la adecuada agregación de riesgos individuales, considerando la posible existencia de correlaciones entre las situaciones de incumplimiento.

La teoría sugiere la existencia de una correlación positiva entre los incumplimientos, así como respecto a los cambios de rating de las posiciones; ante un empeoramiento de las condiciones económicas, existiría una tendencia hacia un descenso de los ratings, junto a un incremento de la probabilidad de incumplimiento.

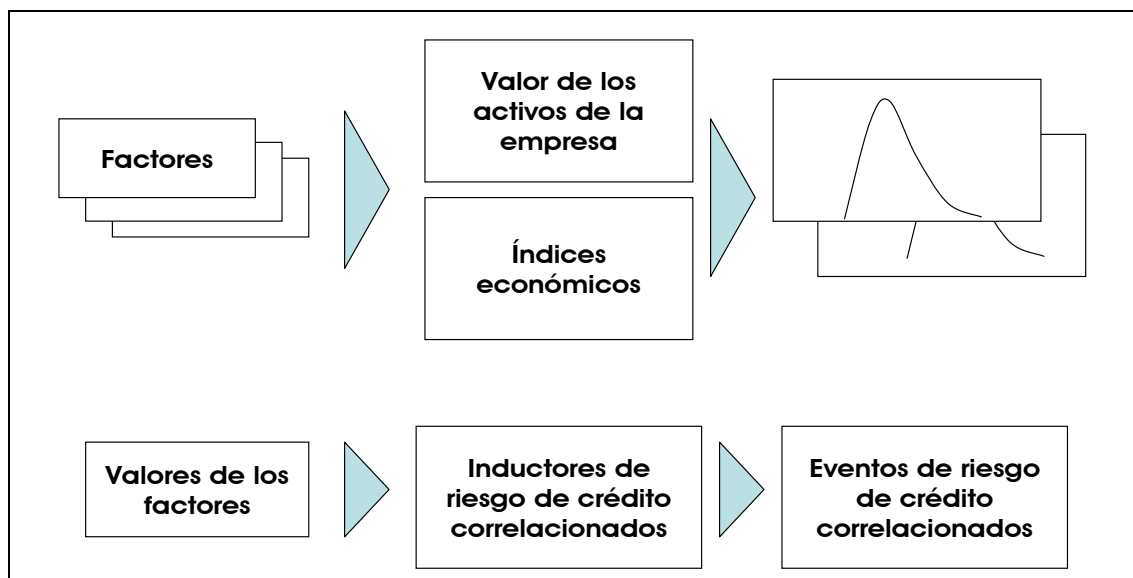
En la práctica, la estimación de las correlaciones dentro de la cartera resulta muy compleja, pues raramente existen observaciones de incumplimientos simultáneos. La única manera de realizar esta estimación consiste en simular situaciones potenciales de incumplimiento, generalmente a partir de inductores de riesgo, e inferir del modelo las probabilidades de ocurrencia conjunta.

DUFFIE y SINGLETON (1999b) desarrollan en profundidad las propuestas tradicionales y emergentes para la simulación de correlaciones entre eventos de incumplimientos en carteras de préstamos, bonos, derivados en mercados no secundarios y otras posiciones de crédito. De forma simplificada, pueden destacarse tres grupos de técnicas en este ámbito (Figura 2.18):

- *Análisis del incumplimiento mediante opciones:* De acuerdo con la propuesta "*option theoretic approach of default*" basada en opciones "put", el valor de mercado de los activos de la empresa es el principal factor inductor del incumplimiento⁴³, que ocurre cuando dicho valor cae por debajo del valor de la deuda. Así, se analiza la dependencia entre el valor de los activos de la cartera y un conjunto de factores comunes, lo que genera las distintas correlaciones; las correlaciones estimadas entre los activos se utilizan para inferir las correlaciones estimadas entre los incumplimientos. Este principio es aplicado por modelos como el KMV Portfolio Manager® o el Credit Metrics®⁴⁴.
- *Propuesta econométrica:* En este caso se analiza la relación entre las tasas de incumplimiento de los distintos segmentos de la cartera y las condiciones económicas sectoriales y nacionales, medidas generalmente a través de índices económicos. El proceso tiene lugar en dos etapas; en primer lugar, se establece una relación directa entre las tasas de incumplimiento de los segmentos de la cartera y el índice seleccionado; posteriormente se analizan las correlaciones entre las variables que integran el índice, al objeto de estimar las correlaciones entre las tasas de incumplimiento.
- *Empleo directo de correlaciones:* Algunos modelos, como el CreditRisk+® desarrollado por Credit Suisse, utilizan directamente las correlaciones entre las probabilidades de incumplimiento y un conjunto de variables explicativas, sin considerar la existencia de factores comunes intermedios.

⁴³ Un estudio en profundidad sobre la importancia del valor de mercado de los activos de la empresa como predictor de la insolvencia puede consultarse en DAVYDENKO (2005).

⁴⁴ En particular, Credit Metrics® emplea las correlaciones entre los valores de mercado de las acciones como "proxies" de las correlaciones entre los rendimientos de los activos.



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 427.

Modelado de las correlaciones entre inductores de riesgo

Figura 2.18

Las correlaciones estimadas son empleadas para ajustar el riesgo final de la cartera, a partir de la agregación de las estimaciones individuales de riesgo de cada componente o segmento.

Asimismo, la estimación de las correlaciones entre eventos de incumplimiento facilita la modelización de la distribución de pérdida de la cartera. Para ello suelen emplearse técnicas de Valor en Riesgo (*"Value at Risk"* o VaR), que se centran en el estudio de las colas de la distribución de pérdida, así como técnicas de análisis de las denominadas *"fat tails"*, esto es, anomalías en la distribución tales que los valores extremos acontecen de forma más habitual de la prevista⁴⁵.

Entre las técnicas más habituales para modelizar la distribución de pérdidas de la cartera destacan las siguientes:

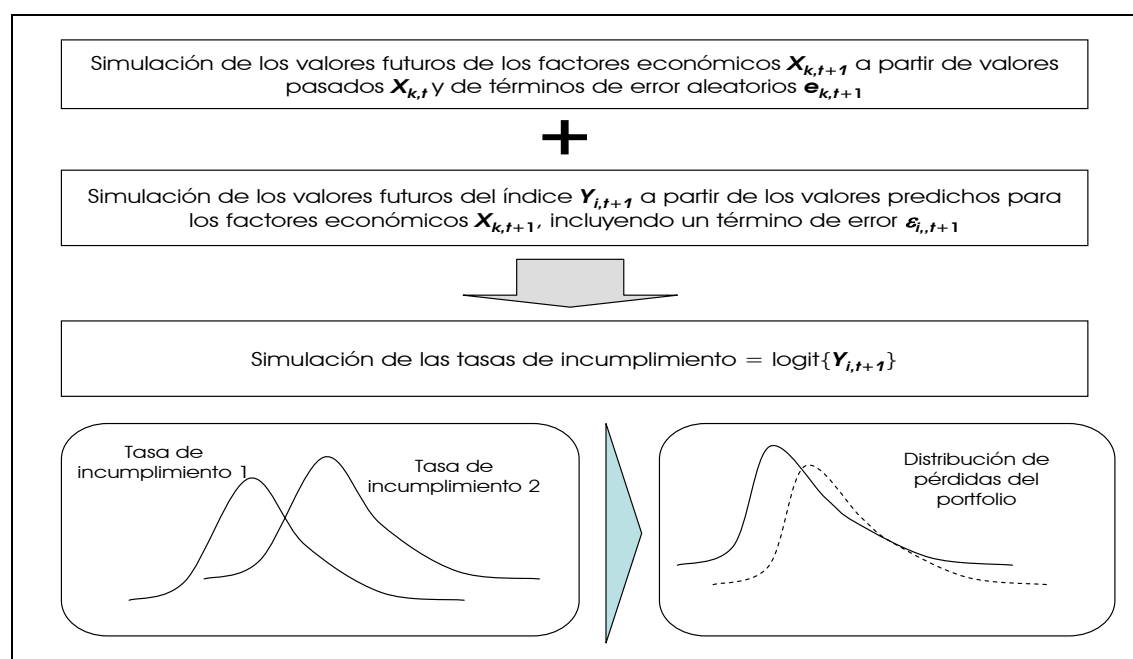
- *Empleo de distribuciones analíticas de pérdida, bajo determinadas hipótesis de partida.* Mediante el empleo de métodos actuariales se especifica una distribución de pérdida de la cartera, obtenida a partir de las distribuciones de pérdida de cada segmento y de su potencial correlación. Si bien presenta la ventaja de su simplicidad, sin embargo las hipótesis asumidas suelen ser excesivamente simplificadoras. El modelo Credit+® utiliza este tipo de metodología
- *Empleo de simulaciones de Monte Carlo para estimar la evolución de los inductores del riesgo de crédito y de los posibles incumplimientos.* A partir de las correlaciones entre los inductores del riesgo de crédito, resulta posible simular mediante técnicas de Monte Carlo y Markov Chains (MCMC) su potencial evolución futura y, de esta forma, la situación previsible de la entidad respecto al riesgo de crédito. Así, por ejemplo, si se considera que el valor de los activos o algún

⁴⁵ Las *"fat tails"* resultan críticas en el análisis de riesgos, dado que acumulan las pérdidas más significativas. Para su medición y gestión se suele utilizar la Teoría del Valor Extremo (KOEDIJL *et al.*, 1990; DANIELSSON y DE VRIES, 1997; RAMÓN ARAGONÉS *et al.*, 2005).

factor econométrico es el principal inductor del riesgo de crédito, se generan distintos valores aleatorios que éstos pueden asumir en el futuro; en cada iteración o cadena, se parte de una situación de riesgo de la empresa, que puede mejorar, empeorar e incluso terminar en un incumplimiento. De esta forma resulta sencillo estimar el impacto de distintos escenarios de riesgo sobre la cartera analizada. Entre los modelos que incluyen esta metodología destacan el KMV Portfolio Manager® y el CreditMetrics® (Figura 2.19).

✚ *Modelización de todas las posibles transiciones del riesgo de crédito para todas las obligaciones que forman la cartera.* Para ello se lleva a cabo la construcción de una matriz que especifica el valor de cada posición de la cartera en cada una de las N posibles modificaciones que puede sufrir. Así, cada obligacionista tiene una distribución propia con N estados posibles (incluido el incumplimiento), que se agrupan en una distribución conjunta total mediante la consideración de posibles correlaciones dentro de la cartera.

Finalmente, a partir de la distribución de pérdida, estimada respecto a un determinado horizonte temporal (generalmente 1 año), resulta posible calcular la máxima pérdida potencial (“valor en riesgo” o VaR) que puede sufrir la entidad para un determinado nivel de confianza.



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 617.

Nota: La representación corresponde al denominado “modelo simplificado”, típico de la propuesta Credit Portfolio View® (dos segmentos de la cartera, un único índice Y_i integrado por un conjunto de variables económicas y una relación –logística– entre los valores del índice y las tasas de incumplimiento de los activos).

Empleo de técnicas de Monte Carlo para la simulación del comportamiento futuro de los inductores del riesgo de crédito

Figura 2.19

③ Herramientas “top-down” y “bottom-up” para la asignación de riesgos:

Una vez determinado el riesgo total de la cartera para un determinado nivel de confianza, mediante la acumulación y posterior ajuste de riesgos individuales (“bottom-up”), resulta necesario volver hacia atrás y asignar de nuevo un nivel de riesgo a cada posición (“top-down”), dado que la contribución real al riesgo (“risk contribution”) de cada componente coincide con el riesgo individual inicial, debido a los efectos de la correlación⁴⁶.

Para proceder a esta reasignación de riesgos y de sus correspondientes rendimientos, suelen aplicarse dos propuestas complementarias:

- *Sistema “Capital Allocation” o CA*: Lleva a cabo la localización de riesgos a cada subcartera y, posteriormente, a cada transacción individual. Para ello considera el riesgo total asociado a la cartera y lo reparte entre los distintos componentes, utilizando alguna clave considerada relevante (generalmente de forma proporcional al riesgo individual inicialmente estimado).
- *Sistema “Funds Transfer Pricing” o FTP*: Lleva a cabo la asignación de rendimientos a transacciones individuales, líneas de negocios o cualquier otro segmento de la cartera que se considere relevante (mercados geográficos, familias de productos, etc.). Para ello se utilizan los conocidos “precios de transferencia”, de tal forma que el rendimiento de una operación se calcula como la diferencia entre el rendimiento total generado por el cliente y el rendimiento interno de referencia (“precio de transferencia”) asignado a dicha transacción, que depende a su vez del nivel de riesgo a ella asociado.

El precio interno de transferencia para una determinada exposición suele calcularse a través de la suma de cuatro componentes básicos (BESSIS, 2002):

- ✓ Coste de la deuda, determinado por la entidad según el importe de ésta y su madurez.
- ✓ Coste de liquidez, o coste de transformar en liquidez la exposición.
- ✓ Pérdida esperada (EL) o pérdida media estimada a largo plazo para la cartera.
- ✓ Costes operativos, relacionados con las actividades habituales de la entidad, necesarias para la gestión de la exposición.

④ Medidas de riesgo-rentabilidad:

La última etapa del modelo “building blocks” se centra en determinar los perfiles de riesgo-rentabilidad asociados con la cartera total de la entidad, las distintas subcarteras y las transacciones individuales que las integran. Con carácter general el riesgo se relaciona con la volatilidad de la operación (desviación típica de la rentabilidad esperada).

Para ello, suele utilizarse un conjunto de medidas de “riesgo-rentabilidad”, entre las que destacan (BESSIS, 2002, págs. 124-125):

⁴⁶ Dicha contribución al riesgo puede medirse de forma absoluta (como en el caso del modelo KMV Portfolio Manager®) o marginal (como en el modelo Credit Metrics®).

- “Precios basados en riesgos” (“Risk-Based Pricing” o RBP): Se utiliza como medida “ex ante” y sirve para definir el precio que debería aplicarse a cada transacción si se desea que su rentabilidad relativa se ajuste a las expectativas globales de “riesgo-rentabilidad” de la entidad.

En particular, se considera que la rentabilidad mínima de toda operación debería cubrir al menos tres conceptos: el tipo de interés libre de riesgo (r_f), la pérdida porcentual esperada por riesgo de crédito ($EL\%$) y la prima de riesgo o coste de capital (k), de manera que (GARCÍA CÉSPEDES, 2005, pág. 113):

$$\text{Rentabilidad mínima} = r_i + EL(\%) + (k - r_f) \cdot EC(\%),$$

siendo EC el capital económico a mantener por la entidad para la cobertura del riesgo de crédito (en porcentaje sobre la exposición).

- “Rentabilidad ajustada al riesgo” (“Risk-adjusted Return on Capital” o RaRoC)⁴⁷: Es una medida de la rentabilidad final de cada transacción, y se calcula mediante el cociente entre su beneficio neto (ajustado según precios de transferencia) y el capital asociado a la operación.

En el caso de una cartera de posiciones, el ratio RaRoC suele calcularse como sigue:

$$\text{RaRoC} = [AIS - EL] / EC,$$

siendo AIS el rendimiento medio anual de la cartera (incluyendo intereses y otras tasas), EL la pérdida esperada para la cartera y EC el capital económico o capital asignado a la cartera según su nivel de riesgo.

- “Valor añadido para los accionistas” (“Shareholders Value Added” o SVA): Esta medida combina la rentabilidad y tamaño de las distintas transacciones o carteras, al objeto de determinar si éstas generan o destruyen valor para los accionistas (BENNETH, 1991). La fórmula general del SVA es la siguiente:

$$SVA = I - EL - k\% \times C,$$

siendo I las ganancias derivadas de la posición o cartera, EL la pérdida esperada, k la tasa mínima de riesgo-rentabilidad exigida a toda transacción⁴⁸ y C el capital total de la entidad.

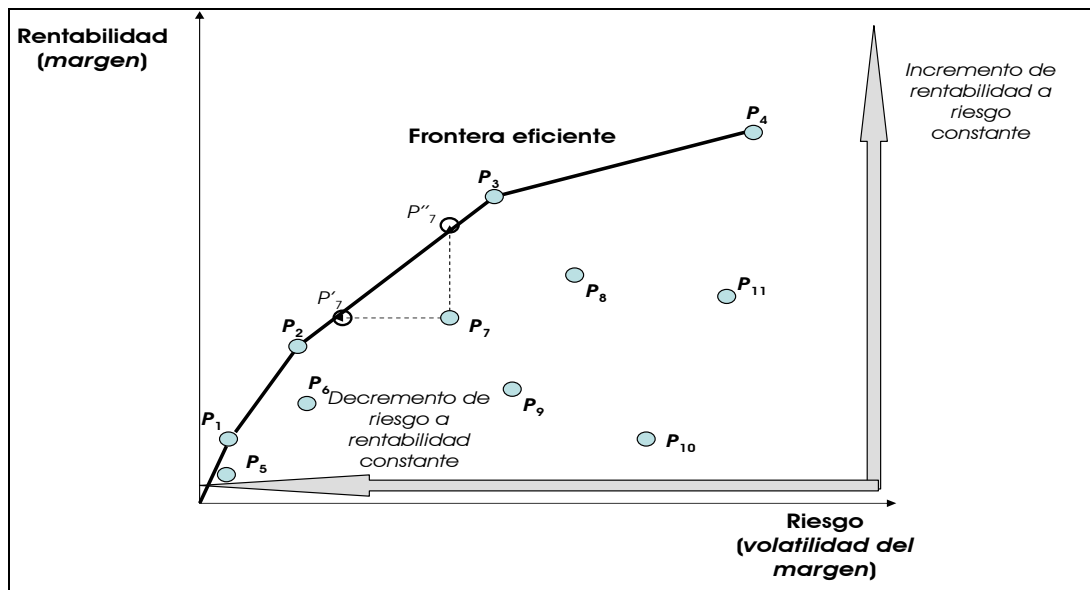
- “Ratio de Sharpe” (“Sharpe ratio”): Relaciona el margen de beneficios esperado de la operación con su volatilidad esperada o riesgo; resulta de gran utilidad como medida de riesgo-rentabilidad de una cartera de posiciones.

La consecuencia última de este cuarto bloque es el establecimiento de medidas para la mejora de la gestión de riesgos y para la toma de decisiones adecuadas, al objeto de optimizar la rentabilidad global de la cartera de posiciones.

⁴⁷ El Proyecto Sectorial de Control Global del Riesgo desarrollado por la Confederación Española de Cajas de Ahorro (C.E.C.A.), denomina a esta medida como el trinomio de “rentabilidad-capital-riesgo” R.O.R.A.C. (DE LA CRUZ GONZÁLEZ, 2002, pág. 190).

⁴⁸ Habitualmente coincide con la rentabilidad financiera media (sobre fondos propios) o con la rentabilidad media de todas las carteras de la entidad (BESSIS, 2002, pág. 672).

Con este objetivo, puede llevarse a cabo un estudio de eficiencia que, a partir de las posiciones actuales o previstas de la entidad, identifique aquellas más eficientes al objeto de que sirvan como referentes para el resto (Figura 2.20).



Fuente: Elaboración propia

Nota: Por simplicidad, se considera una cartera integrada por once activos (P_i). P_1 , P_2 , P_3 y P_4 presentan los comportamientos más eficientes, mientras que P_5 , P_6 , P_7 , P_8 , P_9 , P_{10} y P_{11} se gestionan de forma más o menos ineficiente.

Para el activo P_7 se incluyen las recomendaciones de mejora realizadas, bien para disminuir el riesgo asociado con la rentabilidad obtenida (P'_7), o bien para incrementar la rentabilidad de la posición manteniendo el mismo nivel de riesgo (P''_7).

Análisis de eficiencia en términos de riesgo-rentabilidad Figura 2.20

A partir de los cuatro bloques analizados, la Tabla 2.15 resume las distintas alternativas y técnicas de análisis utilizadas por algunos de los modelos comerciales más conocidos para la gestión del riesgo de crédito.

TÉCNICAS	CreditRisk+ ®	KMV Portfolio Manager ®	Credit Metrics®	Credit Portfolio View ®
Valoración de las exposiciones				
Valor en libros ("default only")	X	X	X	X
Valor de mercado ("full mode")		X	X	X
Exposiciones inciertas (derivados)		Sólo para equivalentes de préstamos		
Diferenciales de crédito				
Empleados para estimar probabilidades de incumplimiento		X		
Empleados como inputs a efectos de valoración		X	X	X
Correlación entre eventos de riesgo de crédito, incumplimientos y transiciones entre categorías de riesgo				
Correlaciones a partir del valor de los activos		X		
Correlaciones a partir del valor de los recursos propios			X	
Correlaciones a partir de modelos econométricos				X
Correlaciones como inputs directos	X			
Recuperaciones				
Recuperaciones parciales				X
Estimación de la distribución de pérdidas				
Simulación de Monte Carlo		X	X	X
Distribución analítica de pérdida mediante "proxies"		X		
Distribución analítica de pérdida	X			
Asignación de capital				
Contribución al riesgo absoluta (ARC)		X		
Contribución al riesgo marginal (MRC)	X	X	X	X
RaRoC				
Cálculo total y por componente (ARC)		X		
Cálculo total y por componente (MRC)	X		X	
Optimización del portfolio		X		

Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 431.

Alternativas y técnicas empleadas por los modelos comerciales de gestión del riesgo de crédito

Tabla 2.15

Finalmente, se pueden destacar los distintos mecanismos que existen para validar los modelos de gestión del riesgo de crédito, que pueden agruparse en cuatro amplias categorías (CSBB, 1999a, págs. 50-54):

➤ Validación ex ante y ex post ("*backtesting*"): Esta técnica de validación, basada en la comparación a posteriori de las probabilidades de incumplimiento estimadas y reales para una determinada cartera de posiciones, se emplea preferentemente para la gestión del riesgo de mercado (metodologías VaR), si bien podría generalizarse para la estimación de pérdidas inesperadas respecto al riesgo de crédito. No obstante, las limitaciones en el número de datos disponibles dificultan su aplicación detallada, por lo que esta técnica sólo se aplica en sentido amplio, esto es, mediante la comparación global de las pérdidas de crédito estimadas y las pérdidas realmente acontecidas a lo largo del tiempo.

➤ Validación mediante pruebas de estrés ("*stress testing*"): Esta técnica se basa en la especificación de escenarios económicos particulares y el contraste de la adecuación del modelo para responder a los mismos, teniendo en cuenta la probabilidad relativa de ocurrencia de los eventos. Las pruebas de estrés pueden cubrir un amplio rango de escenarios, incluyendo situaciones vinculadas a crisis sectoriales, deterioros del rating de los prestamistas, cambios en la severidad de las pérdidas estimadas, etc. Generalmente se emplean como complemento de las medidas de "*backtesting*".

➤ Validación mediante análisis de sensibilidad: Consiste en medir la sensibilidad del modelo respecto a los valores de los parámetros o respecto al cumplimiento de las hipótesis de partida; en particular, se analizan factores como la probabilidad de incumplimiento y su volatilidad, la severidad de las pérdidas y la asignación de las categorías internas de rating.

➤ Validación mediante revisiones independientes del modelo: Adicionalmente a los modelos matemáticos de validación, los controles internos del modelo y sus continuas revisiones por parte de los mandos intermedios y de la alta dirección constituyen aspectos clave para la detección de errores y la implementación de mejoras en el mismo⁴⁹.

2.2.2.2. Modelos tradicionales

Los modelos tradicionales de medición del riesgo de crédito son aquellos que, siendo ampliamente conocidos por la literatura en la materia, han sido utilizados a lo largo de las últimas décadas por las entidades financieras para la gestión de su riesgo de crédito.

La mayoría de estos modelos consideran procesos de decisión basados en estimaciones subjetivas por parte de expertos, o bien en el análisis cuantitativo de datos mediante técnicas estadísticas tradicionales (análisis discriminante lineal, análisis de regresión, etc).

Asimismo, estos modelos se centran en la primera etapa del modelo “*building blocks*”, esto es, la medición de riesgos asociados con transacciones individuales (“*standalone risk*”), no planteándose la gestión global de la cartera de posiciones de la entidad.

A continuación se comentan algunas de las metodologías más conocidas en este ámbito, basadas en la medición del riesgo de crédito para posiciones individuales.

2.2.2.2.1. Modelo relacional

El modelo relacional constituye el modelo más antiguo de análisis, y se fundamenta únicamente en la relación que existe entre el prestamista y el prestatario. Como consecuencia, este método no es de aplicación para aquellos sujetos que no tienen una relación comercial previa con la institución financiera.

Se trata de un modelo cualitativo que considera como variable más importante el juicio del analista, no existiendo elementos externos y objetivos que actúen como contrapunto de la decisión del gestor.

El modelo relacional es distinto para cada entidad, por lo que no cuenta con una metodología estructurada. Por el contrario, cada empresa identifica unas variables o ratios relevantes para definir su relación con el cliente, que son posteriormente interpretadas según la experiencia e intuición del cada prestamista⁵⁰. Entre los

⁴⁹ En este punto, CSBB (1999a, pág. 54) contrasta que tan sólo una minoría de los bancos que utilizan modelos de gestión del riesgo de crédito los someten a una revisión y auditoría independiente.

⁵⁰ No obstante, dadas las características del negocio bancario, el conjunto de indicadores y ratios utilizados por una determinada entidad no difiere significativamente del empleado por otra, presentándose las diferencias fundamentalmente en el momento de su interpretación.

atributos y relaciones más utilizadas por este método destacan las siguientes (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 112):

- ✓ Relación de ventas a crédito con papel descontado.
- ✓ Cálculo del plazo medio de cobro de clientes reflejado en el Balance con el plazo medio de giro del descuento.
- ✓ Ingresos en cuentas por ventas.
- ✓ Pagos realizados a través de las cuentas que presentan gastos reflejados en el Balance.
- ✓ Total de deudas bancarias en el Balance (endeudamiento total con el sistema financiero).
- ✓ Garantías frente al endeudamiento con la entidad y con el resto del sistema financiero.
- ✓ Ingresos financieros netos, en relación con el saldo medio vivo de créditos.
- ✓ Rentabilidad de la inversión de clientes en relación con la rentabilidad del mercado y/o de clientes similares en volumen o actividad.

A efectos de adoptar una determinada decisión de crédito, se compara la solicitud del cliente con la experiencia acumulada por el banco respecto al mismo. Si bien no se consideran las posibles relaciones que el deudor tenga con otras entidades, la información sobre el deudor puede completarse con datos públicos, procedentes de bases de datos de impagos o similares.

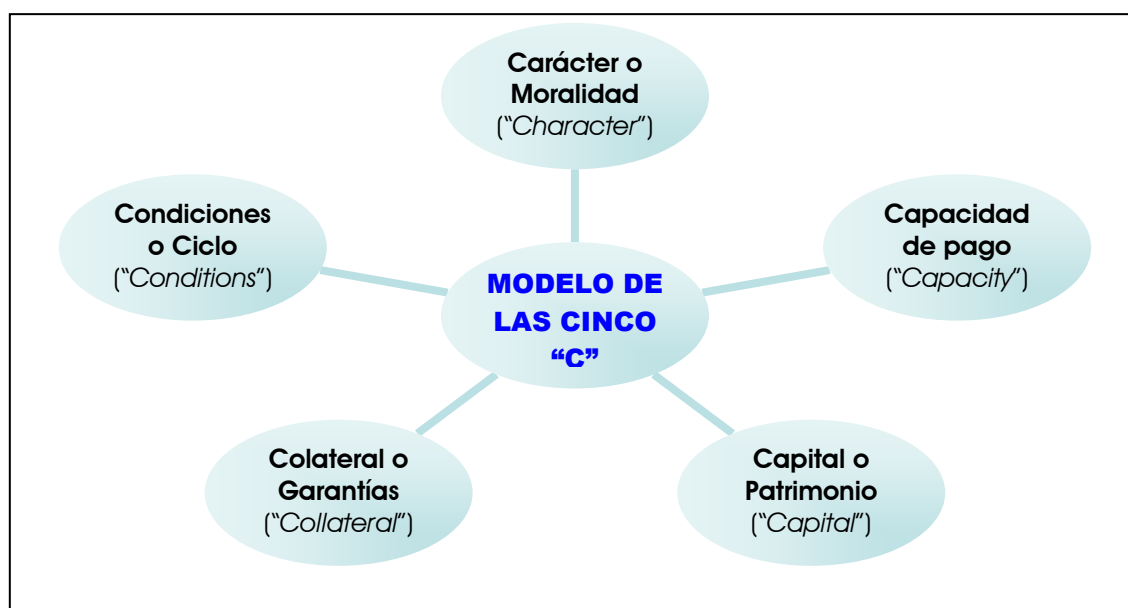
Además, en ocasiones se incluyen parámetros para hacer un seguimiento de la rentabilidad del deudor en términos de coste de oportunidad, mediante su comparación con la rentabilidad obtenida en el mercado libre de riesgo.

Entre las principales críticas realizadas a esta propuesta destaca el hecho de que no se trata de un modelo predictivo, dado que únicamente emplea información histórica, por lo que los resultados del sistema se limitan a confirmar situaciones ya existentes (deterioro en la salud financiera del cliente, etc). Asimismo, dado que la decisión final depende de la subjetividad del analista, los procesos de selección adversa y riesgo moral se manifiestan con gran incidencia.

2.2.2.2.2. Modelo clásico de las cinco "C"

El modelo de las cinco "C" es un modelo cualitativo que analiza para cada cliente, de forma individual, cinco aspectos considerados básicos para la determinación de su riesgo de crédito (Figura 2.21):

- (1) el carácter o moralidad del prestatario ("*character*");
- (2) la capacidad de pago ("*capacity*");
- (3) el capital o patrimonio ("*capital*");
- (4) el colateral o garantías ("*collateral*"); y
- (5) las condiciones aplicadas o ciclo ("*conditions*").



Fuente: Elaboración propia a partir de ALTMAN y SAUNDERS (1998).

Nota (*): ALTMAN y SAUNDERS (1998) sólo incluyen expresamente 4 "C", excluyendo la variable "condiciones o ciclo"

Modelo de las cinco "C"
Figura 2.21

A continuación se analiza detalladamente cada uno de los aspectos previos (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002; PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002):

- **Carácter o moralidad ("character")**: La moralidad o integridad del prestatario constituye el elemento más importante del modelo de las cinco "C", hasta el punto que representa un auténtico factor de discriminación. Aspectos como la antigüedad de la empresa prestataria, su reputación en el sector de actividades y la solidez percibida de sus operaciones determinan su nivel de moralidad a efectos de crédito⁵¹.

Así, los prestatarios con un historial intachable de moralidad e integridad en su relación con el banquero o con otros agentes tendrán acceso al riesgo, mientras que los que han tenido problemas en este ámbito encontrarán más difícil el acceso⁵².

- **Capacidad de pago ("capacity")**: El análisis de la capacidad del prestatario para hacer frente a sus obligaciones de pago suele apoyarse en la estimación de su capacidad para generar flujos de caja futuros, considerando los parámetros internos de la empresa (volatilidad de los ingresos, cuota de mercado, actividad operativa, inversiones realizadas, etc.) y, en ocasiones, algún parámetro externo que pueda afectarla sustancialmente.

⁵¹ Así, por ejemplo, se han instrumentado los "bureaux de crédito", instituciones que registran a los acreditados que incumplieron con alguna información crediticia (DE LARA HARO, 2003, pág. 163).

⁵² El modelo considera inicialmente la relación de confianza y conocimiento entre el banquero y el prestatario. Si dicha relación personal no existe, se utiliza información externa aportada por agencias, proveedores, otras entidades de crédito, etc. (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, págs. 114-115).

Los flujos de caja futuros permiten estimar la lejanía real del prestatario respecto del incumplimiento de sus compromisos. Asimismo, en la medida en que las previsiones se alejan de la tendencia observada para el “cash flow” histórico, el riesgo de crédito se considera más elevado, si bien es el analista el que establece de forma subjetiva la estimación final del nivel de riesgo.

✚ *Capital o patrimonio (“capital”)*: El análisis se centra en el patrimonio neto acumulado por el prestatario, al objeto de determinar tanto su capacidad histórica de generación de ingresos como la valoración de las garantías que pueden mitigar su riesgo de crédito y su capacidad real de endeudamiento. Para medir la fortaleza del capital suelen utilizarse ratios financieros, tales como el nivel de endeudamiento (fondos ajenos/fondos propios) o la cobertura respecto al pago de intereses (BAII⁵³/intereses); un alto nivel de endeudamiento y una escasa capacidad de cobertura del pago de intereses suelen asociarse con elevadas probabilidades de insolvencia.

La valoración del patrimonio presenta distintos problemas para los analistas, entre los que destacan: (1) efecto del tiempo en el valor de los bienes que forman el patrimonio, bien a través de revalorizaciones por inflación o de depreciaciones por obsolescencia; (2) valoración de determinados elementos intangibles, como marcas, patentes y similares; (3) desconocimiento de la valoración exacta de los bienes en el momento en que se incorporaron al patrimonio del prestatario; (4) ausencia de normativa sobre la valoración de determinados activos, debiendo recurrirse a tasaciones periciales subjetivas.

Estos problemas limitan la validez del análisis realizado, de carácter estático (referido a un periodo concreto de tiempo), por lo que se requiere de nuevo del juicio subjetivo del analista para estimar su posible evolución futura.

A partir del análisis de las tres primeras “C” (moralidad, capacidad de pago y capital), el prestamista obtiene una primera referencia del nivel de riesgo del prestatario, así como de la cuantía de fondos que puede destinar a la operación y del tipo de garantía que puede admitir. Esta primera idea influirá en la valoración que realice de las dos variables restantes:

✚ *Colateral o Garantías (“collateral”)*: Las garantías o colateral hacen referencia a aquellos activos que quedan ligados a la devolución del principal prestado y al pago de los intereses. De esta forma, las garantías incrementan la posibilidad de que el prestatario cumpla los acuerdos establecidos, tanto en importe como en plazo. En caso de incumplimiento del crédito, los valores dados en garantía deben ser suficientes para que el prestamista recupere la pérdida acontecida en la operación.

La valoración de la necesidad de garantías depende de la probabilidad estimada de insolvencia, siendo mayor cuanto más elevado es el riesgo de crédito estimado. Asimismo, también existe una relación directa entre el riesgo de crédito y la posibilidad de realizar la garantía en caso de impago,

⁵³ BAAI: Beneficio antes de intereses e impuestos.

así como entre el plazo de pago de la operación crediticia y la capacidad contractual de realizar la garantía.

Tras haber analizado esta cuarta variable, el prestamista ya habrá llegado a ciertas conclusiones sobre la capacidad real de pago del prestatario, pudiendo proponer las condiciones de formalización de la operación, sobre las que también influirá la fase del ciclo económico en el que se encuentre la empresa (FAMA y FRENCH, 1989; TAYLOR, 1998):

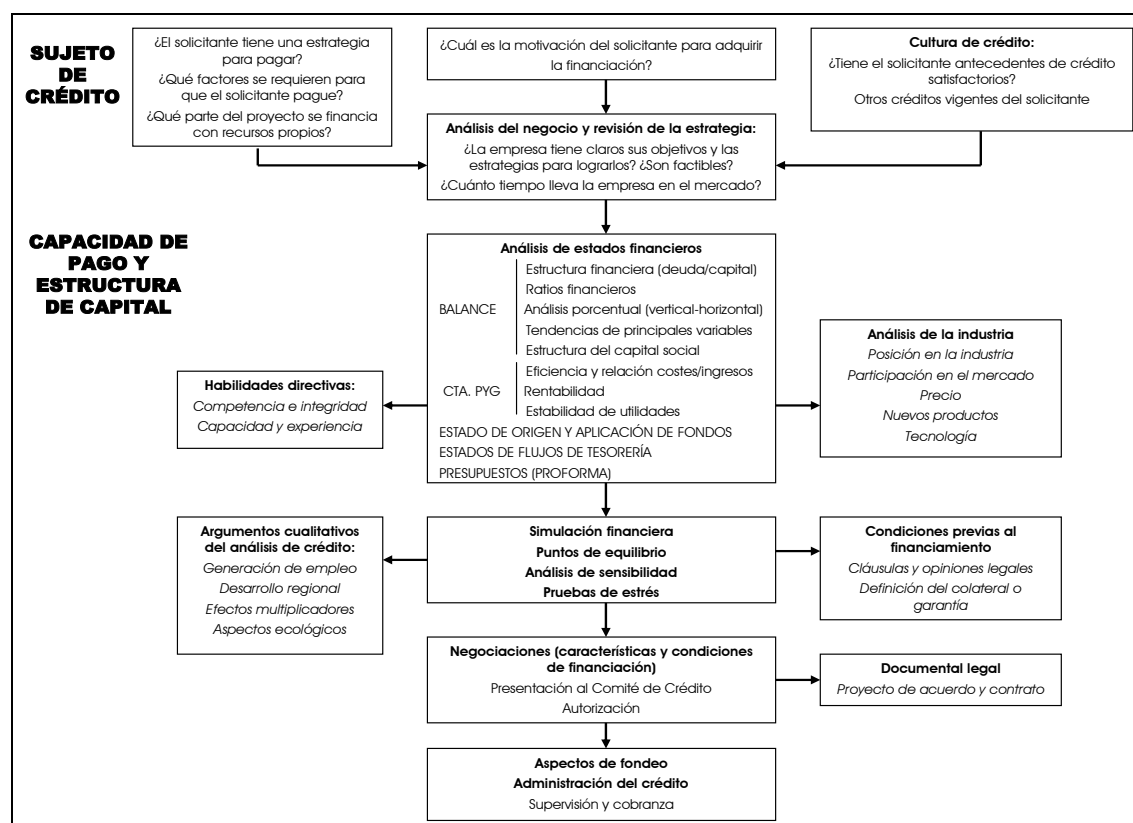
-  *Condiciones o ciclo ("conditions or cycle")*: Las condiciones de la operación hacen referencia a cuatro apartados diferenciados: (1) importe del crédito a conceder; (2) tipo de contrato a formalizar (préstamo, línea de crédito, etc.) y condiciones (plazo de devolución, periodicidad de pago de la operación etc); (3) garantías y forma de realización; (4) precio, vinculado a variables como el tipo de interés, la prima de riesgo aplicada, los gastos de formalización, apertura y cancelación, etc. (STIGLITZ y WEISS, 1982; LONGSTAFF y SCHWARTZ, 1992); y (5) porcentaje de decisión de negocio o cláusulas de vinculación, si son aplicables⁵⁴.

Asimismo, el ciclo económico constituye un elemento importante para determinar la exposición al riesgo de crédito, especialmente en determinadas industrias muy dependientes de la fase del ciclo (empresas de fabricación de bienes duraderos y entidades muy internacionalizadas, principalmente).

Adicionalmente a las cinco "C", DE LARA HARO (2003, pág. 165) recomienda considerar el nivel y volatilidad de los tipos de interés. En periodos con tasas de interés estables y tipos bajos, el rendimiento esperado de un préstamo puede incrementarse y disminuir la probabilidad de incumplimiento; por el contrario, en periodos de alta volatilidad y tipos elevados, los rendimientos esperados de un préstamo tienden a reducirse, aumentando la probabilidad de impago. Esta relación inversa entre tipos de interés y rendimiento esperado es consecuencia de la posibilidad de que los buenos acreditados anticipen el pago de sus préstamos ante el incremento de los tipos de interés, sustituyendo los recursos ajenos por recursos propios.

La Figura 2.22 resume los principales aspectos analizados en el modelo de las cinco "C" y la relación entre los mismos.

⁵⁴ En algunas ocasiones se pacta que el prestatario otorgará al prestamista determinado porcentaje de su actividad, o bien líneas de negocio específicas (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 120).



Fuente: Adaptado de DE LARA HARO (2003), pág. 164.

Análisis de crédito a través del modelo de las cinco "C"

Figura 2.22

Como puede observarse, en el modelo de las cinco "C" la valoración y ponderación de los distintos componentes se realiza de forma totalmente subjetiva, por lo que el resultado final dependerá de la experiencia e intuición del evaluador del riesgo. Esta subjetividad conlleva numerosos riesgos derivados de la ausencia de racionalidad en los procesos de crédito; así, por ejemplo, una entidad con experiencias negativas en cuanto a pagos recibidos de determinados clientes vinculados a sectores de actividad, puede sesgar sus decisiones negativamente ante un nuevo cliente que desarrolla un negocio similar, cargándole una prima de riesgo muy superior a la que hubiera exigido si no existiera el condicionante previo, etc.

Por otro lado, la subjetividad implícita en este modelo de toma de decisiones no evita los problemas derivados de la selección adversa y del riesgo moral.

Este modelo se utiliza principalmente para el análisis de personas físicas, así como de pequeñas empresas en las que la información contable no tiene gran relevancia. En el ámbito empresarial, el modelo de las cinco "C" suele sustituirse por el denominado modelo "LAPP" (*Liquidity, Activity, Profitability, Potential*) (ZOPOUNIDIS y DIMITRAS, 1998).

Ahora bien, en los últimos años este tipo de análisis está siendo sustituido por nuevas metodologías basadas en técnicas estadísticas. Así, en entidades con un nivel de actividad más complejo y con mayores campos de actuación, la intuición y

experiencia del analista resulta insuficiente para la gestión del riesgo de crédito, habiéndose desarrollado otros modelos alternativos, analizados a continuación

2.2.2.2.3. Modelo económico-financiero

El modelo económico-financiero constituye una variante más avanzada del modelo de las cinco "C", estando basado en la información económico-financiera de las empresas y del entorno económico en que operan. Los resultados obtenidos para una determinada empresa se comparan con los de empresas de actividad similar, al objeto de conocer la situación de la entidad respecto al sector económico al que pertenece.

La complejidad del modelo de análisis a utilizar depende de cada entidad financiera, así como de la dificultad que presente la operación crediticia, si bien es habitual que incluya, total o parcialmente, los siguientes elementos:

- Análisis de los estados económico-financieros del solicitante.
- Análisis sectoriales comparativos y análisis DAFO de la firma.
- Entrevistas con los directivos de la entidad.

En la práctica, los dos primeros elementos son los más utilizados a la hora de llevar a cabo modelizaciones económico-financieras del riesgo de crédito.

2.2.2.2.3.1. Análisis de estados económico-financieros

El análisis de estados financieros considera información procedente del Balance de Situación y de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias de la empresa prestataria, relativa a un mínimo de tres ejercicios económicos debidamente auditados, con el objetivo de conocer las tendencias que presentan los indicadores económico-financieros de la entidad a lo largo del tiempo.

Por lo que se refiere al Balance de Situación, los principales aspectos analizados, tanto a nivel de empresa individual como respecto a la media sectorial, son:

✓ Estructura de las grandes masas patrimoniales (Activo y Pasivo), con especial incidencia en la relación entre el activo fijo y el activo circulante, las fuentes de financiación utilizadas, el ratio de endeudamiento respecto a fondos propios y el análisis del capital circulante de la empresa.

✓ Análisis de partidas concretas del Balance, tales como el grado de envejecimiento del inmovilizado, la existencia de clientes morosos, la composición del capital, las obligaciones con proveedores, la participación en otras empresas, la rotación de mercaderías, los plazos de cobro y pago y la disponibilidad de créditos.

Respecto a la Cuenta de Pérdidas y Ganancias, fundamentalmente se requiere información sobre variaciones absolutas y porcentuales de las siguientes variables, relativas a los distintos ejercicios analizados:

- Variación de ventas y margen comercial.
- Variación de los gastos de personal y de otros gastos.
- Cifra de resultados absoluta y relativa sobre ventas.
- Amortizaciones y dotaciones para insolvencias.

- Gastos financieros de la entidad.
- Resultados de carácter extraordinario.

Al igual que ocurría en el caso del Balance, las cifras obtenidas para una determinada empresa deben compararse con la media sectorial si se desean obtener resultados consistentes.

Además del Balance y la Cuenta de Pérdidas y Ganancias, existen otros estados económico-financieros que pueden proporcionar información de utilidad para el analista:

- Estado de Orígenes y Aplicaciones de Fondos: El análisis de los flujos generados por la empresa resulta de utilidad para estimar su capacidad para atender sus obligaciones contractuales si se repitiesen las condiciones de ejercicios pasados.
- Estado de Flujos de Tesorería o Flujos de Efectivo ("*cash-flow*"): El análisis de flujos de efectivo permite conocer la capacidad de la empresa para generar fondos líquidos en el ejercicio, a partir de sus condiciones habituales de pago y cobro.

Ahora bien, ambos estados se fundamentan en condiciones pasadas de la empresa, por lo que se recomienda la elaboración de estados previsionales, particularmente respecto al "*cash-flow*" de la entidad. Tales estados a futuro pierden credibilidad cuanto mayor es el plazo de previsión; por otro lado, dado que el analista no suele controlar el rigor con el que se han elaborado las previsiones, es habitual que establezca únicamente unos límites mínimos por debajo de los cuales es probable que se produzca el incumplimiento.

La principal crítica a este modelo se deriva del empleo de datos históricos limitados (habitualmente tres años) para llevar a cabo proyecciones futuras, con el consiguiente riesgo de que el periodo analizado no contemple todas las circunstancias que pueden afectar a la empresa en el futuro; así, por ejemplo, si los datos históricos proceden de un ciclo económico expansivo, los resultados obtenidos no resultarán extrapolables para un momento recesivo, etc. No obstante, la posibilidad de ampliar el horizonte de análisis tampoco resuelve el problema, pues las estimaciones futuras seguirán basándose en valoraciones subjetivas (con el consiguiente peligro de selección adversa y riesgo moral), al tiempo que el proceso de toma de decisiones se ralentiza (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 127).

Finalmente, es preciso comentar que los resultados obtenidos del análisis económico-financiero suelen completarse con los generados por el modelo de las cinco "C", en especial por lo que respecta a la moralidad del prestatario.

2.2.2.2.3.2. Análisis sectoriales comparativos y análisis DAFO

Al objeto de sistematizar y simplificar el proceso de análisis del riesgo de crédito, resulta habitual que cada entidad financiera defina un conjunto de áreas de interés para tratar de conocer la situación futura del prestatario y su nivel de riesgo asociado.

Entre otros, es habitual que el analista tenga que pronunciarse, además de acerca de la información económico-financiera previa, sobre aspectos relacionados con la capacidad gestora de los directivos de la entidad, la posición de la empresa frente a

sus competidores, la calidad de sus clientes, su cuota relativa de mercado, su cartera de productos, la viabilidad de sus planes de expansión, etc. (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 125).

Los resultados de este análisis suelen plasmarse en una matriz DAFO (“Debilidades-Amenazas-Fuerzas-Oportunidades”), que presenta de forma gráfica aquellos aspectos que pueden afectar al comportamiento futuro de la entidad respecto al riesgo.

En particular, la identificación de *oportunidades y amenazas* procede del análisis del entorno de la entidad (entrada de nuevos competidores, concentraciones empresariales, aparición de productos sustitutivos, capacidad de negociación con clientes y proveedores, etc.), mientras que las *fuerzas y debilidades* hacen referencia a la situación interna de la empresa (capacidad productiva, estructura financiera, gestión de recursos humanos, gestión del aprovisionamiento, nuevas tecnologías, etc.)

2.2.2.2.4. Modelo basado en ponderaciones fijas (Basilea I)

Una forma sencilla de gestionar el riesgo de crédito consiste en establecer ponderaciones fijas de riesgo por grupos de posiciones, tal y como se sugiere en el Primer Acuerdo de Capital del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CSBB, 1988), conocido como Basilea I.

Aunque este Acuerdo se analiza en detalle en el Capítulo 1, cabe recordar brevemente que Basilea I establece cuatro categorías principales de riesgo (con ponderaciones asociadas de 0%, 20%, 50% y 100%), utilizadas directamente para la estimación del capital mínimo a mantener por la entidad como garantía de su solvencia frente a terceros. Así, las exposiciones consideradas más seguras (deuda pública emitida por países del G10, etc.) no tienen asociado ningún porcentaje de riesgo de crédito, por lo que no exigen requerimientos de capital. Por el contrario, las operaciones con otros bancos de la OCDE, entre otras, tienen asociado un factor de riesgo del 20%, lo que implica una reserva del 1,6% del valor nominal del contrario⁵⁵. Por su parte, operaciones como los préstamos con garantía hipotecaria tienen un factor de riesgo asociado del 50%, con un requerimiento mínimo de capital del 4%, mientras que la mayoría de las operaciones con el sector privado no bancario presentan un nivel de riesgo del 100%, con una reserva asociada del 8%.

La principal ventaja de este modelo radica en su simplicidad, si bien presenta numerosas limitaciones, como la no consideración de aspectos propios del contrato (tamaño, duración), ni la inclusión de las características de la contraparte (calificación crediticia, garantías), así como la no existencia de ajustes por diversificación de riesgos.

Es destacable el hecho que los modelos basados en ponderaciones continúan existiendo en el Acuerdo de 2004 (Basilea II), si bien como una posible alternativa frente a modelos más avanzados (CSBB, 2004b). Así, este tipo de técnicas se incluyen en el denominado “enfoque estándar” (“*standardized approach*”) para la gestión del riesgo de crédito, si bien incorporan adicionalmente información sobre la calificación

⁵⁵ El requerimiento o reserva de capital se establece en el 8% de los activos ponderado por su nivel de riesgo.

crediticia de la contraparte y sobre la existencia de colaterales y coberturas por parte de las entidades.

2.2.2.2.5. Credit Scoring: El modelo de Altman de 1968 y sus aplicaciones

La propuesta conocida como “*credit scoring*” o puntuaciones de crédito trata de identificar, mediante el empleo de técnicas estadísticas, los factores clave asociados a la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios, a partir de un conjunto de variables relevantes (generalmente, ratios empresariales).

Los modelos de credit scoring proporcionan las denominadas “probabilidades de incumplimiento a posteriori”, o probabilidades de incumplimiento dado el valor de la puntuación final obtenida (“score”). La denominada “función de scoring” proporciona una puntuación a partir de los atributos analizados del cliente, pudiéndose utilizar distintas técnicas estadísticas para llevar a cabo tal modelización.

El objetivo de este tipo de modelos es automatizar el tratamiento de las distintas variables que los analistas emplean en el estudio del riesgo de crédito, a fin de obtener probabilidades de morosidad para cada acreditado, en función de sus características frente al resto de deudores de la cartera. A partir de dicha probabilidad, el prestamista decide el nivel de riesgo que quiere asumir, estableciendo la probabilidad a partir de la cual concede el crédito.

Este tipo de técnicas se aplica principalmente a prestatarios individuales en el sector de la banca detallista, debido a la disponibilidad de un gran volumen de datos. También puede aplicarse a prestatarios empresariales, si bien su implementación en este ámbito suele ser más problemática (BESSIS, 2002, pág. 460).

Así, la mayoría de los modelos de credit scoring desarrollados hasta la actualidad han hecho referencia a dos categorías de créditos: (1) créditos a particulares, centrados en préstamos a granjas, créditos hipotecarios, financiación de automóviles, financiación de autocaravanas, electrodomésticos y tarjetas de crédito; (2) créditos a empresas, de carácter comercial e industrial, créditos a la exportación y créditos a pequeñas empresas y negocios particulares (ALTMAN *et al.*, 1981). Asimismo, la mayoría de los análisis se ha referido a la decisión de concesión de créditos, al objeto de proporcionar una herramienta de utilidad para el gestor bancario. No obstante, determinados estudios han aplicado el credit scoring en las etapas de mantenimiento y revisión de los créditos concedidos.

Las variables potenciales a utilizar para la estimación de la probabilidad de incumplimiento difieren mucho según se trate de riesgos de particulares o riesgos de empresas (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, págs. 128-129).

- ✓ *Riesgos de particulares:* Se analizan atributos de todo tipo, que incluyen tanto las condiciones sociales y familiares del individuo⁵⁶ (residencia, estado civil, edad, nacionalidad, número de hijos, etc.) como circunstancias económicas

⁵⁶ Existen, no obstante, distintas legislaciones que limitan los atributos susceptibles de uso por parte de las entidades financieras, al objeto de evitar la discriminación de los solicitantes de crédito. Entre ellas, destaca la *Equal Opportunity Act* (EOCA) de EE.UU. de 1974 y sus posteriores enmiendas, que prohíbe el empleo de variables como el sexo, estado civil, raza, color, religión, nacionalidad, edad, recepción de asistencia benéfica pública o buena fe del solicitante.

(profesión, antigüedad en el empleo, nivel de ingresos, historial de pagos, propiedades inmobiliarias, etc.) y particulares de la inversión a realizar (importe, porcentaje de financiación, objetivo del crédito, etc.)

- ✓ *Riesgos de empresas:* Existen distintos modelos basados en ratios de las empresas y su comparación sectorial (ratios de endeudamiento, de rentabilidad, de liquidez, de rotación, etc.)

Igualmente, en ocasiones se incorporan variables macroeconómicas como la tasa de inflación, el tipo de interés, la situación de los mercados financieros, etc., al objeto de incluir en el modelo aspectos relacionados con la situación económica general (COUDERC y RENAULT, 2004; VERGARI, 2005).

Una vez establecido el conjunto de variables potencialmente explicativas, se emplean distintos procedimientos estadísticos (análisis discriminante lineal o análisis logit, principalmente) para seleccionar, a partir de una base de datos histórica de “buenos” y “malos” clientes, los atributos significativos para la estimación de la probabilidad de insolvencia de futuros prestatarios.

La primera aplicación de credit scoring para el análisis de *créditos a clientes individuales* procede de DURAND (1941), quien propone un modelo basado en funciones discriminantes lineales como suplemento para la evaluación de las solicitudes de crédito realizadas a cinco tipos de instituciones financieras: bancos comerciales, bancos industriales, financieras automovilísticas, empresas de créditos personales y otras empresas financieras. Las variables utilizadas para los bancos incluían aspectos como el sexo, la ocupación, la continuidad en el domicilio, la antigüedad en el puesto de trabajo, el dinero en cuentas bancarias y la existencia de pólizas de seguro de vida; respecto a las financieras automovilísticas, los atributos se referían al precio, depósito, ingresos y madurez o vencimiento del crédito.

A lo largo de la década de los años 60 del siglo XX se suceden los modelos de credit scoring para clientes particulares. En este sentido, GREER (1967) desarrolla dos modelos para determinar el número óptimo de créditos que deben ser aceptados por las entidades con el fin de maximizar sus beneficios, considerando variables relacionadas con las características del crédito, la experiencia pasada de la entidad y los atributos del solicitante. Por su parte, MEHTA (1968) utiliza la información histórica sobre el comportamiento crediticio del cliente para predecir la rentabilidad futura derivada de éste, empleando funciones lineales; en 1971, el mismo autor utiliza cadenas de Markov para predecir la rentabilidad de la operación (MEHTA, 1971). Por su parte, BIERMAN y HAUSMAN (1970) analizan la probabilidad de pago de los clientes a lo largo de periodos sucesivos de tiempo, utilizando modelos de programación dinámica, empleados también por DIRICKX y WAKERMAN (1976)⁵⁷.

En los últimos años, se han desarrollado nuevas propuestas basadas en el empleo de modelos estadísticos avanzados (redes bayesianas, principalmente) y técnicas de Aprendizaje Máquina para la construcción de modelos de credit scoring respecto a clientes individuales (véase, por ejemplo, BAESENS *et al.*, 2003).

⁵⁷ Un análisis detallado de los principales modelos de credit scoring para clientes individuales desarrollados hasta la década de los años 80 del siglo XX puede consultarse en ALTMAN *et al.* (1981, págs. 173-186).

Por lo que respecta a los modelos de *credit scoring para empresas*, a partir del trabajo pionero de BEAVER (1966) se han sucedido las aportaciones en este ámbito, tal como se analiza en detalle en el *Documento de Investigación 2006/1* (FLÓREZ LÓPEZ, 2006a).

Si bien los modelos formulados han sido muy numerosos, tanto a nivel internacional como nacional, cabe destacar aquí de forma particular el modelo *Z-Score* desarrollado por Altman en 1968, que constituye un referente clásico en este ámbito (ALTMAN, 1968).

Este autor, mediante el análisis de diversos ratios contables presentes en la literatura en la materia, estableció un conjunto de 22 indicadores potencialmente explicativos de la solvencia de 66 empresas manufactureras norteamericanas (33 sanas y 33 quebradas). A partir de esta lista inicial, que contenía indicadores relativos a la liquidez, rentabilidad, endeudamiento, solvencia y actividad de la entidad, se aplicaron diversos tests estadísticos [correlación entre atributos, capacidad predictiva univariante, significación estadística de funciones alternativas (ALTMAN, 1993)] que, unidos al juicio del analista, llevaron a la selección de cinco variables finales (en tanto por uno):

X_1 = Capital circulante / Activo total

X_2 = Beneficios retenidos / Activo total

X_3 = Beneficio antes de intereses e impuestos / Activo total

X_4 = Valor de mercado de acciones / Valor contable de la deuda

X_5 = Ventas / Activo total

La aplicación de un modelo de análisis discriminante múltiple supuso la obtención de la siguiente función discriminante⁵⁸:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 0.999X_5$$

$Z > 2.675 \rightarrow$ Clasifica como sano.

$Z < 2.675 \rightarrow$ Clasifica como fracaso.

Posteriormente, se ha sugerido la definición de una zona de indecisión en el modelo original, como sigue (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 130):

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 0.999X_5$$

$Z > 2.99 \rightarrow$ Clasifica como sano.

$1.81 < Z < 2.99 \rightarrow$ Zona "gris" de indecisión.

$Z < 1.81 \rightarrow$ Clasifica como fracaso.

A esta formulación inicial del modelo se han ido realizando distintas modificaciones, tanto en el ámbito de las variables utilizadas como de los pesos de las mismas, tratando de adaptar el modelo a las condiciones económicas cambiantes (ALTMAN *et al.*, 1977a; 1977b; ALTMAN, 1993)⁵⁹.

⁵⁸ El modelo de análisis discriminante puede considerarse como una variación de la regresión lineal simple, que constituye la técnica multivariante más sencilla (BESSIS, 2002, pág. 461).

⁵⁹ La mayoría de los modelos de scoring desarrollados incluyen la rentabilidad operativa (aproximada mediante ratios como la rentabilidad de los activos, resultado de explotación/ Activo total, etc.) como uno de los mejores predictores del riesgo de incumplimiento (BESSIS, 2002, pág. 461).

Por otra parte, la comparación de las puntuaciones obtenidas por el *modelo Z-score* y los ratings otorgados por agencias de rating como S&P han demostrado la robustez del modelo para la gestión interna del riesgo de crédito (Tabla 2.16).

Puntuaciones medias del modelo Z-score para los ratings de S&P			
	Media anual (nº de empresas)	Puntuación media Z-score	Desviación estándar
AAA	11	5,02	1,50
AA	46	4,30	1,81
A	131	3,60	2,26
BBB	107	2,78	1,50
BB	50	2,45	1,62
B	80	1,67	1,22
CCC	10	0,95	1,10

Fuente: Adaptado de ALTMAN y HEIRE (2002), pág. 17.

Puntuaciones del modelo Z-score para los ratings de S&P (1995-1999)
Tabla 2.16

Dado que los sistemas de credit scoring se utilizan principalmente para el análisis binario del riesgo de crédito (“cumplimiento” vs. “incumplimiento”), los errores cometidos por los modelos pueden clasificarse en dos grandes grupos⁶⁰:

- *Error tipo I*, relacionado con la aceptación de malos créditos; en este caso, individuos que el modelo etiqueta como “solventes” presentan en la práctica comportamiento insolventes. Este tipo de error tiene como coste la pérdida del principal y de los intereses del crédito concedido
- *Error tipo II*, relacionado con el rechazo de buenos créditos; en este caso, individuos que el modelo etiqueta como “insolventes”, en la práctica actúan como buenos pagadores. Este tipo de error implica un coste de oportunidad para la entidad, derivado de los beneficios que se dejan percibir al haber rechazado una operación de una contraparte solvente.

Dado que el coste de cada tipo de error es significativamente diferente, la elección del punto de corte debe basarse no sólo en las probabilidades muestrales de entidades solventes e insolventes, sino en el coste relativo derivado de la incorrecta clasificación de cada una de ellas. Asimismo, es necesario considerar la composición particular de la cartera de créditos de la entidad (si se trata de un banco con un elevado perfil de riesgos o un banco más seguro, etc.)

A partir de los modelos de Beaver y Altman se han aplicado otras técnicas multivariantes en este ámbito, tales como los modelos logit o probit, que proporcionan directamente estimaciones de la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios, en el rango [0,1].

En *España*, el desarrollo de modelos estadísticos de credit scoring vinculados con empresas se encuadra principalmente en dos ámbitos: (1) el estudio de la crisis bancaria española; y (2) el análisis de los procesos de insolvencia que afectan a las

⁶⁰ No obstante, dependiendo de lo que se analice (la solvencia o insolvencia de los individuos), las definiciones de los errores tipo I y tipo II pueden permutarse.

PYMES. El interés de los investigadores por la materia se inicia en la década de los años 80 del siglo XX, debido a los siguientes aspectos (LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUIDANOS, 2002):

- Las dificultades para la extrapolación de los modelos desarrollados en Estados Unidos, en el espacio y en el tiempo, debido a diferencias económicas, financieras y contables entre países.
- Las dos grandes crisis sufridas por el sector financiero (banca y seguros) durante las décadas de los años 70 y 80 del siglo XX, que exigían analizar la capacidad de la información contable para predecir este tipo de situaciones.
- La creciente curiosidad de los investigadores españoles por la investigación empírica contable, prácticamente inexistente hasta el momento.

La mayoría de las investigaciones se han centrado en el sector financiero, dado que ofrecen las características idóneas para realizar este tipo de estudios empíricos: disponen de información contable y han sufrido grandes quiebras. La Tabla 2.17 recoge algunas de las principales aportaciones en este ámbito⁶¹.

AUTORES	MUESTRA y PERIODO	TÉCNICA UTILIZADA	OTROS ASPECTOS	PRINCIPALES VARIABLES EXPLICATIVAS
Sector Bancario				
LAFFARGA BRIONES <i>et al.</i> (1985; 1986a; 1986b; 1987; 1988; 1991)	20-24 frac./21-25 sanos 1978-1982	MDA 1 a 5 años antes	Emparejamiento por tamaño	Rentabilidad (largo plazo) y liquidez (corto plazo)
PINA MARTÍNEZ (1989)	17-18 frac./20 sanos 1977-1982	Logit 1 a 3 años antes y combinados bi y trianuales	No emparejamiento	Rentabilidad y liquidez
RODRÍGUEZ FERNÁNDEZ (1987; 1989a; 1989b)	31 frac./49 sanos 1981-1983	Logit 1 y 2 años antes	No emparejamiento	Rentabilidad, nivel de capitalización y liquidez
MARTÍNEZ MONGAY <i>et al.</i> (1989)	37 frac./52 sanos Cuatro años antes de la crisis	Probit	No emparejamiento	
Sector Asegurador				
RODRÍGUEZ ACEBES (1990)	25 frac./25 sanas	Logit, Probit y Lineal de Probabilidad	Emparejamiento por tamaño y sector	Liquidez y rotación
LÓPEZ HERRERA <i>et al.</i> (1994)	35 frac./35 sanas 1982-1985	Discriminante 1 a 5 años antes	Emparejamiento por tamaño, ramo de actividad, cifra de negocios y activo	Rentabilidad y liquidez
MORA ENGUIDANOS (1994a)	20 frac./20 sanas (+18 de validación) 1976-1986	Logit 1 a 3 años y combinados bi y trianuales	No emparejamiento	Rentabilidad y liquidez
DÍAZ MARTÍNEZ <i>et al.</i> (2005)	36 frac./36 sanas 1983-1993	Logit, comparado con listas de decisión	Emparejamiento por tamaño, tipo de negocio y año	Solvencia, liquidez, provisiones, ingresos, gastos, rentabilidad, cash-flow

Fuente: Elaboración propia y adaptado de LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUIDANOS (2002), págs. 30-31.

Modelos españoles tradicionales de credit scoring en el ámbito financiero

Tabla 2.17

⁶¹ Véase el Documento de Investigación 2006/1 para un estudio detallado sobre la insolvencia empresarial, en general, y el Documento de Investigación 2006/2 para un análisis de la crisis bancaria española, en particular (FLÓREZ LÓPEZ, 2006a; 2006b).

Por su parte, en la década de los años 90 del siglo XX comenzaron a realizarse estudios centrados en el sector de las PYMEs españolas. Este tipo de investigaciones se vio favorecido por la aparición del registro obligatorio de las Cuentas Anuales de las empresas, lo que facilitó el acceso a datos contables que, hasta este momento, resultaban prácticamente indisponibles (Tabla 2.18).

AUTORES	MUESTRA y PERIODO	TÉCNICA UTILIZADA	OTROS ASPECTOS	PRINCIPALES VARIABLES EXPLICATIVAS
LÓPEZ GRACIA <i>et al.</i> (1998)	75 frac./75 sanas (+21 de validación) 1992-1993	Logit 1 a 2 años antes	No emparejamiento Se incluyen variables no financieras.	Rentabilidad y liquidez Tamaño y sector
GALLEGO MERINO <i>et al.</i> (1997)	96 x 3 años (128 casos) 64 frac./64 sanas (+64 de validación) 1990-1993	Logit, probit y MPL 1 a 2 años antes	Emparejamiento por sector y tamaño	Rentabilidad y liquidez Endeudamiento a 1 año
LIZARRAGA DALLO (1997a; 1997b)	60 frac./60 sanas (+44 de validación)	MDA, logit y multilogit 1 a 3 años antes	Emparejamiento por sector y tamaño	Ratios mixtos rentabilidad/endeudamiento
FERRANDO BOLADO y BLANCO RAMOS (1998)	66 frac./66 sanas (+28 de validación) 1990-1993	MDA y logit 1 a 2 años antes	Emparejamiento por sector y año	Rentabilidad y endeudamiento
DE LA TORRE MARTÍNEZ Y GÓMEZ MIRANDA (2005)	182 frac./182 sanas (+459 de validación, 154 fallidas). 2001	Logit 1, 2 y 3 años antes	No emparejamiento. Inclusión de información cualitativa	Liquidez, garantía, rentabilidad, coste endeudamiento, fondo de maniobra

Fuente: Elaboración propia a partir de LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUDANOS (2002), pág. 35.

Principales modelos españoles de credit scoring respecto a PYMEs

Tabla 2.18

Asimismo, se han desarrollado otros muchos modelos estadísticos de credit scoring con características específicas, tales como modelos para entidades cotizadas (GABÁS TRIGO, 1990), empresas auditadas (GALINDO DORADO y DROZDOWSKYJ, 2002), empresas de nueva creación (GARCÍA PÉREZ DE LEMA *et al.*, 1998), análisis regionales (SOMOZA LÓPEZ, 2001; GALLEGO MERINO y GÓMEZ ALBERO, 2002), estudio de scoring bancarios (MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE, 2004b; SAMANIEGO MEDINA *et al.*, 2005), comportamiento de PYMEs internacionales (GARCÍA PÉREZ DE LEMA, 1997), o incidencia específicas de variables de cash-flow (LIZARRAGA DALLO, 2002).

Los sistemas de credit scoring están fuertemente implantados en el sector financiero, debido a su bajo coste y alta fiabilidad para el tratamiento de los “riesgos masa”, generalmente de importe reducido y con un margen financiero que permite a las entidades asumir tasas de morosidad algo más elevadas que en otras carteras.

Entre las principales ventajas de estos modelos destaca la rápida obtención de información relevante para la toma de decisiones de crédito. Por su parte, entre las principales críticas destacan:

- Algunas variables de carácter cualitativo, como la calidad de la gestión de la empresa prestamista, resultan críticas para estimar la probabilidad de

incumplimiento de las entidades. No obstante, los modelos de credit scoring no suelen contemplar este tipo de atributos, debido a su difícil cuantificación.

- No existen fundamentos conceptuales que avalen los procesos de credit scoring, excepto el sentido común aplicado a los efectos previstos por el modelo.
- Dado que los modelos de credit scoring interpretan la información pasada para predecir comportamientos de pago futuros, precisan de una actualización constante a fin de incorporar modificaciones en el comportamiento de pago de los clientes. Estos cambios pueden afectar a las ponderaciones de las variables incluidas o incluso requerir la incorporación de nuevas variables al modelo.
- La capacidad predictiva de estos modelos se limita a aquellas contrapartes con características similares a las de la muestra histórica analizada. De esta forma, el empleo de los métodos de credit scoring para segmentos económicos diferentes puede llevar a la obtención de resultados erróneos.
- La aplicación de modelos estadísticos para el análisis de credit scoring requiere habitualmente el cumplimiento de restrictivas hipótesis de partida, que no se cumplen en la práctica.

En el ámbito español, las principales limitaciones observadas respecto a los modelos empíricos formulados hacen referencia a cinco problemas diferenciados (MORA ENGUIDAMOS, 1994b; 1995; 1996; RODRÍGUEZ VILARIÑO, 1994; LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUIDANOS, 1998):

- Incumplimiento de determinadas hipótesis de partida de los modelos, tanto respecto a las características de las variables como a la selección de la muestra (normalidad multivariante, homocedasticidad, independencia, etc.), lo que afecta a los coeficientes de las variables explicativas, incrementando ficticiamente la capacidad predictiva de los modelos.
- Ausencia de muestras de validación o empleo de muestras de validación de reducido tamaño, con la consiguiente sobreestimación de la capacidad de generalización del modelo.
- Empleo de muestras de validación externas respecto al mismo periodo que la muestra principal, impidiendo el contraste de la validez temporal del modelo; este aspecto resulta de vital importancia para la posible aplicación de los modelos como herramienta predictiva.
- Escasa fiabilidad de muchos de los datos contables utilizados, especialmente respecto a las entidades fracasadas, debido a la inexistencia de auditoría obligatoria y a la presencia de múltiples empresas de reducido tamaño.
- La construcción de los modelos, que en el caso de las PYMEs suelen combinar distintos sectores de actividad, sin considerar sus peculiaridades individuales, lo que limita la operatividad real del credit scoring.

Debido a estas limitaciones, en los últimos años se han desarrollado nuevos modelos de credit scoring que, utilizando algoritmos basados en Aprendizaje Máquina e Inteligencia Artificial, tratan de mejorar el desempeño de los modelos estadísticos clásicos, evitando muchos de sus inconvenientes por lo que se refiere a la construcción de modelos integrales de gestión del riesgo de crédito (apartado 2.2.2.3.)

2.2.2.2.6. Rating: Calificación crediticia por parte de agencias externas

Los *ratings* o *calificaciones crediticias* constituyen medidas ordinales o relativas del riesgo de crédito, a diferencia de otras medidas de carácter cardinal o absoluto, tales como la probabilidad de impago ("*default probability*") o los modelos de scoring previamente comentados.

Los modelos de rating establecen un ranking del riesgo de crédito de una determinada exposición mediante el empleo de una escala ordinal basada en letras (AAA, AA, A...), combinadas o no con números (A1, A2, etc.) y con modificadores intensificativos (+) o atenuantes (-). El principal objetivo de estas calificaciones crediticias es servir a las necesidades de los inversores de cuantificar el riesgo de la deuda que contratan.

Las Tablas 2.19 y 2.20 resume las principales equivalencias que pueden establecerse entre las calificaciones a largo y corto plazo de las agencias más importantes de rating a nivel internacional (S&P, Moody's y Fitch), desarrolladas en detalle en el Capítulo 3 de la presente Memoria.

S&P	Moody's	Fitch	Definición
AAA	Aaa	AAA	Expectativa de riesgo de crédito mínima.
AA	Aa	AA	Expectativa de riesgo de crédito muy reducida.
A	A	A	Expectativa de riesgo de crédito baja.
BBB	Baa	BBB	Expectativa de riesgo de crédito media.
BB	Ba	BB	Existe la posibilidad de que aparezca un riesgo de crédito.
B	B	B	Existe un riesgo de crédito.
CCC	Caa	CCC	Existe una posibilidad actual percibida de incumplimiento.
CC	Ca	CC	Existe un alto riesgo de incumplimiento.
C	C	C	Inminente incumplimiento o incluso existencia actual de obligaciones incumplidas.
D		DDD	Situación actual de impago, el pago de intereses y/o el reintegro del principal no se ha realizado de forma puntual. Expectativas de recuperar entre el 90%-100% del capital pendiente e intereses.
		DD	Expectativas de recuperar únicamente entre el 50%-90% del capital pendiente e intereses.
		D	Expectativas de recuperar menos del 50% del capital pendiente e intereses.

Fuente: S&P, Moody's, Fitch

Nota: Moody's aplica los modificadores numéricos 1, 2 y 3 a cada categoría genérica de calificación desde Aa hasta Caa, mientras que S&P y Fitch utilizan los signos + o - para los ratings comprendidos entre AA y CCC.

Equivalencia entre calificaciones a largo plazo de diversas agencias de rating
Tabla 2.19

Las calificaciones a largo plazo tipo BBB (S&P) y superiores se consideran “*de inversión*” y hacen referencia a posiciones estables y solventes; las calificaciones inferiores a BBB se consideran “*especulativas*” y hacen referencia a posiciones con un elevado riesgo-rentabilidad.

S&P	Moody's	Fitch ₍₂₎	Definición
A-1	Prime-1 (P-1)	F1	Capacidad de pago puntual fuerte.
A-2	Prime-2 (P-2)	F2	Capacidad de pago puntual satisfactoria.
A-3	Prime-3 (P-3)	F3	Capacidad de pago puntual adecuada.
B	Not prime (NP)	B	Capacidad de pago puntual especulativa, sensible a cambios adversos.
C		C	Capacidad de pago puntual dudosa/insuficiente.
D		D	Existencia de un alto nivel de incumplimiento o bien obligaciones actualmente incumplidas.

Fuente: S&P, Moody's, Fitch.

Equivalencia entre calificaciones a corto plazo de diversas agencias de rating

Tabla 2.20

Para determinar la categoría a la que pertenece cada posición, los modelos de rating analizan múltiples variables consideradas descriptoras de la morosidad de las empresas o de sus emisiones de deuda⁶². El modelo se basa en un seguimiento continuo de la contraparte, y en el análisis de un gran volumen de información útil para la calificación final de la empresa.

Dado el volumen de información a manejar y la necesidad de expertizaje para su estudio⁶³, existen agencias de rating especializadas a nivel internacional que llevan a cabo la calificación de empresas y emisiones de deuda (en moneda nacional y extranjera), bien por solicitud directa de las propias firmas o bien de “oficio”. Así, entre otras, destacan las calificaciones efectuadas por entidades como S&P, Moody's, Fitch o A.M. Best (esta última especializada en entidades aseguradoras).

Los criterios utilizados para el desarrollo de ratings incluyen tanto evaluaciones cualitativas sobre el riesgo de la contraparte como variables cuantitativas, muchas de ellas bajo la forma de ratios financieros. Entre los aspectos analizados se incluyen aquellos relacionados con la actividad de la compañía, su posición en el mercado, la calidad y diversificación de sus productos y/o servicios, su capacidad potencial de crecimiento, el empleo que realiza de la tecnología, la capacidad de gestión de su equipo directivo, y su estructura patrimonial y económico-financiera (vinculada al análisis de su rentabilidad, liquidez y solvencia, fundamentalmente).

Los aspectos concretos a analizar dependen en gran medida de la contraparte. En el caso de instituciones financieras, algunos ratios presentan una importancia

⁶² En ausencia del rating del prestamista, el rating otorgado a sus calificaciones más seguras de deuda puede utilizarse como variable “proxy” de la calificación del emisor, dado que sólo se producirán incumplimientos en el reembolso de la deuda si el emisor se encuentra en situación de incumplimiento (BESSIS, 2002, pág. 443).

⁶³ La presencia de analistas expertos en el sector económico y ámbito de referencia influye decisivamente en la calidad final del rating (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 136).

particular, tal como el ratio “capital/activos”, “provisiones dudoso cobro/total préstamos”, etc. (BESSIS, 2002, pág. 447). Asimismo, la validez de la información contable procedente de instituciones financieras depende de los requerimientos reguladores; si el regulador establece un control contable estricto, la información será relevante, pero si el control es laxo, la validez de la información será menor.

No obstante lo anterior, BESSIS (2002, pág. 448) proporciona un conjunto de criterios financieros aplicables a la calificación crediticia de prestatarios empresariales. Si bien estas variables ignoran aspectos cualitativos como la calidad de la gestión interna, posición en el mercado, etc., sin embargo constituyen la base para el rating de entidades basado en información pública⁶⁴ (Tabla 2.21).

Naturaleza de la variable	Indicadores	Comentarios
TAMAÑO	Activo Total Beneficios antes de intereses, impuestos y amortizaciones (EBITDA) Ingresos netos	-
RENTABILIDAD OPERATIVA	$\frac{\text{Resultado de explotación}}{\text{Activo total}}$ $\frac{\text{Resultado de explotación}}{\text{Ventas}}$	La rentabilidad operativa se calcula antes de intereses, impuestos y amortizaciones
RENTABILIDAD FINANCIERA	$\frac{\text{Resultado final (1)}}{\text{Recursos propios}}$ $\frac{\text{Ingresos netos}}{\text{Recursos propios}}$	Depende tanto del resultado de la empresa como del apalancamiento financiero de la entidad
ESTRUCTURA FINANCIERA	$\frac{\text{Pasivo exigible}}{\text{Recursos propios}}$ $\frac{\text{Deuda a largo plazo}}{\text{Recursos propios}}$ $\frac{\text{Deuda "senior"}}{\text{Deuda subordinada}}$ $\frac{\text{EBITDA}}{\text{Gasto por intereses}}$	Generalmente sólo se incluyen las deudas con entidades financieras (excluyendo obligaciones de pago con proveedores, etc.) Este ratio mide la capacidad de la empresa para hacer frente a sus compromisos de pago a partir de recursos operativos

Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 448.

Principales atributos financieros que afectan a la calificación crediticia de las empresas

Tabla 2.21 (I)

⁶⁴ La agencia S&P denominada a este tipo de calificaciones crediticias, basadas únicamente en información pública de carácter económico-financiero, “pi ratings”.

Naturaleza de la variable	Indicadores	Comentarios
CASH FLOW	Cash-flow operativo Cash-flow "libre"	EBITDA menos los fondos inmovilizados en las operaciones (cambios en inventarios y derechos de cobro menos cambios en obligaciones de pago) Cash-flow generado por las actividades de explotación de la entidad. Se calcula como el cash-flow operativo menos remuneraciones a accionistas
EFICIENCIA OPERATIVA	Inventario medio (días) Periodo medio cobro (días) Periodo medio pago (días) Ciclo neto de caja (2)	Eficiencia global de las operaciones de la entidad
APALANCAMIENTO OPERATIVO	$\frac{\text{Costes directos y variables}}{\text{Costes fijos}}$	Mide la flexibilidad de la entidad ante condiciones adversas
LIQUIDEZ	$\frac{\text{Activo circulante}}{\text{Activo total}}$ $\frac{\text{Activo circulante}}{\text{Pasivo circulante}}$ y variantes	-
VALOR DE MERCADO	$\frac{\text{Capitalización bursátil}}{\text{Valor contable recursos propios}}$ $\frac{\text{Cotización de la acción}}{\text{Valor contable de la acción}}$	Mide la evaluación que realiza el mercado respecto a la capacidad de generación de beneficios actual y futura de la entidad
VOLATILIDAD DE BENEFICIOS Y VENTAS	Volatilidad calculada mediante series temporales de ventas y beneficios	Mide el riesgo de negocio y su efecto sobre la capacidad de generación de beneficios

Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 448.

Nota: (1) El resultado final hace referencia al resultado después de intereses e impuestos.

(2) El ciclo neto de caja se calcula mediante la diferencia entre (periodo medio cobro + inventario medio)-periodo medio pago.

Principales atributos financieros que afectan a la calificación crediticia de las empresas

Tabla 2.21 (y II)

Ahora bien, la mayoría de los modelos de calificación crediticia basados en información pública no utilizan todas las variables anteriores, sino que un subgrupo de indicadores suele considerarse suficiente debido a la existencia de correlaciones. Asimismo, diversos estudios empíricos han demostrado que las variables más relevantes varían según las empresas analizadas (tamaño, sector de actividad, etc.) y según la categoría de ratings considerados (grado de inversión vs. grado especulativo) (GARAVAGLIA, 1991; KWON *et al.*, 1997; CHAVEESUK *et al.*, 1999; BEYNON, 2005).

Generalmente, las agencias realizan sus calificaciones con un horizonte a largo plazo ⁶⁵, tratando de evitar las distorsiones producidas por las distintas etapas del ciclo económico y considerando las "fuerzas y debilidades, oportunidades y riesgos" de las

⁶⁵ No obstante, la mayoría de las agencias de rating también proporcionan calificaciones a corto plazo, menos relevantes que los ratings a largo plazo.

empresas (BESSIS, 2002, pág. 444). En particular, estudios como los de CANTOR y PACKER (1995), CANTOR y MANN (2003) o AMATO y FURFINE (2004) demuestran una gran estabilidad de los ratings a lo largo de distintos ciclos económicos⁶⁶, incluso cuando las variables que los determinan pueden experimentar fluctuaciones importantes a corto plazo. Por su parte, ALTMAN y RIJKEN (2004) señalan que los ratings actúan como predictores de la insolvencia a largo plazo, al tiempo que los cambios de rating sólo se producen cuando ha tenido lugar un cambio realmente significativo de la situación de la entidad.

De esta forma, no es habitual que se produzcan cambios en los ratings a corto plazo, si bien éstos se encuentran sometidos a un proceso continuo de revisión por parte de las agencias, bien sobre una base periódica o bien ante el acontecimiento de sucesos particulares que afectan a la solvencia de la empresa (adquisiciones, fusiones, etc.)

El resultado del proceso de rating es una calificación final de la empresa analizada, expresada generalmente mediante una combinación de letras (AAA, Aaa, AA, Aa, A, etc), que indica el grado de morosidad asociado al sujeto.

Cada grado tiene asociada una determinada probabilidad de incumplimiento y severidad de las pérdidas potenciales, información que resulta de gran utilidad para la gestión eficaz del riesgo de crédito por parte de las entidades financieras, dado que el rating de los prestatarios proporciona una estimación de su potencial insolvencia.

Por lo que respecta a la información sobre probabilidades de incumplimiento proporcionada por las agencias de rating, es habitual disponer de datos acerca de las tasas anuales de incumplimiento para cada categoría de rating, tasas acumuladas de incumplimiento a lo largo del tiempo, volatilidad de las tasas de incumplimiento, matrices de transición de incumplimientos y tasas medias de recuperación en caso de incumplimiento. La importancia de estas variables para la correcta gestión del riesgo de crédito hace recomendable analizar brevemente los aspectos más significativos de cada una de ellas.

❶ *Tasas anuales de incumplimiento*

Cada rating o categoría crediticia tiene asociada una probabilidad de incumplimiento, generalmente anual, calculada como el cociente entre el número de individuos dentro del rating que han incumplido respecto al número total de individuos incluidos en la categoría (y que han permanecido dentro de ella para el periodo considerado)⁶⁷.

Las tasas de incumplimiento se aproximan a cero para las categorías más solventes, incrementándose más que proporcionalmente a medida que se analizan ratings más especulativos. De esta forma, cuanto mejor es el rating menor es la probabilidad de insolvencia y viceversa.

⁶⁶ Según LÖFFLER (2004b), esta estabilidad resulta beneficiosa para los inversores, que suelen obtener mayores rentabilidades a partir de reglas de gobierno basadas en ratings que mediante reglas de gobierno basadas en el mercado.

⁶⁷ Igualmente, en ocasiones se proporcionan tasas de incumplimiento ponderadas según la importancia del incumplimiento.

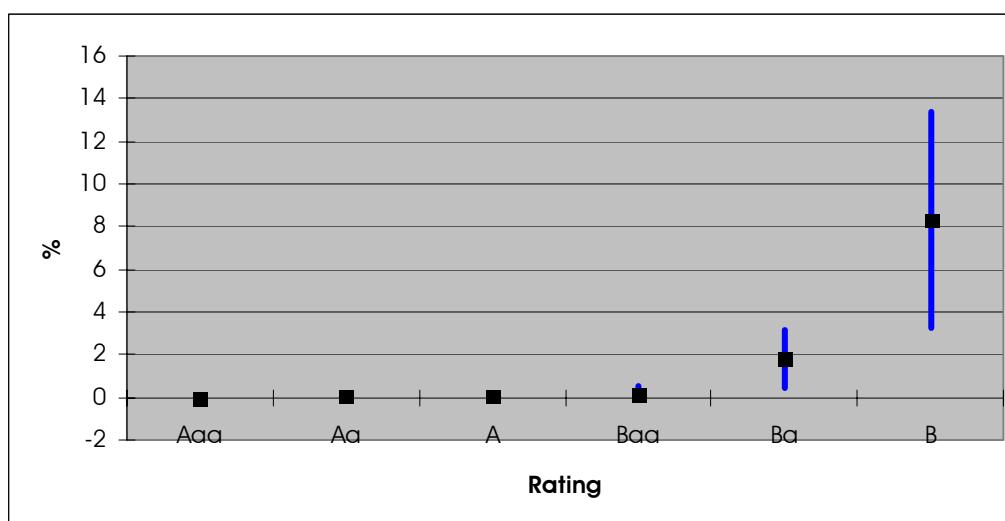
Por otra parte, las tasas de incumplimiento varían de año en año, dando lugar a la denominada “volatilidad de las tasas de incumplimiento”, observándose una relación directa entre la calidad del rating y dicha volatilidad (Tabla 2.22 y Figura 2.23).

Rating (según Moody's)	Tasa de incumplimiento media anual	Volatilidad anual de las tasas de incumplimiento (1970-1997)	Tasa de incumplimiento acumulada para 5 años	Volatilidad acumulada a 5 años de las tasas de incumplimiento (1970-1997)
Aaa	0,00%	0,00%	0,10%	0,60%
Aa	0,05%	0,12%	0,30%	0,50%
A	0,08%	0,05%	0,50%	0,70%
Baa	0,20%	0,29%	1,90%	1,40%
Ba	1,80%	1,40%	11,50%	7,40%
B	8,30%	5,03%	30,80%	12,20%

Fuente: MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002).

Nota: Los primeros cuatro ratings corresponden al grado de inversión; los últimos dos ratings corresponden al grado especulativo.

Ratings y probabilidad de incumpliendo. Agencia Moody's
Tabla 2.22



Fuente: Elaboración propia a partir de MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002).

Ratings y probabilidades anuales de incumplimiento. Agencia Moody's
Figura 2.23

Asimismo, existe una relación directa entre el rating o calificación crediticia de la entidad y el tiempo que tarda en producirse el impago (MARTÍN MARÍN *et al.*, 1999). Así, según un estudio de S&P, el número de años desde la asignación inicial del rating hasta que se produce la situación de impago varía desde una media de 8 años para empresas calificadas inicialmente como AAA hasta una media de 3 años para empresas calificadas inicialmente como CCC. Por otro lado, las empresas cuyo último rating antes del impago era de AAA no muestran incumplimientos, mientras que las

empresas cuyo último rating antes del impago era de CCC presentan incumplimientos en un horizonte temporal inferior al año (Tabla 2.23).

Rating inicial	Nº emisores fallidos	Años hasta impago	Rating antes del impago	Nº emisores fallidos	Años hasta impago
AAA	3	8,0	AAA	0	-
AA	9	7,4	AA	0	-
A	22	7,7	A	0	-
BBB	33	6,3	BBB	6	1,5
BB	143	5,0	BB	21	3,1
B	220	3,7	B	185	2,0
CCC	36	3,0	CCC	254	0,7

Fuente: MARTÍN MARÍN *et al.* (1999), pág. 62 y STANDARD & POOR'S (1997).

Relación entre ratings y número de años antes del impago (S&P)

Tabla 2.23

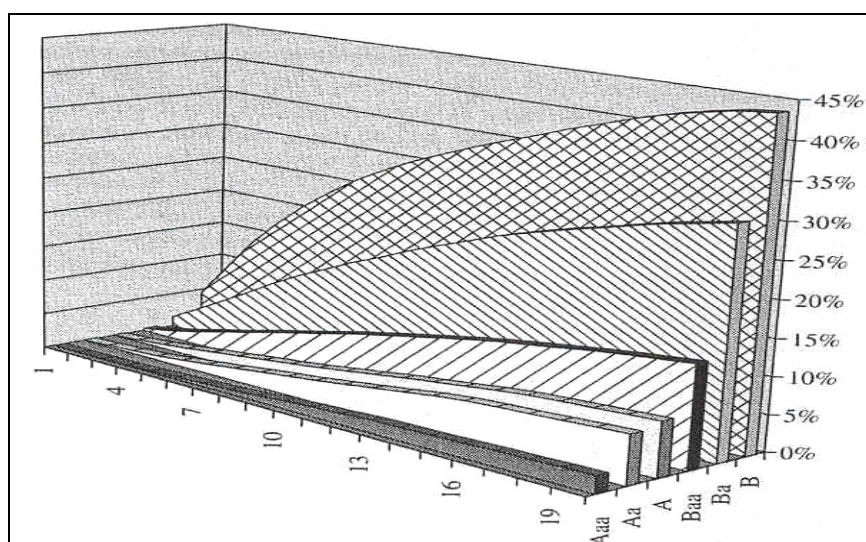
Por último, las entidades financieras deben prestar una atención especial a sus propios ratings, que representan su propia solvencia respecto a la devolución de aportaciones realizadas por los clientes.

② Tasas acumuladas de incumplimiento

Las tasas o probabilidades de incumplimiento pueden acumularse a lo largo del tiempo, incrementándose a medida que avanza el horizonte temporal; de esta forma, cuanto más largo es el periodo observado, mayor es la probabilidad de que se produzca un incumplimiento.

El crecimiento de las tasas acumuladas de incumplimiento no es proporcional; para los ratings menos solventes, las tasas acumuladas se incrementan menos que proporcionalmente a lo largo del tiempo, mientras que para los ratings más solventes se incrementan más que proporcionalmente. De esta forma, los prestatarios con mayor riesgo asociado mejoran su situación si sobreviven durante un periodo largo de tiempo, mientras que los prestatarios con menor riesgo inicial ven empeorada su situación a medida que avanza el horizonte temporal (Figura 2.24).

Esta información resulta de gran utilidad para la gestión a largo plazo de las carteras de riesgo de crédito de las entidades financieras (dotación de provisiones por insolvencias, etc), así como para valorar las pérdidas esperadas e inesperadas que de ellas se derivan (BESSIS, 2002, págs. 453-454).



Fuente: Adaptado de Moody's Investor Service. Enero 2000

Tasas medias acumuladas de incumplimiento para el periodo 1920-1999. Agencia Moody's
Figura 2.24

③ Volatilidad de las tasas de incumplimiento

Las tasas de incumplimiento son inestables a lo largo del tiempo, experimentando una volatilidad histórica que se puede calcular mediante la desviación típica de la serie temporal de probabilidades de incumplimiento.

Con carácter general, la volatilidad se incrementa a medida que el rating decrece, esto es, las calificaciones menos solventes son las que presentan mayor volatilidad histórica (Tabla 2.24). Si la volatilidad es alta, la probabilidad de que se produzcan desviaciones con respecto a la probabilidad media de incumplimiento es significativa, lo que debe tenerse en cuenta a la hora de desarrollar modelos de gestión del riesgo de crédito.

Asimismo, la volatilidad proporciona una forma sencilla para medir las pérdidas inesperadas de las carteras de posiciones, a través de las desviaciones típicas observadas en las probabilidades de incumplimiento⁶⁸.

	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa-C
Media	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,90%	21,34%
Mediana	0,00%	0,03%	0,03%	0,01%	0,18%	6,75%	24,36%
Máximo	0,00%	0,80%	0,80%	0,35%	1,89%	24,00%	67,50%

Fuente: Moody's Investors Service. Enero 2000.

Volatilidad estadística de la probabilidad de incumplimiento. Agencia Moody's
(1970-1999)
Tabla 2.24

⁶⁸ Por el contrario, la pérdida esperada es proporcional a la tasa media de incumplimiento.

Por último, a partir de la volatilidad de las probabilidades de incumplimiento puede analizarse la correlación existente entre los prestatarios incluidos en cada categoría de rating. Así, el modelo Credit Metrics®, desarrollado por la banca estadounidense J.P. Morgan, proporciona una ecuación sencilla que relaciona ambas variables, a partir de la hipótesis de que cuanto mayor es la correlación ρ mayor es la volatilidad de la tasa de incumplimiento, dado que el incumplimiento de una posición arrastra a otras; sea ρ la correlación media para valores elevados de N , siendo N el total de individuos cubiertos por una determinada categoría de rating, d la probabilidad media de incumplimiento a lo largo de los años, y σ la desviación típica de las tasas de incumplimiento, observada de año en año, entonces:

$$\rho = N \left\{ \left[\sigma^2 / (d - d^2) \right] - 1 \right\} / (N - 1).$$

④ *Matrices de transición de incumplimientos*

Las tasas o probabilidades de incumplimiento asociadas a cada categoría de rating informan de la probabilidad estimada de incumplimiento de una posición respecto al plazo de un año⁶⁹, si bien para análisis temporales a largo plazo deben analizarse las tasas previstas de migración de calificaciones, incluidas en las denominadas *matrices de transición*, que resultan indicativas de la probabilidad de que el rating mejore o empeore transcurrido un determinado periodo de tiempo (generalmente 1, 2 ó 5 años).

De esta forma, la matriz de transición puede definirse como una matriz de probabilidades, donde cada celda representa la probabilidad de cambio de una categoría crediticia a otra (incluyendo la situación de impago) durante un periodo determinado (MARTÍN MARÍN *et al.*, 1999, pág. 62). La construcción de la matriz implica tabular información histórica sobre la variabilidad en los ratings asignados a un conjunto de empresas o activos durante un determinado horizonte temporal.

Lógicamente, la mayoría de las migraciones se producen entre las clases más próximas entre sí, por lo que existe una concentración de las tasas de migración a lo largo de la diagonal principal de la matriz. Respecto a las migraciones más alejadas (migraciones “*raras*”), un estudio detallado puede consultarse en CHRISTENSEN *et al.* (2004), quienes observan que, en el caso que dichos cambios supongan una reducción del rating original, la probabilidad de incumplimiento de la entidad resulta significativamente superior a la media asignada a la calificación crediticia de destino.

Las Tablas 2.25 y 2.26 recogen las matrices de transición para los ratings de la agencia Moody’s (ejercicio 1999 y media anual para el periodo 1970-2001).

⁶⁹ Asimismo, las agencias de rating también pueden proporcionar las denominadas “*probabilidades de incumplimiento marginales*” (“*marginal default rate*”), calculadas entre dos fechas t y $t+1$ que no tienen por qué corresponden a un periodo anual.

RATING INICIAL	RATING FINAL									
	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa-C	Incumpl.	W (1)	Total
Aaa	95,41%	2,75%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,83%	100,00%
Aa	1,99%	88,05%	5,38%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,58%	100,00%
A	0,00%	2,28%	89,02%	5,87%	0,11%	0,33%	0,00%	0,00%	2,39%	100,00%
Baa	0,12%	0,36%	4,79%	86,11%	5,27%	1,08%	0,00%	0,00%	2,16%	100,00%
Ba	0,00%	0,14%	0,29%	7,07%	74,46%	9,38%	0,87%	0,87%	6,78%	100,00%
B	0,00%	0,00%	0,23%	0,35%	3,95%	77,24%	6,50%	6,50%	6,27%	100,00%
Caa-C	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,26%	70,33%	17,88%	5,74%	100,00%

Fuente: Moody's Investors Service. Enero 2000.

Notas: (1) W recoge el porcentaje de firmas con rating al principio pero no al final del periodo.

(2) Las tasas de migración corresponden al ejercicio 1999, calculándose como el cociente entre la frecuencia de transición entre las clases y el total de firmas incluidas en la clase de partida.

(3) El estado "incump." o incumplimiento constituye el extremo inferior de la escala de calificaciones; una vez que la empresa entra en él no existe transición hacia otra categoría de rating.

Matriz de transición de ratings de empresas. Agencia Moody's (1999)

Tabla 2.25

RATING INICIAL	RATING FINAL									
	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa-C	Incumpl.	W (1)	Total
Aaa	89,09%	7,15%	0,79%	0,00%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%	2,94%	100,00%
Aa	1,17%	88,00%	7,44%	0,27%	0,08%	0,01%	0,00%	0,02%	3,01%	100,00%
A	0,05%	2,41%	89,01%	4,68%	0,49%	0,12%	0,01%	0,01%	3,21%	100,00%
Baa	0,05%	0,25%	5,20%	84,55%	4,51%	0,69%	0,09%	0,15%	4,51%	100,00%
Ba	0,02%	0,04%	0,47%	5,17%	74,35%	6,23%	0,42%	1,19%	7,11%	100,00%
B	0,01%	0,02%	0,13%	0,38%	6,24%	77,82%	2,40%	6,34%	6,67%	100,00%
Caa-C	0,00%	0,00%	0,00%	0,57%	1,47%	3,81%	62,90%	23,69%	7,56%	100,00%

Fuente: MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002).

Notas: (1) W recoge el porcentaje de firmas con rating al principio pero no al final del periodo.

(2) Las tasas de migración corresponden a la media anual para el periodo 1970-2001, calculándose como el cociente entre la frecuencia de transición entre las clases y el total de firmas incluidas en la clase de partida.

(3) El estado "incump." o incumplimiento constituye el extremo inferior de la escala de calificaciones; una vez que la empresa entra en él no existe transición hacia otra categoría de rating.

Matriz de transición de ratings de empresas. Agencia Moody's (1970-2001)

Tabla 2.26

Como puede observarse, la probabilidad histórica media de incumplimiento (Tabla 2.26) resulta ligeramente superior a la probabilidad de incumplimiento observada para el ejercicio 1999 (Tabla 2.25), observándose también una mayor

probabilidad de transición entre ratings. De esta forma, en los últimos años parece estar incrementándose la estabilidad de las calificaciones otorgadas por la agencia analizada.

Así, la etapa del ciclo económico puede influir sobre las probabilidades de transición entre categorías (BLUME *et al.*, 1998; NICKELL *et al.*, 2000; BANGIA *et al.*, 2002), si bien no existe pleno consenso en este punto (CANTOR y MANN, 2003; AMATO y FURFINE, 2004).

Si bien las matrices de migración a corto plazo de las principales agencias de rating (Moody's, S&P, Fitch) y de estudios empíricos que las emulan (ALTMAN y KAO, 1987; 1992a; 1992b) resultan bastantes similares, el análisis de periodos de tiempo más dilatados suele revelar diferencias significativas (ALTMAN, 1998), debidas a un conjunto de factores relevantes que deben considerarse a la hora de seleccionar la matriz más adecuada para la gestión del riesgo de crédito de la entidad (MARTÍN MARÍN *et al.*, 1999, págs. 64-67):

- *Periodo temporal considerado:* Las modificaciones de ratings pueden haberse visto afectadas por el ciclo económico, de forma que aunque en ocasiones las subidas ("upgrades") superan a las bajadas ("downgrades"), como en el caso de la década de los años 70 del siglo XX, en otros momentos, las bajadas superan a las subidas (como en la década de los años 80 y primera mitad de los años 90 del siglo XX). De esta forma, el periodo temporal que contemple la matriz resulta decisivo para comprender la distribución de las transiciones entre categorías.
- *Tipos de emisiones consideradas:* Mientras que las agencias de rating suelen analizar el rating corporativo de los emisores, estudios empíricos como los de ALTMAN y KAO (1987; 1992a; 1992b) analizan la calificación de emisiones particulares, con el consiguiente riesgo de correlaciones entre activos del mismo emisor.
- *Definición de la muestra inicial:* Las matrices de transición pueden utilizar como muestra inicial de calificaciones los denominados "fondos estáticos" ("static pools"), esto es, todos los calificados en la fecha considerada (con independencia del momento en que se hubiera concedido dicha calificación), o bien considerar únicamente las nuevas emisiones.
- *Tratamiento de las calificaciones abandonadas:* Mientras que las agencias de rating consideran la presencia de tasas de abandono en la muestra (firmas con rating al inicio pero no al final del periodo), estudios empíricos como los de ALTMAN y KAO (1987; 1992a; 1992b) consideran las calificaciones abandonadas como una continuidad del rating asociado al bono o emisor al inicio del año.

Por otra parte, si las matrices hacen referencia a transiciones durante periodos plurianuales, resulta de utilidad calcular la volatilidad observada para cada transición, observándose una mayor volatilidad para los ratings menos seguros (NICKELL *et al.*, 2000, págs. 208-209). En este sentido, a medida que se incrementa el periodo analizado aumenta la probabilidad de que una determinada posición cambie de rating. JAFRY y SCHUERMANN (2004) observan, efectivamente, que los valores incluidos en las matrices de transición se han incrementado progresivamente desde mediados de la década de los años 90 del siglo XX.

La modificación del rating de una posición genera efectos inmediatos sobre la rentabilidad ajustada al riesgo (RaRoC) de la entidad que la posee, así como sobre el precio del activo en el mercado (ALTMAN y KISHORE, 1997; CARTY y LIEBERMAN, 1996). Por otro lado, las migraciones generan cambios en la política de tolerancia al riesgo de la entidad, que puede encontrarse con que la calidad crediticia de su cartera no se ajusta a los estándares inicialmente establecidos (ALTMAN, 1998). Asimismo, la presencia de tasas elevadas de migración incrementa la propensión al uso de derivados para la cobertura del riesgo de crédito (ALTMAN y KISHORE, 1996b).

Puede añadirse también que los cambios en el rating de las emisiones afectan directamente al precio de mercado de los títulos y viceversa. Así, se ha observado que en los meses previos al cambio los precios aumentan o disminuyen, anticipándose a la modificación (NORDEN y WEBER, 2004). Igualmente, en el momento del cambio tienen lugar movimientos estadísticamente significativos de los precios (CANTOR, 2004), que son mayores ante empeoramientos que ante mejoras de las calificaciones (HULL *et al.*, 2004; NORDEN y WEBER, 2004).

5 Tasas medias de recuperación en caso de incumplimiento

Las agencias de rating también proporcionan estadísticas acerca de las tasas medias de recuperación, en caso de incumplimiento, asociadas con cada categoría de rating. Estas tasas se calculan principalmente para bonos, y relacionan el precio de los títulos después y antes del incumplimiento.

Las tasas de recuperación varían para cada categoría de activos, siendo mayores para los activos más antiguos ("senior") e inferiores para los activos más jóvenes ("junior") (Tabla 2.27). Asimismo, suele existir una relación directa entre las tasas de recuperación y las condiciones económicas (BESSIS, 2002, pág. 455), y entre las tasas de recuperación y la existencia de distintos tipos de garantías.

Tipo de instrumento / exposición (Moody's, año 2000)	Tasa de recuperación
Préstamos asegurados "senior"	70%
Bonos asegurados "senior"	52%
Bonos asegurados "senior"	49%
Bonos subordinados	33%
Tipo de instrumento / exposición (Moody's y S&P, 1982-2001)	Tasa de recuperación
Créditos bancarios asegurados "senior"	64%
Créditos bancarios no asegurados "senior"	48%
Certificados de deuda "Equipment Trust"	66%
Bonos asegurados "senior"	53%
Bonos no asegurados "senior"	40%
Bonos subordinados "senior"	32%
Bonos subordinados	31%
Bonos subordinarios "junior"	22%

Fuente: MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002).

Nota: Precio base = 100.

Los autores combinan datos de Standard & Poor's y Moody's.

Tasas de recuperación según antigüedad de la emisión y tipo de deuda
Tabla 2.27

Por su parte, las tasas de recuperación varían de forma inversa con el nivel de seguridad de la deuda (AAA, AA, A, etc.), siendo mayores para los rating más elevados (Tabla 2.28).

Rating	Nº de emisiones	Precio medio	Precio medio ponderado	Mediana	Desviación típica	Precio mínimo	Precio máximo
AAA	7	68,34	76,99	71,88	20,82	32,00	97,00
AA	20	59,69	76,52	54,25	24,59	17,80	99,88
A	56	60,63	47,59	61,32	25,53	10,50	100,00
BBB	81	49,42	50,27	50,00	23,70	10,00	103,00
BB	67	38,76	39,15	33,52	23,38	1,00	98,75
B	374	36,59	35,34	33,30	35,34	0,50	112,00
CCC	115	37,65	33,93	29,61	33,93	1,00	103,25
Total	720	42,35	39,78	36,69	39,78	0,50	112,00

Fuente: Adaptado de ALTMAN y KISHORE (1997) y MARTÍN MARÍN *et al.* (1999), pág. 70.

Nota: Precio base=100.

Los autores combinan datos de Standard & Poor's y Moody's.

Tasas de recuperación según rating original (1971-1996)
Tabla 2.28

Las tasas medias de recuperación constituyen un determinante directo de la severidad de las pérdidas dado el incumplimiento, por lo que son explícitamente consideradas en el Nuevo Acuerdo de Basilea (CSBB, 2004b).

Finalmente, pueden comentarse los distintos tipos de ratings otorgados por las agencias de calificación crediticias:

- *Ratings privados versus públicos.* Mientras que los ratings privados hacen referencia a agentes económicos privados, los ratings públicos se refieren principalmente a la calificación crediticia del riesgo-país (riesgo soberano), riesgo de la deuda pública, riesgo de las distintas entidades públicas y riesgo de la moneda local.
- *Ratings a corto plazo versus a largo plazo,* según que la calificación se refiera a una proyección a corto o largo plazo de las actividades de la entidad.
- *Ratings de emisores versus ratings de emisiones,* según que la calificación haga referencia a la calidad crediticia de la entidad emisora o que incorpore detalles particulares de cada emisión (garantías, plazo, etc.)

El empleo de ratings externos permite a las entidades financieras la diferenciación de sus clientes, así como el seguimiento de su evolución a lo largo del tiempo. Esto deriva en una mejor gestión del riesgo de crédito respecto a otros modelos clásicos, dado que facilita la comparación entre clientes y su análisis a lo largo del tiempo, a la vez que no requiere la existencia de relaciones previas entre prestamista y prestatario (a diferencia del modelo relacional, por ejemplo).

Entre los principales inconvenientes de esta técnica destaca su elevado coste, especialmente si no existen rating públicos del prestatario, lo que limita su empleo a grandes acreditados y a operaciones importantes.

Asimismo, los ratings informan de la calidad crediticia de cada exposición, si bien no permiten cuantificar el riesgo de crédito vinculado a la cartera total de la entidad, que depende de variables como el número de prestatarios, las discrepancias en tamaño entre las exposiciones y la diversificación entre los tipos de acreedores, sectores económicos y países de procedencia (BESSIS, 2002, pág. 15).

En los últimos años se está planteando la formulación de *modelos internos de rating* por parte de las entidades financieras que, mediante el empleo de nuevas metodologías emergentes, se adapten a las características propias de cada entidad para conseguir una gestión optimizada de su cartera de clientes (apartado 2.2.2.3.5). Dichos modelos internos deberían asociarse a las escalas empleadas por las agencias externas, a fin de utilizar las probabilidades de incumplimiento históricas de las agencias de rating para la gestión del riesgo de crédito de las entidades financieras (BESSIS, 2002, pág. 443), tal como propone el enfoque IRB (*“Internal Ratings-Based”*) contemplado en el Nuevo Acuerdo de Basilea de 2004.

Finalmente, un desarrollo avanzado de la problemática derivada de los modelos de rating puede consultarse en el Capítulo 3.

2.2.2.3. Propuestas emergentes

Si bien es cierto que las técnicas tradicionales de gestión del riesgo de crédito continúan siendo utilizadas por las entidades financieras, en los últimos años han aparecido modelos más complejos que, mediante el análisis cuantitativo avanzado de los prestatarios, permiten suplir la mayoría de los déficits observados en los modelos clásicos ante el nuevo entorno económico-financiero. Asimismo, muchos de estos modelos integran las cuatro etapas previstas en el esquema *“building blocks”*, si bien la fase crítica continua siendo la medición individual de riesgos.

En un primer momento, el objetivo principal del prestamista era la concesión de buenos préstamos, que se reembolsasen con los mínimos problemas a su vencimiento. Bajo esta perspectiva, los modelos cualitativos (relacional y económico-financiero) proporcionaban un marco de gestión adecuado.

Posteriormente, el prestamista centró su atención en determinar la estructura y calidad de su cartera de préstamos, planteándose modelos cuantitativos como el *“credit scoring”* y el *“rating”* externo, que facilitaban la comparación entre prestamistas y operaciones (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 138).

Últimamente, el interés de los gestores se había centrado en vincular la rentabilidad de la cartera al riesgo de la misma, para lo que se precisaba información sobre la política crediticia de la entidad y las cifras globales de rentabilidad de los activos, al objeto de establecer primas de riesgo superiores para las posiciones que generaban menor rentabilidad.

Ahora bien, en el momento actual los mercados no permiten establecer primas de riesgo diferentes a las del riesgo real de la contraparte, ni garantías complementarias que cubran el diferencial de rentabilidad, por lo que los gestores

consideran el establecimiento de modelos que permitan la fijación de precios en función de los riesgos reales asumidos, dando lugar a los denominados modelos RaRoC ("*Risk adjusted Return on Capital*") (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002).

Por otra parte, el actual entorno económico, caracterizado por una mayor incertidumbre y volatilidad de los mercados, ha incrementado los niveles de riesgo presentes en el negocio bancario, requiriendo una mejora en los sistemas de medición y control del conjunto de riesgos financieros y, en particular, del riesgo de crédito.

Estos nuevos desarrollos se centran en la estimación del nivel de riesgo real de la contraparte de cada operación crediticia, a través del análisis del binomio "riesgo-rentabilidad" tal como se contempla en el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (Basilea II), y su posterior integración en la cartera global de la entidad.

Con carácter general, estos nuevos modelos pueden clasificarse en dos grandes grupos, según la definición conceptual de pérdida de crédito que utilicen (CSBB, 1999a, págs. 17-26):

❶ *Modelos "Default Mode" (DM)*: En estos modelos, la pérdida de crédito tiene lugar únicamente si el prestatario resulta fallido dentro del horizonte de tiempo considerado, definiéndose como la diferencia entre la exposición de crédito (cantidad prestada en el momento del incumplimiento) y el valor presente neto de las futuras percepciones (pagos realizados por el prestatario deducidos los gastos de gestión).

Los valores actuales y futuros de los instrumentos de crédito se calculan a partir de la consideración del posible "*cumplimiento-incumplimiento*", representando los valores actuales el valor en libros de la posición, mientras que el valor futuro depende de la situación final del prestatario:

- Si no se produce el incumplimiento, el valor futuro se mide mediante el valor en libros de la exposición de crédito al final de horizonte temporal, ajustado a partir de las devoluciones de principal realizadas durante el periodo.
- Si se produce el incumplimiento, el valor futuro se define a partir de la tasa de recuperación o diferencia entre 1 y la tasa de pérdida dado el incumplimiento ($\overline{LGD}$); así, cuanto menor es la $\overline{LGD}$, mayor es la tasa de recuperación dado el incumplimiento.

De esta forma, en el momento inicial del horizonte de planificación se conocen los valores actuales de las posiciones pero no sus valores futuros, por lo que los modelos DM necesitan estimar tres variables fundamentales para cada exposición individual al riesgo de crédito: (1) la exposición al riesgo de crédito, si ésta no se conoce con certeza⁷⁰; (2) un indicador cero/uno que denote si la exposición entra en incumplimiento durante el horizonte de planificación; y (3) si se produce el incumplimiento, la $\overline{LGD}$ asociada.

A partir de estas variables, el gestor lleva a cabo la estimación de las pérdidas de crédito esperadas de una cartera de N exposiciones ("*expected credit loss*" o ECL)⁷¹ y

⁷⁰ Para determinados tipos de instrumentos financieros, como derivados o líneas de crédito, puede no conocerse con certeza el valor de la exposición crediticia respecto al horizonte de planificación.

⁷¹ Con carácter general las funciones de pérdidas de crédito son marcadamente no normales y leptocúrticas, lo que dificulta el modelado de las pérdidas derivadas de las exposiciones individuales (CSBB, 1999a, págs. 26-27).

de las pérdidas de crédito inesperadas (“*unexpected credit loss*” o UCL) derivadas de la desviación típica (σ) de la variable anterior⁷², como sigue:

$$ECL = \sum_{i=1}^N PD_i EAD_i \overline{LGD}_i ,$$

$$\sigma = \sum_{i=1}^N \sigma_i \rho_i ,$$

$$\sigma_i = EAD_i \sqrt{PD_i(1 - PD_i) \overline{LGD}_i^2 + PD_i VOL_i^2} ,^{73}$$

donde para la exposición i -ésima $\overline{LGD}_i$ es la tasa esperada de pérdidas dado el incumplimiento, PD_i es la probabilidad esperada de incumplimiento de la exposición, EAD_i es el valor esperado de la exposición crediticia al final del horizonte temporal, ρ_i es la correlación entre las pérdidas de crédito de la i -ésima exposición y la del conjunto de la cartera y VOL_i es la desviación estándar de la LGD de cada exposición.

En particular, la estimación de la probabilidad de incumplimiento de cada posición durante el periodo de tiempo analizado o EDF resulta especialmente crítica, siendo habitual el empleo de modelos internos de calificación referenciados a escalas de rating conocidas, como las proporcionadas por S&P o Moody’s (CSBB, 1999a, pág. 19). La probabilidad de incumplimiento asociada con cada categoría puede interpretarse como su EDF asociado (Figura 2.24).

Los modelos RAROC propuestos por el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea responden en su mayoría a la filosofía “Default Mode” previamente comentada.

❷ Modelos “Mark-to-Market” (MTM):

Para los modelos MTM, la pérdida de crédito acontece en presencia de un deterioro de la calidad del crédito que le aproxime a la situación de incumplimiento. De esta forma, el problema deja de ser binario (“*cumplimiento*” vs. “*incumplimiento*”) para considerar todos los posibles deterioros en el valor de mercado del activo respecto a su valor actual.

A efectos de gestión, estos modelos consideran no sólo la distancia de la posición al incumplimiento, sino todas las probabilidades de migración de los ratings respecto a calificaciones menos solventes. Así, a partir de la matriz de transición de ratings (Tabla 2.29), deben aplicarse métodos Monte Carlo – Markov Chains (MCMC) para simular las potenciales alternativas de evolución de cada exposición.

En particular, destacan dos tipos de propuestas alternativas para modelizar el valor actual y futuro de los instrumentos de crédito bajo este enfoque:

- ✓ Propuesta basada en los flujos de caja contractuales descontados (“*discounted contractual cash flow approach*” o DCCF): Utilizada en el modelo CreditMetrics® de la J.P. Morgan, calcula el valor actual de un crédito no fallido como el valor actual descontado de sus flujos de caja contractuales futuros; el rating asociado

⁷² Generalmente la UCL se define mediante un determinado cuantil de la distribución de ECL (CSBB, 1999a, pág. 19).

⁷³ Bajo las hipótesis de que el valor de cada exposición es conocido con certeza, los incumplimientos y las $\overline{LGD}$ s de los clientes son independientes entre sí y de que las $\overline{LGD}$ s son independientes entre los prestatarios.

a cada posición determina su riesgo inherente y, de esta forma, la tasa de descuento a utilizar.

En el caso de créditos fallidos, el valor actual de un crédito se ajusta mediante su producto por la diferencia entre 1 y la tasa de pérdida dado el incumplimiento (LGD).

El principal inconveniente de esta propuesta radica en su ausencia de adaptación a la moderna Teoría Financiera, pues asigna la misma tasa de descuento para los créditos con idéntico rating, con independencia de su tasa esperada de recuperación en caso de incumplimiento.

- ✓ Propuesta basada en la valoración neutral al riesgo (*"risk-neutral valuation approach"* o RNV): Para superar las limitaciones comentadas, la propuesta RNV considera un modelo estructural del valor de la empresa y su posibilidad de insolvencia, basado en el trabajo de Robert Merton.

Así, se considera que una empresa entra en situación de incumplimiento cuando el valor de sus activos subyacentes cae por debajo del nivel necesario para mantener su nivel de endeudamiento. Para ello, en lugar de descontar los flujos de pagos contractuales, el modelo RNV descuenta flujos de pagos contingentes. De esta manera, si un pago debe realizarse contractualmente en una fecha t , el pago recibido coincidirá con el pago contractual sólo si el prestatario no ha incumplido a tal fecha; por el contrario, si se produce el incumplimiento en el momento t , el prestamista recibirá una porción del valor actual del préstamo igual a $1-LGD$; finalmente, si el incumplimiento tiene lugar antes de t , el prestamista no recibirá nada. La tasa de descuento aplicada se determina utilizando la tasa de interés libre de riesgo del mercado.

De esta forma, el préstamo puede contemplarse como un conjunto de derivados respecto al valor subyacente de los activos del prestatario, de tal forma que el valor actual del préstamo coincide con la suma de los valores actuales de tales derivados. Esta alternativa es utilizada por múltiples modelos de gestión del riesgo de crédito para instrumentos financieros, entre los que destacan el KMV Portfolio Manager® o el KPMG Loan Analysis System®.

%		Rating futuro estimado (horizonte temporal = 1 año)							
Rating actual		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Fallido
	AAA	87,84	10,93	0,45	0,63	0,12	0,10	0,02	0,02
	AA	0,84	88,23	7,47	2,16	1,11	0,13	0,05	0,02
	A	0,27	1,59	89,05	7,40	1,48	0,13	0,06	0,03
	BBB	1,84	1,89	5,00	84,21	6,51	0,32	0,16	0,07
	BB	0,08	2,91	3,29	5,53	74,68	8,05	4,14	1,32
	B	0,21	0,36	9,25	8,29	2,31	63,89	10,13	5,58
	CCC	0,06	0,25	1,85	2,06	12,34	24,86	39,97	18,60

Fuente: Adaptado de GUPTON et al. (1997), pág. 76.

Matriz de transición de ratings crediticios según el modelo CreditMetrics®
Tabla 2.29

La comparación entre los modelos DM y MTM es compleja, y la selección de uno u otro depende de la relación entre la respuesta del modelo y su posterior aplicación; en este sentido, para entidades que utilicen modelos de riesgo de crédito como medida de desempeño asociada a carteras a medio y largo plazo, los modelos DM resultan suficientemente válidos; por el contrario, para la gestión de carteras más líquidas se recomienda el empleo de modelo MTM.

Por otra parte, los modelos emergentes de gestión del riesgo de crédito pueden clasificarse atendiendo a la información que incorporan, como sigue:

- *Modelos no condicionales*, que analizan información limitada al propio prestatario y a las características de la operación. En este grupo se incluyen los modelos CreditMetrics® y CreditRisk+®, entre otros.
- *Modelos condicionales*, que incluyen adicionalmente información relativa al estado de la economía, tales como los niveles y tendencias del empleo nacional e internacional, inflación, cotizaciones bursátiles, tipos de interés o indicadores sectoriales. Pertenecen a este grupo los modelos CreditPortfolio View® y KMV PortfolioManager®.

Por último, en la gestión del riesgo de crédito es necesario considerar la existencia de correlaciones entre los factores que afectan a la capacidad crediticia de los prestatarios y, en particular, entre las tasas de migración incluidas en las matrices de ratings (CSBB, 1999a, págs. 31-32). Dichas correlaciones pueden tratarse mediante dos propuestas diferenciadas:

- *Modelos estructurales* (“*structural models*”): Utilizados en metodologías como CreditMetrics®, CreditGrades® y KMV PortfolioManager®, asumen la existencia de algún modelo microeconómico específico que determina las migraciones entre ratings; así, se considera la existencia de un *factor de riesgo de migración* (“*migration risk factor*”) causante de los cambios (caída de algún ratio contable por debajo de un umbral determinado, etc.), por lo que la correlación entre los cambios de rating puede aproximarse mediante la correlación entre los factores de riesgo.

- *Modelos de forma reducida* (“*reduced-form models*”): Empleados por metodologías como CreditRisk+® y CreditPortfolio View®, asumen la existencia de una relación funcional particular entre la matriz esperada de migraciones de rating para los prestatarios y un conjunto de factores generales o del entorno (“*background factors*”), relativos a indicadores macroeconómicos.

Además, recientemente se han propuesto los denominados “*modelos de barrera de incumplimiento*” que consideran que el índice de incumplimiento sigue un proceso de difusión relacionado con la ecuación diferencial de *Fokker-Planck*.

A continuación se resumen algunos de los modelos emergentes más importantes, distinguiendo entre los modelos básicos, que recogen las principales aportaciones en el ámbito de la gestión integral del riesgo de crédito, y los modelos *Credit VaR*, que combinan distintas propuestas mediante metodologías de Valor en Riesgo.

2.2.2.3.1. Modelos emergentes básicos

En los últimos años se han desarrollado nuevos modelos para la evaluación del riesgo de crédito asociado, principalmente, con instrumentos financieros y empresas. Entre ellos destacan de forma particular los cuatro grupos de metodologías comentados a continuación:

- El diferencial o prima de crédito.
- Los modelos simples de cálculo de las probabilidades de incumplimiento:
 - Modelo del precio de los bonos.
 - Aplicación de datos históricos sobre bonos.
- Los modelos estructurales.
- Los modelos de forma reducida.

2.2.2.3.1.1. El diferencial o prima de crédito

El diferencial o prima de crédito ("*credit spread*") constituye un elemento básico para estimar y valorar el riesgo de crédito durante un periodo de tiempo T .

El diferencial de crédito puede definirse como la diferencia entre el tipo de interés que paga hoy (instante cero) un bono cupón cero con riesgo de crédito $R(T)$ y el que paga un bono cupón cero libre de riesgo⁷⁴ $r(T)$, teniendo ambos el plazo de vencimiento T . Desde el punto de vista matemático se tiene que⁷⁵:

$$s(T) = R(T) - r(T)$$

El diferencial de crédito suele utilizarse para medir la compensación que los inversores demandan debido a tres tipos de riesgos: (1) riesgo de incumplimiento; (2) riesgo de migración negativa; y (3) pérdidas en el evento de fallido.

De acuerdo con BIERMAN y HASS (1975) y PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA (2002), en ausencia de oportunidades de arbitraje y en mercados sin fricciones, para un bono cupón cero de valor nominal C que vence dentro de un periodo de tiempo ($T=1$), con capitalización discreta, se tiene que:

$$\frac{C}{1+r+s} = \frac{qCz + (1-q)C}{1+r} = \frac{C}{1+r} - \frac{Cq(1-z)}{1+r},$$

donde r es el tipo de interés sin riesgo, s es el diferencial de crédito, q es la probabilidad de incumplimiento y z es la tasa de recuperación. Según esta ecuación, el valor actual de un bono con riesgo de incumplimiento es igual al valor de un bono libre de riesgo menos el valor actual del coste de incumplimiento.

A partir de la ecuación anterior, la prima de crédito puede relacionarse directamente y de forma positiva con el tipo de interés libre de riesgo, la probabilidad de incumplimiento y la tasa de recuperación:

$$s = \frac{(1+r)(1-z)q}{1-(1-z)q}.$$

⁷⁴ Generalmente se toma como referencia la deuda pública.

⁷⁵ Se prescinde de la posible influencia de los impuestos, variaciones bruscas en el valor de la empresa, liquidez o factores de riesgo de mercado.

De esta forma, si la tasa de recuperación es cero, la relación entre s y q es sencilla y de carácter no lineal:

$$q = \frac{s}{1 + s + r},$$

es decir, si los tipos de riesgo no varían y se produce un incremento de los tipos de interés sin riesgo, la probabilidad de incumplimiento disminuye.

A partir de las ecuaciones anteriores, puede definirse la pérdida media esperada ("*expected loss*" o EL) por riesgo de crédito a través de la expresión conocida:

$$EL = C \times (1 - z) \times q,$$

siendo C una estimación del tamaño de la exposición, z la tasa de recuperación esperada y q la probabilidad de incumplimiento estimada.

Si la tasa de recuperación es fija e independiente de la distribución de probabilidades de incumplimiento, en un modelo simple de dos estados ("fallido", "no fallido"), la probabilidad de incumplimiento puede aproximarse de la siguiente forma:

$$\sigma = \sqrt{q(1 - q)},$$

estimándose la pérdida inesperada ("*unexpected loss*" o UL) mediante la expresión:

$$UL = C \times (1 - z) \times \sigma.$$

Finalmente, si se considera la posibilidad de capitalización continua para un horizonte T , denotando las variables como $S(T)$, $r(T)$, $q(T)$ y $z(T)$, las expresiones anteriores pueden reformularse como sigue:

$$\begin{aligned} Ce^{-[r(T)+s(T)]T} &= (q(T)Cz(T) + (1 - q(T))C)e^{-[r(T)]T} = Ce^{-[r(T)]T} - Ce^{-[r(T)]T}q(T)(1 - z(T)) = \\ &= Ce^{-[r(T)]T}q(T)(1 - z(T)) \end{aligned},$$

que puede interpretarse en términos de valor actual (V.A.), de forma que:

$$Ce^{-[r(T)]T} - Ce^{-[r(T)]T}q(T)(1 - z(T)) = Ce^{-[r(T)]T}q(T)(1 - z(T))$$

V.A. del bono sin riesgo – V.A. del bono con riesgo = V.A. coste fallido

Por su parte, la prima de crédito en el horizonte T adopta la expresión:

$$s(T) = -\frac{1}{T} \ln(1 - (1 - z(T))q(T)),$$

estimándose la probabilidad de incumplimiento en el horizonte T como:

$$q(T) = \frac{1 - e^{-[s(T)]T}}{1 - z(T)}.$$

De nuevo se puede observar que si aumenta el tipo sin riesgo y se mantiene constante el tipo con riesgo, la prima disminuye y, con ella, la probabilidad de impago. Por su parte, si se incrementa el plazo de vencimiento de la deuda T , se incrementa la probabilidad de incumplimiento.

2.2.2.3.1.2. Los modelos de cálculo de las probabilidades de incumplimiento

Como puede observarse, la determinación del riesgo inherente a los instrumentos que operan en mercados financieros se apoya, fundamentalmente, en la

estimación de la probabilidad de incumplimiento o probabilidad de incumplimiento. En su forma más sencilla, dicho cálculo puede abordarse desde dos enfoques diferenciados:

- El modelo de precios de los bonos.
- La aplicación de datos históricos sobre bonos.

❶ El modelo de precios de los bonos

El modelo de precios de los bonos, basado en la prima de crédito previamente calculada, trata de estimar la probabilidad de incumplimiento a partir de información sobre la curva de valor de los bonos cupón cero respecto a los distintos ratings a ellos asociados.

Partiendo del modelo de la prima de crédito para capitalización continua, la probabilidad de incumplimiento entre dos momentos de tiempo diferentes (T_1 y T_2 , con $T_2 > T_1$) se obtiene como sigue:

$$q(T_1, T_2) = q(T_2) - q(T_1) = e^{-[s(T_1)]T_1} - e^{-[s(T_2)]T_2},$$

siendo el valor actual del coste por incumplimiento:

$$Ce^{-rT}q(T)(1 - Z(T)).$$

No obstante, es necesario destacar que las probabilidades de incumplimiento así calculadas no se corresponden con las probabilidades observadas en el mundo real sino que suelen ser ligeramente superiores, al tratarse de probabilidades neutrales al riesgo (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 137).

Recientemente se han propuesto distintas extensiones a este enfoque, centradas en la evolución temporal de las primas de crédito (JARROW y TURNBULL, 1995; DUFFIE y SINGLETON, 1999a; JARROW y TURNBULL, 2000), el efecto del riesgo sistemático sobre las tasas de recuperación (FRANKS y TOROUS, 1994), o la presencia de costes de transacción significativos entre categorías crediticias (SCHULTZ, 2001).

❷ La aplicación de datos históricos sobre bonos

Este modelo alternativo para la estimación de la probabilidad de incumplimiento considera datos sobre pérdidas efectivas experimentadas por los inversores en bonos, proporcionados por agencias externas de rating.

Las probabilidades estimadas de incumplimiento se igualan a las tasas de incumplimiento observadas, netas de tasas de recuperación [que suelen presentar una importante variación, de entre el 15 y el 55% (CARTY y LIEBERMAN, 1996)].

Cabe recordar que, si bien la probabilidad de incumplimiento para bonos con elevada calificación (AAA, AA, A, BBB) se incrementa a medida que se aleja el horizonte temporal (la probabilidad de incumplimiento en el primer año es menor que la probabilidad asociada al segundo año, y así sucesivamente), en los bonos con peor calificación (B, CCC) la situación es inversa.

Las probabilidades así calculadas suelen ser bastante inferiores a las derivadas del modelo de prima de riesgo o “*probabilidades de riesgo neutro*” (PEÑA SÁNCHEZ DE

RIVERA, 2002, pág. 141), de forma que, si se denota la primera como $p(T)$ y la segunda como $q(T)$, puede establecerse la relación:

$$q(T) = p(T) + w(T),$$

siendo $w(T)$ una prima adicional de riesgo que depende del riesgo sistemático del bono, y que puede aproximarse a través del modelo CAPM tradicional⁷⁶:

$$w(T) = \beta(r_m(T) - r(T)),$$

donde $r_m(T)$ es la rentabilidad del factor de riesgo de mercado y β la sensibilidad del bono respecto a dicho factor (función inversa de la calidad del bono).

O mediante el modelo de tres factores propuesto por FAMA y FRENCH (1993):

$$w(T) = \beta_1(r_m(T) - r(T)) + \beta_2(r_{bc}(T) - r_{ac}(T)) + \beta_3(r_{avc/vm}(T) - r_{bvc/vm}(T)),$$

siendo $\beta_1(r_m(T) - r(T))$ la rentabilidad en exceso del mercado, $\beta_2(r_{bc}(T) - r_{ac}(T))$ la rentabilidad de una cartera de acciones de baja capitalización y $\beta_3(r_{avc/vm}(T) - r_{bvc/vm}(T))$ la rentabilidad de una cartera de acciones de alta capitalización, medida a través del ratio “valor contable/valor de mercado”.

Finalmente, cabe comentar que las limitaciones principales de este modelo se derivan de sus restrictivas hipótesis de partida:

- Que todos los activos dentro de una determinada categoría de riesgo crediticio tienen la misma probabilidad de impago.
- Que la tasa real de impago es igual a la frecuencia relativa histórica observada.

En la práctica no suelen verificarse ambas condiciones, lo que limita las aplicaciones empíricas de este tipo de análisis.

2.2.2.3.1.3. Los modelos estructurales

Los modelos estructurales para la gestión del riesgo de crédito, también conocidos como “modelos teóricos de opciones”⁷⁷ (*“option-theoretical approach”*) o “enfoque de estructura de capital”, consideran que las valoraciones que el mercado hace de las acciones de la empresa proporcionan una información más útil para estimar su probabilidad de incumplimiento que los propios ratings (MERTON, 1974; 1977; GESKE, 1977; BRENNAN y SCGWARTZ, 1980; TITMAN y TOTOUS, 1989; SHIMKO et al., 1993; HULL y WHITE, 1995; LANDO, 1998; BIELECKI y RUTKOWSKI, 2000; MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE, 2005; TARASHEV, 2005).

De acuerdo con este enfoque, el valor de las acciones del prestatario se entiende como una opción “put” mantenida por los propietarios respecto a la venta del valor de sus activos a un precio igual a la deuda mantenida con el acreedor.

Si los propietarios no pueden pagar la deuda (el valor de sus activos es inferior al importe adeudado), ejercerán la opción y entregarán los activos al prestamista, en

⁷⁶ Consúltense el Capítulo 1 para un mayor detalle sobre el modelo CAPM.

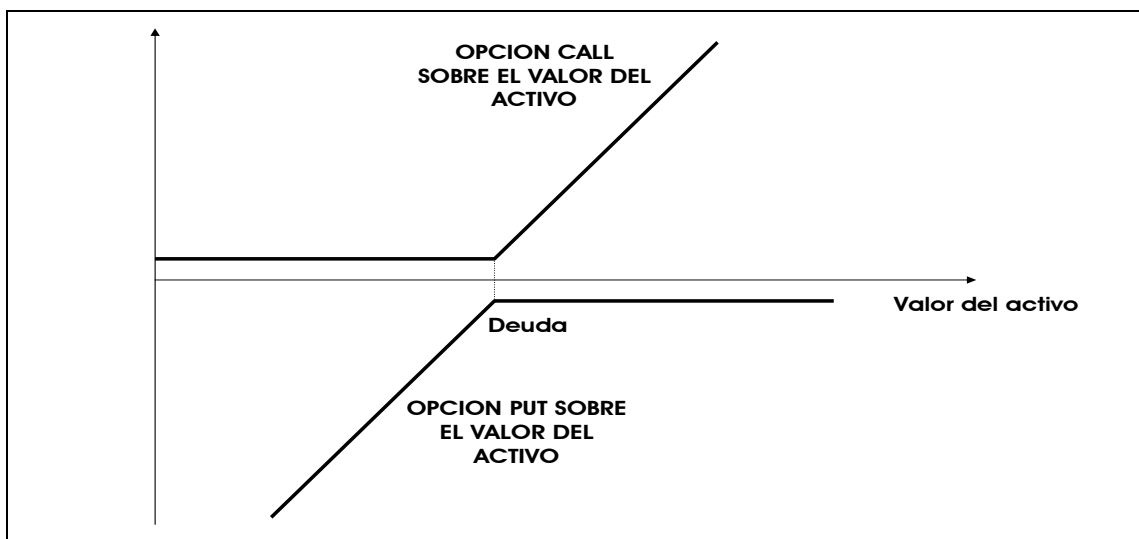
⁷⁷ La denominación es consecuencia de que estos modelos se inspiraron directamente en la metodología Black-Scholes-Merton para la valoración de opciones financieras (BIELECKI y RUTKOWSKI, 2000).

caso contrario pagarán la deuda y mantendrán sus activos⁷⁸. De esta forma se tiene que:

$$Deuda_{con\_riesgo} = Deuda_{libre\_de\_riesgo} - Valor\_opción\_put.$$

De forma recíproca, la operación se puede analizar como una opción “call” que poseen los accionistas sobre la compra del incremento de valor de los activos. Si al vencimiento de la deuda el valor de la opción es superior al de los activos de la empresa, los propietarios no ejercerán la opción y los acreedores se quedarán con los activos de la misma (insolvencia). En caso contrario, los accionistas ejercerán la opción (pagarán la deuda subyacente) y recuperarán sus activos (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 145).

La Figura 2.25 recoge un esquema tipo del comportamiento de ambas opciones.



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 481.

Modelo estructural: Opciones “call” y “put” para propietarios y prestamistas Figura 2.25

De esta forma, el incumplimiento “económico” tiene lugar cuando el valor económico de los activos del deudor cae por debajo del valor de su deuda. Asimismo, la tasa de recuperación se considera endógena al modelo, y depende de las características estructurales de la empresa fracasada.

A su vez, el enfoque estructural integra varios modelos diferentes, incluidos en la denominada “técnica CCA” (“Contingent Claims Analysis”):

- ✓ El modelo de Merton.
- ✓ El modelo de Geske.
- ✓ Otras extensiones.

⁷⁸ No obstante, en la práctica esta metodología, aunque robusta, plantea múltiples problemas de información, pues en muy pocos créditos existe la posibilidad de estimar el valor de la opción comentada. Debido a ello, en los últimos años se ha ido abandonando progresivamente el enfoque estructural, a favor del análisis de la correspondencia entre los niveles de rating y las probabilidades de impago (DE LA LAMA, 1998, pág. 208).

Por último, dada la importancia de los modelos comerciales desarrollados en este ámbito por la empresa KMV⁷⁹ y, en particular, del modelo conocido como Credit Monitor®, se analizan brevemente sus principales fundamentos.

A) *El Modelo de Merton*

Este modelo parte del análisis de una empresa apalancada que realiza una única emisión de bonos (cupón cero), con vencimiento en el momento T , que se negocia en mercados financieros perfectos y sin fricciones, siendo F el precio del ejercicio o valor facial de la deuda (MERTON, 1974; 1977).

Se considera que el valor de la empresa (V) es igual a la suma del valor de la deuda (D) y el capital propio o acciones (E), de forma que el valor de las acciones en el momento T adopta la expresión:

$$E_T = \max(V_T - F, 0),$$

que coincide con el pago de una opción de compra que toma como subyacente el valor de la empresa.

De esta forma, el valor de la deuda puede calcularse como la diferencia entre el valor de la empresa y el valor de las acciones para un determinado momento de tiempo (t), o en términos de paridad *put-call*:

$$D_t = V_t - E_t = Fe^{-r(T-t)} - P_t,$$

esto es, el valor de la deuda resulta equivalente al valor actual de una posición larga en un bono sin riesgo con valor nominal igual al principal de la deuda menos el valor de una opción de compra (P_t) con idénticas características que E_t .

A partir de las hipótesis del modelo *Black-Scholes-Merton*⁸⁰ puede relacionarse el valor de las acciones en el momento 0 (E_0), el valor actual de los activos (V_0), y la volatilidad de la rentabilidad de los mismos (σ_v^2), como sigue:

$$E_0 = V_0 N(d_1) - Fe^{-rT} N(d_2),$$

$$\text{con } d_1 = \frac{\ln(V_0 / F) + (r + \sigma_v^2 / 2)T}{\sigma_v \sqrt{T}}, \quad d_2 = \frac{\ln(V_0 / F) + (r - \sigma_v^2 / 2)T}{\sigma_v \sqrt{T}} \text{ y } N \text{ la función}$$

de distribución de una normal estándar.

A partir de esta expresión puede redefinirse la prima de riesgo como se indica a continuación (STULZ, 2002):

$$s_t(T) = -(T - t)^{-1} \ln(D_t / F) - r,$$

siendo la probabilidad de incumplimiento bajo la hipótesis de “riesgo neutro”:

$$q_t(T) = 1 - N(d_2),$$

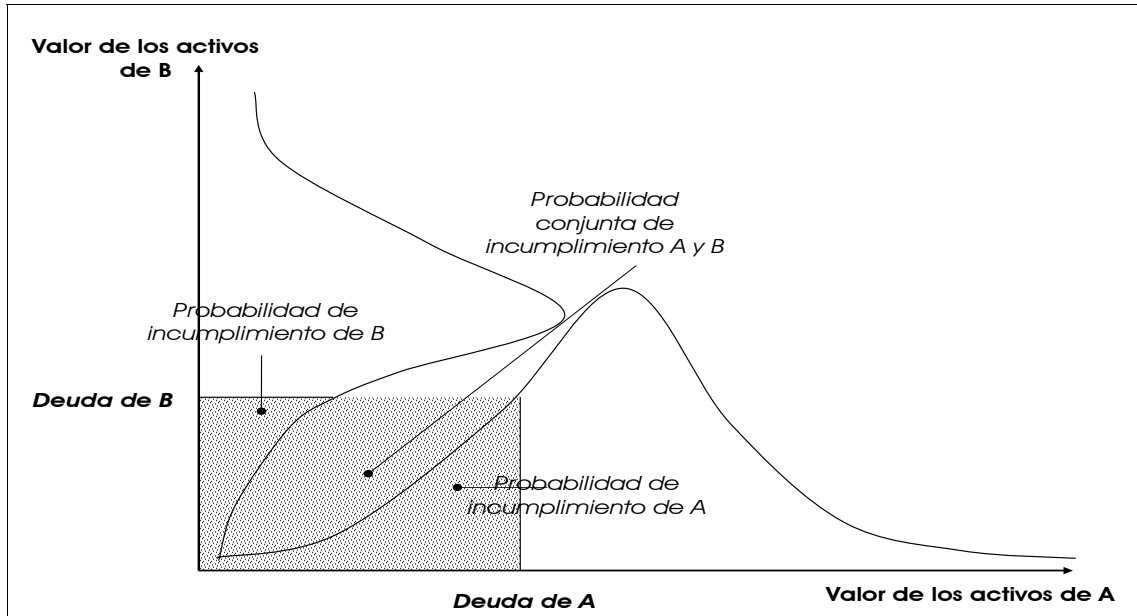
y la probabilidad observada de incumplimiento:

$$p_t(T) = N \left[\left\{ (\ln(F) - \ln(V_t) - \mu(T - t) + 0.5\sigma_v^2(T - t)) / (\sigma_v \sqrt{T - t}) \right\}^{-1} \right].$$

⁷⁹ En la actualidad, filial de la agencia de calificación Moody's.

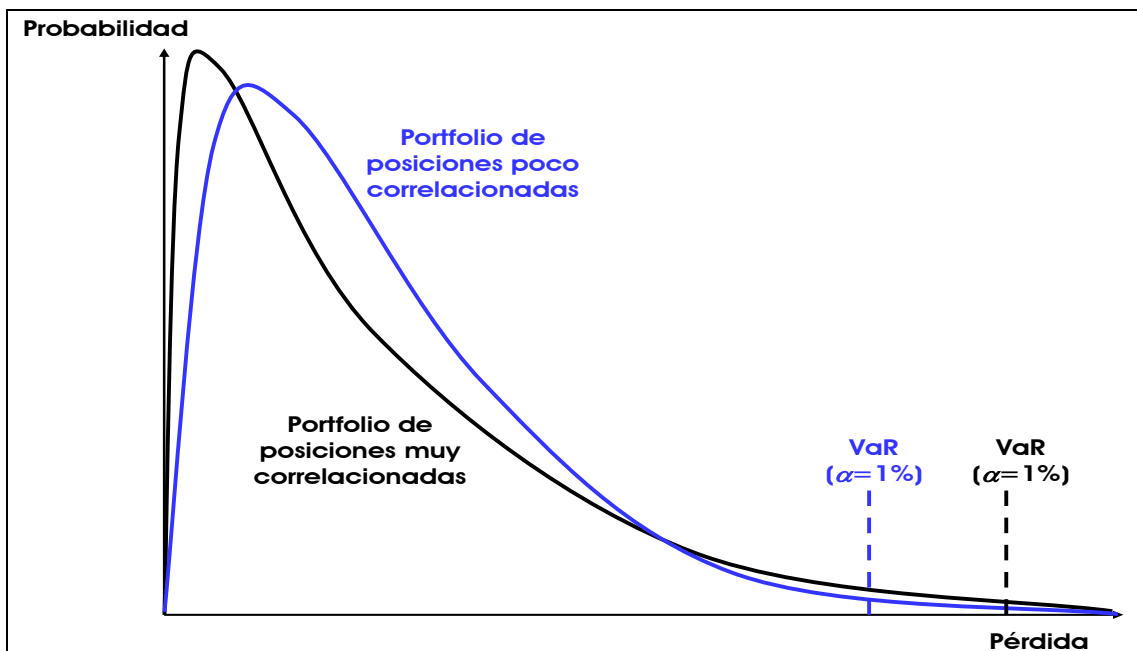
⁸⁰ Lognormalidad del subyacente, volatilidad y tipos de interés constantes, contratación continua y mercados perfectos (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 146; JARROW y TURNBULL, 2000, pág. 277).

Por otra parte, si se utiliza el modelo de Merton para la gestión de una cartera de posiciones, debe tenerse en cuenta la correlación existente entre el valor de los activos que lo integran (ρ) y, de esta forma, la probabilidad conjunta final de incumplimiento (Figuras 2.26 y 2.27).



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 568.

Correlación entre los activos de una cartera y probabilidad conjunta de incumplimiento
Figura 2.26



Fuente: Elaboración propia a partir de PHELAN y ALEXANDER (1999).

Efectos de la correlación sobre la distribución de pérdidas de la cartera
Figura 2.27

Con carácter general, la presencia de correlación positiva en una cartera de créditos incrementa el riesgo de la cartera (GAGLIARDINI y GOURIÉROUX, 2005). Además, el efecto de la correlación no puede suprimirse por medio de la diversificación dado que, incluso en carteras que incluyan un número muy elevado de créditos de similar tipo y tamaño, existen unos factores comunes de riesgo cuyos efectos no pueden eliminarse.

Como consecuencia, el análisis de la correlación entre las probabilidades de incumplimiento de los elementos de la cartera constituye un paso fundamental para comprender el verdadero impacto de las políticas de diversificación de riesgos, así como para determinar el capital económico que debe asignarse para cubrir el riesgo de crédito (WILSON, 1997a; 1997b; GORDY, 2000; NAGPAL y BAHAR, 1999; 2000; 2001; LUCAS *et al.*, 2001).

Existen diversos métodos para evaluar la correlación entre las probabilidades de incumplimiento de una cartera de posiciones, siendo habitual utilizar datos históricos o de panel, analizados mediante índices estadísticos que tratan de aproximar la probabilidad conjunta de incumplimiento (LUCAS, 1995; NAGPAL y BAHAR, 2001; DE SERVIGNY y RENAULT, 2002; BRADY y BOS, 2002; BRADY *et al.*, 2003; BARDOS *et al.*, 2004). Asimismo, se han planteado modelos estocásticos basados en cadenas de Markov (LANDO, 1998; DUFFIE y SINGLETON, 1999a) y en técnicas estadísticas multivariantes, como el modelo probit ordenado (GAGLIARDINI y GOURIÉROUX, 2005). Por otro lado, el análisis y estimación de la correlación entre probabilidades de incumplimiento desempeña un papel fundamental en el desarrollo de modelos de gestión de riesgos tipo "Credit VaR", analizados en el apartado 2.2.2.3.2.

Por otro lado, es preciso destacar que la distribución de pérdidas por riesgo de crédito propuesta por el Nuevo Acuerdo de Basilea de 2004 para el riesgo de particulares se basa en la distribución estándar del modelo de VASICEK (1991), para un único factor (PERRAUDIN, 2005; MUNIZ DE ANDRADE y THOMAS, 2005).

Este modelo unifactorial resulta particularmente interesante para el cálculo analítico de la distribución de incumplimiento (CAREY y HRYCAY, 2001, pág. 103-106; SMITHSON, 2003), si bien asume algunos supuestos simplificadores, tales como que el número de posiciones de la cartera (N) tiende a infinito, que el tamaño de todas las posiciones es $1/N$ (tiende a cero), que todas las posiciones tienen igual probabilidad de incumplimiento (p) y que el valor de los activos de cada una de las posiciones sigue un proceso gaussiano:

$$V_i = \sqrt{\rho} \cdot f + \sqrt{1-\rho} \cdot \xi_i,$$

siendo f una variable (factor) común a todas las empresas, ξ_i un factor idiosincrásico o intrínseco de cada posición y ρ la correlación entre los valores de los activos de las posiciones.

Bajo estas condiciones, resulta posible derivar la función de densidad de la probabilidad de incumplimiento [$f(x)$], su función de distribución acumulada [$F(x)$] y su j -ésimo percentil ($(j=100 \times \alpha)$) o tasa máxima de incumplimientos para un nivel de confianza determinado ($1-\alpha$):

$$f(x) = \sqrt{\frac{1-\rho}{\rho}} \cdot \exp \left\{ \frac{1}{2} \cdot (\Phi^{-1}(x))^2 - \frac{1}{2\rho} [\Phi^{-1}(p) - \sqrt{1-\rho} \cdot \Phi^{-1}(x)]^2 \right\},$$

$$F(x) = P[X \leq x] = \Phi\left(\frac{1}{\sqrt{\rho}}(\sqrt{1-\rho} \cdot \Phi^{-1}(x) - \Phi^{-1}(p))\right),$$

$$\text{Percentil}(1-\alpha) = \Phi\left(\frac{\Phi^{-1}(p) + \sqrt{\rho} \cdot \Phi^{-1}(1-\alpha)}{\sqrt{1-\rho}}\right),$$

siendo Φ y Φ^{-1} la función de distribución acumulada de la normal estándar y su inversa, respectivamente.

La fórmula propuesta en el Nuevo Acuerdo de Basilea II calcula los requerimientos de capital (CR) respecto al crédito de particulares considerando el producto del percentil 99,9 por la pérdida dado el incumplimiento (LGD), minorando el resultado por la pérdida esperada a través de la denominada “función de ponderación del riesgo”:

$$CR = LGD \times \Phi\left(\frac{1}{\sqrt{1-\rho}}\Phi^{-1}(PD) + \sqrt{\frac{\rho}{1-\rho}}\Phi^{-1}(0,999)\right) - PD \times LGD.$$

B) El Modelo de Geske

El modelo de Merton parte de una asunción simplista, según la cual la deuda de la empresa se asimila con un bono único tipo cupón-cero. Ante esta limitación, Geske extiende el modelo de Merton para múltiples tipos de deuda con distintos plazos de vencimiento, mediante su asociación con opciones compuestas (GESKE, 1977; 1979).

Así, considérese una empresa con dos bonos de deuda (a corto y largo plazo), con valores faciales y vencimientos (D_1, T_1) y (D_2, T_2) , respectivamente. A partir del análisis condicional resulta posible calcular tres variables fundamentales:

- La probabilidad total o conjunta de impago, en la fecha T_1 o T_2 :

$$q(G_T) = 1 - N_2(k_1, k_2; \rho).$$

- La probabilidad de impago de la deuda a corto plazo en T_1 :

$$q(G_S) = 1 - N(k_1).$$

- La probabilidad de impago de la deuda a largo plazo en T_2 , condicional a que no exista impago en T_1 :

$$q(G_L) = 1 - (N_2(k_1, k_2; \rho) / N(k_1)),$$

siendo $N_2(k_1, k_2; \rho)$ la función de distribución de una normal bivalente con

$$\text{los límites integrales } k_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_0}{V^*}\right) + (r - \sigma_V^2)(T_1 - t)}{\sigma_V \sqrt{T_1 - t}} \text{ y } k_2 = \frac{\ln\left(\frac{V_0}{D_2}\right) + (r - \sigma_V^2)(T_2 - t)}{\sigma_V \sqrt{T_2 - t}}.$$

Por su parte, otras modificaciones del modelo de Merton que tratan de adaptarlo a la realidad de la deuda empresarial son (BIELECKI y RUTKOWSKI, 2000, pág. 58):

- Diferencias en la estructura de la deuda (corto plazo vs. largo plazo): VASICEK (1984).

- Cláusulas de los bonos (reglas de prioridad, pagos pactados, fondos de amortización, etc.): HO y SINGER (1982; 1984).

C) Los modelos KMV: Credit Monitor®

Bajo los modelos estructurales, el incumplimiento tiene lugar cuando el valor de los activos del prestatario cae por debajo del valor de su deuda. Ahora bien, debido a las amortizaciones parciales del principal de la deuda, el nivel de endeudamiento del prestatario en el momento del incumplimiento es incierto. Para su estimación, el modelo KMV Credit Monitor® considera una propuesta que combina tanto el valor de la deuda a corto plazo como una fracción de la deuda a largo plazo.

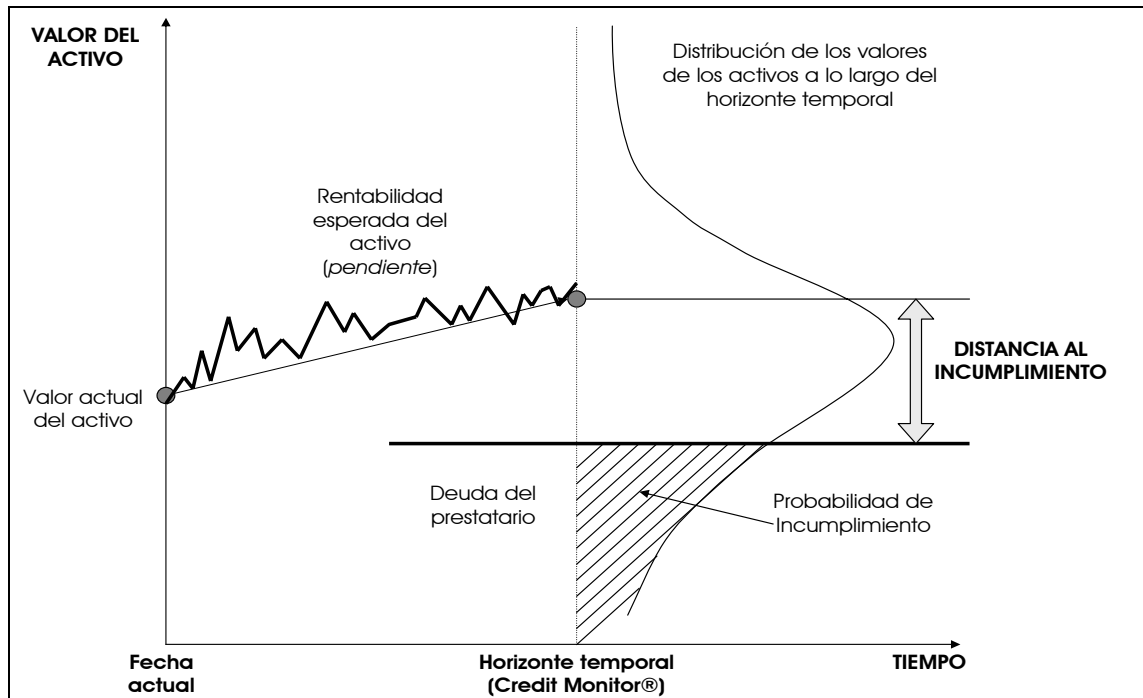
Por otra parte, el valor futuro de los activos de la empresa es incierto, pudiendo considerarse que sigue un proceso estocástico con una determinada tendencia; con carácter general, el valor esperado se sitúa por encima del valor de la deuda. Si se asume que el valor de los activos sigue una distribución *log-normal* a lo largo del tiempo, y se considera adicionalmente la volatilidad de los activos, puede estimarse la probabilidad de que dicho valor se sitúe por debajo de la deuda en un determinado horizonte temporal, o “frecuencia esperada de incumplimiento” (“expected default frequency” o Edf).

A partir del valor de la Edf pueden estimarse otras variables de interés para el análisis de la situación actual y futura del prestatario. Así, por ejemplo, la “distancia al incumplimiento” (“distance to default” o DD) se calcula como el ratio:

$$DD = \frac{(\text{Valor esperado del activo} - \text{Valor de la deuda})_{\text{horizonte temporal}}}{\text{Desviación estándar del valor del activo}},$$

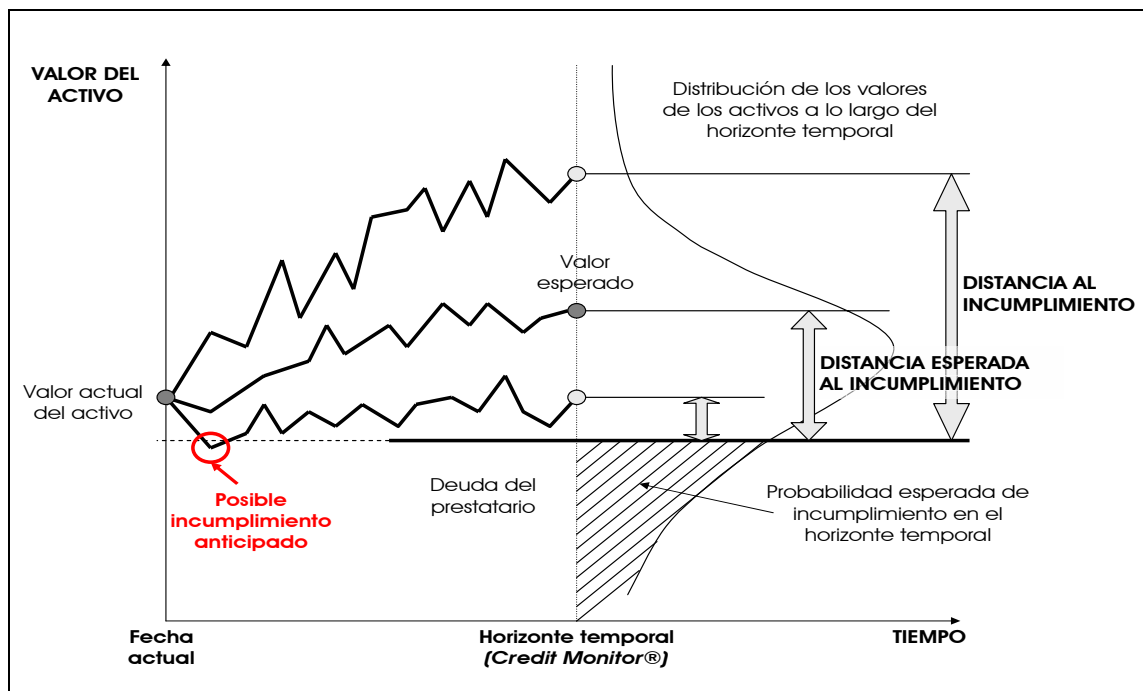
que constituye una medida teórica de distancia, pues en la práctica el valor esperado del activo puede ser objeto de ajustes a lo largo del horizonte temporal analizado (Figura 2.28).

Dado que el valor de los activos a lo largo del tiempo (camino o “path”) sigue un proceso aleatorio, existen muchas alternativas de comportamiento que podrían analizarse, si bien el modelo KMV Credit Monitor® no lleva a cabo su análisis detallado, sino que se centra exclusivamente en la situación prevista en el horizonte de tiempo analizado. Esta es una limitación importante del modelo pues podría ocurrir que, antes de alcanzar el punto temporal previsto, el valor de los activos hubiera descendido por debajo de la deuda, por lo que el incumplimiento se adelantaría sin ser previsto por el sistema. De esta forma, en la práctica el parámetro Edf varía continuamente (“valor Edf de mercado”), al igual que el valor de los activos de la empresa (Figura 2.29).



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), pág. 484.

El modelo KMV y la estimación de la frecuencia esperada de incumplimiento
Figura 2.28

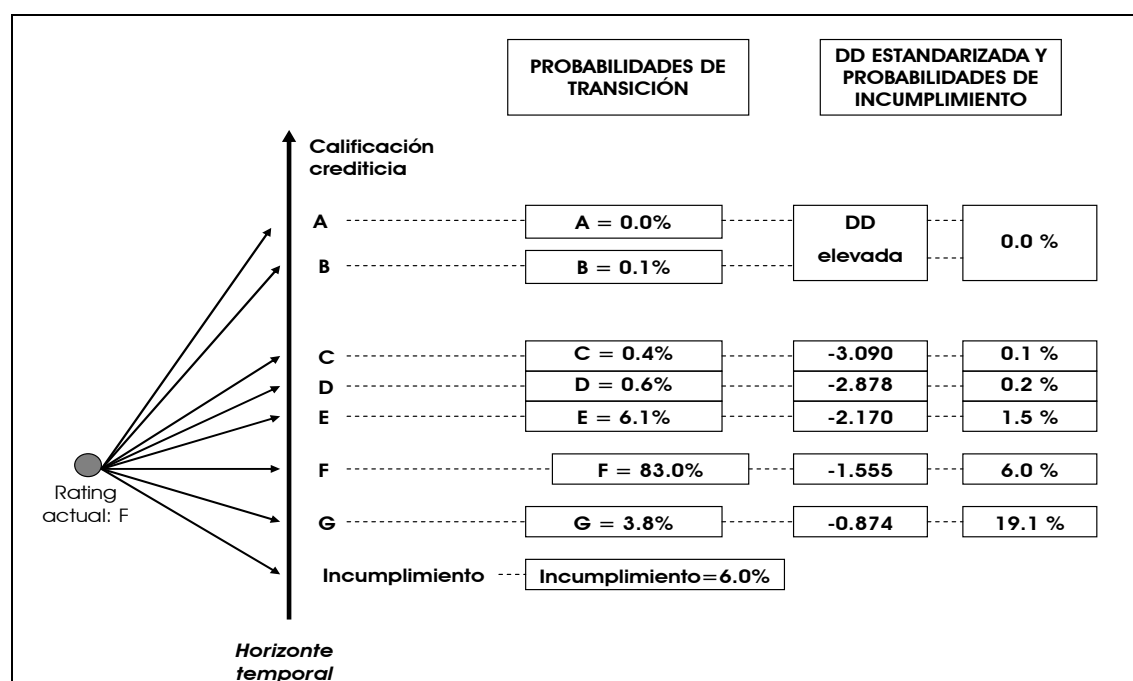


Fuente: Elaboración propia y BESSIS (2002), pág. 493.

El modelo KMV y la evolución de valor de los activos
Figura 2.29

Asimismo, las variables Edf y DD pueden utilizarse para anticipar posibles cambios en los ratings del prestatario. Dado que las calificaciones crediticias

constituyen estimaciones a largo plazo de la solvencia de prestatario, los valores estimados de Edf para un horizonte temporal suficientemente amplio, procedentes de “*paths*” con distinta probabilidad asociada, pueden relacionarse con las probabilidades de incumplimiento vinculadas a distintos ratings y, de esta forma, utilizarse para analizar los cambios de calificación que puede experimentar la posición. Asimismo, las matrices de migración de ratings pueden utilizarse para la estimación de las Edf esperadas a largo plazo (Figura 2.30).



Fuente: Elaboración propia y BESSIS (2002), pág. 494.

Relación entre las variables Edf, DD y las matrices de migración de ratings Figura 2.30

Así, por ejemplo, considérese un bono con un valor nominal de 1.000 unidades monetarias (u.m.), con madurez a dos años, y un cupón del 8,30% correspondiente a un rating F. El cash-flow generado por el instrumento es de 83 u.m. el primer año (*Eoy 1*) y de 1083 u.m. el segundo año (*Eoy 2*).

Considérese una tasa libre de riesgo del 4%, tal que el diferencial o prima de riesgo asociada al bono tipo F sea de 430 puntos básicos. Supóngase que el precio en el momento de la compra (fecha *cero*) es idéntico al nominal del instrumento, y que se prevé una migración de rating similar a la descrita en la Figura 2.30, entonces es posible calcular el valor esperado del instrumento y su VaR asociado en el momento *Eoy 1*, como se recoge en la Tabla 2.30.

RATING ACTUAL	Probabilidad de transición	Rating final en Eoy 1	Interés bono (con prima crédito)	Valores en Eoy 1	Ganancia (+) o Pérdida (-)
Fecha 0	0,00%	A	4,10%	2024,390	1024,390
	0,10%	B	4,30%	1930,233	930,233
	0,40%	C	4,70%	1765,957	765,957
	0,60%	D	5,40%	1537,037	537,037
	6,10%	E	6,80%	1220,598	220,589
F	83,00%	F	8,30%	1000,000	0,000
	3,80%	G	10,00%	830,000	-170,000
	6,00%	Incumplim.		0,000	-1000,000
TOTAL	100,00%		Media: Volatilidad:	954,12 258,804	

Resumen de resultados:

VALOR ACTUAL: 1000,000 u.m.

PÉRDIDA ESPERADA EN EOY 1: -45,788 u.m.

VOLATILIDAD EN EOY 1: 258,804 u.m.

PÉRDIDA ESTIMADA VaR (NIVEL DE CONFIANZA=99%): -141,667 u.m.

Fuente: Elaboración propia

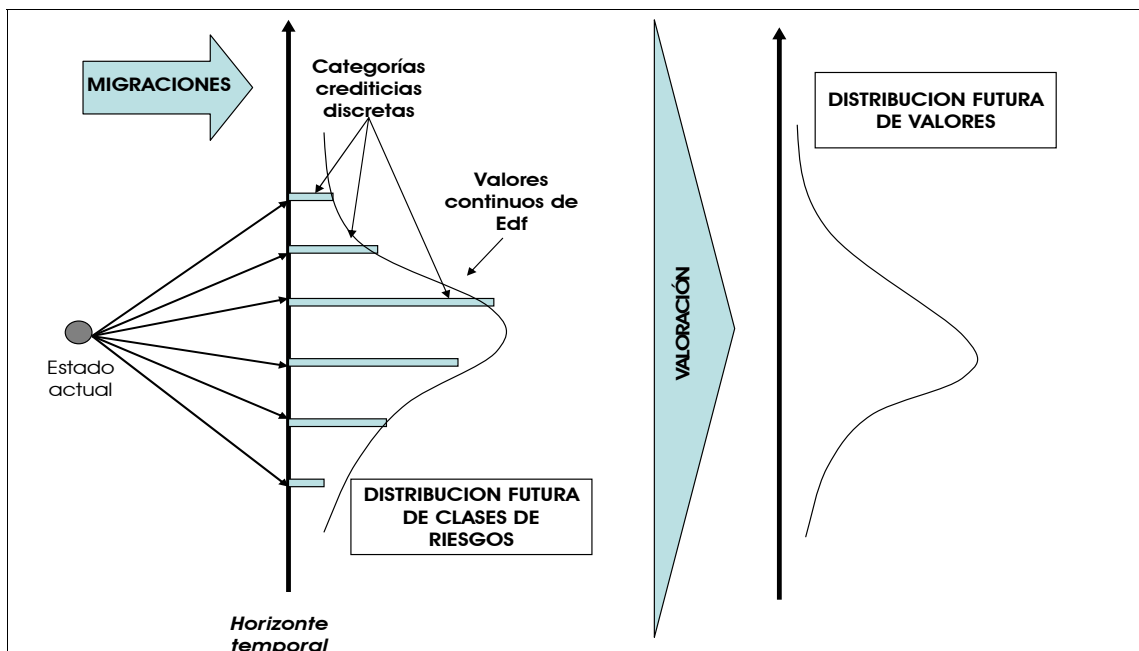
Nota: La volatilidad se refiere a la desviación típica de la distribución.

El VaR al 99% es una cifra aproximada, dado el reducido número de observaciones presentes en la distribución

Distribución de valores y migración entre ratings: Aplicaciones VaR

Tabla 2.30

La distribución de posibles valores futuros en el horizonte temporal constituye el fundamento de los modelos de gestión basados en metodologías VaR, analizados en detalle en el apartado 2.2.3.2. (Figura 2.31).



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 550.

Distribución de valores futuros y migración entre ratings

Figura 2.31

D) *Otras extensiones*

A pesar de su importancia teórica, los modelos de Merton y Geske presentan varias limitaciones prácticas, derivadas de las numerosas simplificaciones que es preciso realizar para facilitar su implementación. Así, por ejemplo, el desarrollo comercial KMV Credit Monitor® asume la existencia de deuda y tipos de interés conocidos y ciertos, analizando horizontes temporales preestablecidos.

No obstante, la realidad suele ser más compleja, lo que ha llevado a formular diversas extensiones y variantes respecto a los modelos originales:

- *Hipótesis de que los tipos de interés libres de riesgo son deterministas*; en la práctica es habitual que se produzcan variaciones no anticipadas de los tipos de interés, que pueden afectar al valor de la deuda vía menor valor actual de los pagos recibidos y menor rentabilidad de la empresa. Para superar este inconveniente, SHIMKO *et al.* (1993) proponen la siguiente generalización del modelo de Merton:

$$dr(t) = \alpha(k - r(t))dt + \sigma_r dZ(t),$$

siendo $r(t)$ el nivel de los tipos de interés en el momento t , $dZ(t)$ un proceso estocásticos del tipo Wiener, k el tipo de interés medio a largo plazo, α el coeficiente de reversión a la media y σ_r la volatilidad de los tipos de interés, asumiendo asimismo que el valor de la empresa y los cambios en el tipo de interés tienen una correlación ρ . De esta forma, la prima de riesgo $dr(t)$ aparece como una función creciente de la estructura temporal de volatilidades de los tipos de interés libres de riesgo.

Asimismo, otras extensiones del modelo de Merton consideran tipos de interés aleatorios, basados en el modelo de Vasicek (VASICEK, 1977) o en modelos independientes tipo Cox-Ingersoll-Ross (COX *et al.*, 1985) o CIS (SHIMKO *et al.*, 1993; SHIRAKAWA, 1999; WANG, 1999; SZATZSCHNEIDER, 2000).

- *Hipótesis de que el incumplimiento se produce sólo cuando la empresa ha liquidado todos sus activos*, esto es, al final del plazo o madurez del instrumento financiero; en la práctica, las empresas incurren en impagos mucho antes de liquidar todos sus activos, es decir, las primas de riesgo que considera el modelo de Merton son menores que las observadas en los mercados. Frente a esta situación, BLACK y COX (1976) consideran la posibilidad de que el incumplimiento se produzca cuando el valor de los activos de la entidad alcanza un determinado valor inferior.

- *Hipótesis de que el incumplimiento se produce sólo en el momento de madurez del instrumento financiero*; para superar esta limitación, se ha desarrollado un conjunto de modelos, conocidos como “*first-passage models*” o “*second generation structural form models*” (modelos de forma estructural de segunda generación), que permiten tanto la valoración de instrumentos con madurez finita e infinita como el cálculo de la probabilidad de incumplimiento durante cualquier momento de la vida de los mismos (KIM *et al.*, 1993; NIELSEN *et al.*, 1993; LONGSTAFF y SCHWARTZ, 1995; ANDERSON y SUNDARESAN, 1996; BRIYS y DE VARENNE, 1997; CATHCART y EL-JAHEL, 1998). En este caso, la tasa de recuperación se considera exógena e independiente del valor de los activos de la empresa.

- *Hipótesis de que los pagos de la deuda se financian emitiendo capital propio adicional*, esto es, la deuda desaparece progresivamente. En la práctica, la mayoría de las empresas mantiene una estructura de capital que incluye endeudamiento de forma permanente, por lo que autores como ANDERSON *et al.* (1996), MELLA-BARRAL y PERRAUDIN (1997), LELAND (1998) o FORTE y PEÑA (2002) extienden los modelos mediante la consideración de la posibilidad de renegociar la deuda y la presencia de costes de agencia y quiebra.

- *Hipótesis de que los activos de la firma son comerciables*. En la práctica, en muchos casos los activos de la firma no sólo no son comerciables, sino que pueden no ser observables, lo que dificulta su valoración, por lo que BUFFET (1999) propone su aproximación mediante indicadores como el coste unitario de fabricación, el número de unidades vendidas por unidad de tiempo y el precio de venta.

- *Hipótesis de que el incumplimiento se produce cuando el valor de mercado de los activos cae por debajo del valor de la deuda*. De forma alternativa, diversos autores consideran porcentajes diferentes del valor de la deuda como límite del incumplimiento. HUANG y HUANG (2003) consideran un porcentaje del 60%, LELAND (1994) emplea el 73% y DAVYDENKO (2005) utiliza un porcentaje del 63,3% del valor facial de la deuda.

Por otro lado, CORZO (1998) establece una asociación entre las probabilidades de impago obtenidas a partir del modelo de Merton y las calificaciones crediticias de S&P, concluyendo que las probabilidades implícitas en el modelo estructural contienen información acerca de la calidad de la deuda de la empresa.

Asimismo, MADAN *et al.* (1998) desarrollan un modelo que trata de superar las deficiencias observadas en el enfoque Black-Scholes-Merton, particularmente respecto a la distribución log-normal utilizada. Por otro lado, LONGSTAFF y SCHWARTZ (1995) extienden el modelo de Merton para múltiples fechas de madurez de los bonos.

Por su parte, MUELLER (2000) desarrolla un modelo multi-factor para la determinación del precio de mercado de bonos de empresa, que asume un conjunto de variables independientes de carácter económico (crecimiento del Producto Nacional Bruto, volatilidad de los activos en el mercado) con ratios específicos de la empresa (apalancamiento financiero, fundamentalmente) y la tasa de interés libre de riesgo. El modelo permite estimar el riesgo relacionado con instrumentos financieros correlacionados entre sí mediante el análisis de los factores que les afectan.

Otros autores aplican el modelo de Merton al cálculo de la estructura de capital óptima de la empresa, analizando el momento más adecuado para declarar la quiebra de la entidad mediante un problema dinámico de optimización (ANDERSON *et al.*, 1996; LELAND y TOFT, 1996; MELLA-BARRAL y TYCHON, 1996; FAN y SUNDARESAN, 1997; MELLA-BARRAL y PERRAUDIN, 1997; ERICSSON, 2000; ANDERSON y SUNDARESAN, 2000).

Algunas variantes adicionales sobre el enfoque de estructura de capital pueden consultarse en DUFFIE y SINGLETON (1996) y SINGLETON (1998), quienes incorporan información previa acerca del incumplimiento en los momentos inmediatos al mismo. Por su parte, BOYLE (2000) recoge distintas aplicaciones del modelo de Merton para el cálculo conjunto del riesgo de crédito y el riesgo de mercado.

Recientemente, MUNIZ DE ANDRADE y THOMAS (2005) han extendido los modelos estructurales al análisis del riesgo de crédito de clientes individuales, mediante el empleo de simulaciones basadas en el método MCMC y de técnicas de bootstrap.

2.2.2.3.1.4. Los modelos de forma reducida

Los modelos de forma reducida (LITTERMAN e IBEN, 1991; JARROW y TURNBULL, 1995; MADAN y UNAL, 1998; JARROW *et al.*, 1997; MADAN y UNAL, 1998; DUFFIE y SINGLETON, 1999a), también denominados “modelos basados en la intensidad” (“*intensity-based models*”), constituyen una alternativa de gestión del riesgo de crédito que difiere de los modelos estructurales fundamentalmente en el grado de previsibilidad de la morosidad, así como en su consideración como un fenómeno exógeno a la entidad (ALBANESE *et al.*, 2004, pág. 34; CABEDO SAMPER *et al.*, 2004, pág. 178.).

Mientras que los modelos estructurales emplean el valor total de los activos de la empresa para pronosticar el evento de incumplimiento, que ocurre cuando dicho valor cae por debajo de un límite determinado, los modelos de forma reducida consideran que el evento de incumplimiento es impredecible y no depende directamente del valor de la entidad.

Además, la tasa de recuperación se considera también exógena, constante o estocástica (LITTERMAN e IBEN, 1991; ARTZNER y DELBAEN, 1995; DUFFIE *et al.*, 1996; LANDO, 1998; ELLIOT *et al.*, 2000; BÉLANGER *et al.*, 2001; COLLIN-DUFRESNE y SOLNIK, 2001).

Así, la principal herramienta de los modelos de forma reducida es la especificación exógena de la probabilidad condicional de incumplimiento, dado que dicho incumplimiento no se ha producido hasta el momento analizado. De esta forma, resulta posible modelizar el incumplimiento u otros eventos de crédito en cualquier momento aleatorio de tiempo (BIELECKI y RUTKOWSKI, 2000).

Un modelo típico de forma reducida considera que una variable exógena aleatoria es la que produce la morosidad, por lo que la probabilidad de incumplimiento es distinta de cero para cualquier intervalo de tiempo. Como consecuencia, el fundamento de estos modelos radica en la caracterización de los distintos momentos aleatorios mediante funciones de riesgo (“*hazard functions*”), procesos de riesgo (“*hazard processes*”), y procesos de riesgo estocásticos (“*martingala hazard processes*”), evaluando posteriormente la probabilidad condicional y la esperanza condicional de ocurrencia de los distintos eventos de crédito en términos de tales funciones y procesos (DELLACHERIE, 1970; 1972; PYE, 1974).

Uno de los modelos de forma reducida más conocidos es el denominado Kamajura’s Risk Manager (KMR), basado en el trabajo de JARROW (2001), que trata de obtener una solución a una función de intensidad del incumplimiento mediante el precio de los bonos, el de las acciones y los datos contables de la entidad. Según ALLEN y SAUNDERS (2002), las cinco variables explicativas principales del modelo son las siguientes: rentabilidad de los recursos, apalancamiento, tamaño relativo, excesos de rentabilidad mensual sobre el índice de rentabilidad CRSP y volatilidad

mensual de las acciones. El modelo incorpora factores cíclicos para determinar la probabilidad de incumplimiento (PD) y la severidad de la pérdida dado el incumplimiento (LGD).

La evidencia empírica en relación a este tipo de modelos es limitada; así, por ejemplo, DUFFIE y SINGLETON (1999a) concluyen que estos modelos presentan problemas para explicar la estructura de plazos observada en los diferenciales de crédito respecto a entidades con distinto rating. Al objeto de reducir estos inconvenientes, recientemente se han formulado modelos híbridos que combinan los enfoques estructural y de forma reducida, como la propuesta de DUFFIE y LANDO (2001) relativa a la valoración de empresas mediante información contable incompleta. Por su parte, SCHÖNBUCHER (1998) o DAS y SUNDARAM (2000) contemplan escenarios estocásticos con posibilidad de arbitraje.

Finalmente, autores como COUDERC y RENAULT (2004) combinan los modelos de forma reducida con variables macroeconómicas, financieras y con la edad de las empresas analizadas, detectando efectos cíclicos en la probabilidad de incumplimiento de los ratings proporcionados por S&P⁸¹, y observando mejoras respecto al desempeño del modelo clásico.

Una extensión de los modelos de forma reducida para el análisis de créditos solicitados por clientes individuales puede consultarse en MUNIZ DE ANDRADE y LAREDO SICSÚ (2005).

2.2.2.3.1.5. Los modelos de barrera de incumplimiento

Recientemente, HULL y WHITE (2000; 2001) han formulado los denominados modelos de “barrera de incumplimiento”⁸², como sigue:

Sea $P(t)$ la probabilidad, vista desde el momento cero, de que en algún momento anterior al instante de tiempo t la empresa haya incumplido. La función de densidad de la probabilidad de incumplimiento viene entonces dada por $P'(t)$ y, en particular, $P'(t)\Delta t$ representa la probabilidad de incumplimiento entre los momentos t y $t+\Delta t$, vista desde el momento cero.

De esta forma, puede definirse un “índice de incumplimiento” asociado a la empresa en cuestión representado por un proceso de Itô $\{X(t), X(0) = X_0\}$:

$$dX(t) = a(X(t), t)dt + \sigma(X(t), t)dW(t),$$

donde $W(t)$ es un proceso de Wiener estándar. La empresa incumplirá en el momento t si:

$$X(t) = b(t) \quad \text{y} \quad X(s) > b(s), s < t,$$

donde $b(t)$ describe una función barrera.

⁸¹ Este tipo de efectos se observan también en FLEDELIUS et al. (2004), COUDERC (2004) y DUFFIE y WANG (2004).

⁸² De acuerdo con AVELLANEDA y ZHU (2001), esta propuesta fue desarrollada para reconciliar los dos métodos de cálculo de probabilidades de incumplimiento, el basado en diferenciales de crédito, y el basado en el valor de los activos de la empresa.

La calibración de la barrera de incumplimiento conduce a un problema de frontera libre para la ecuación diferencial asociada de *Fokker-Planck*, por lo que los autores concluyen que el índice de incumplimiento es una prima de riesgo que debe añadirse al cálculo de distancia al incumplimiento.

Por su parte, autores como AMMANN (2001), AVELLANEDA y ZHU (2001) o ALBANESE *et al.* (2004) proponen aplicar una simulación de escenarios mediante el modelo Monte Carlo – Markov Chains, con el objetivo de determinar la distancia al incumplimiento de una empresa usando datos sobre la volatilidad de la solvencia de la compañía, recalibrando las probabilidades de incumplimiento en distintos escenarios, a fin de reflejar los datos actuales sobre probabilidades de incumplimiento acumuladas (similar al método de Monte Carlo ponderado).

2.2.2.3.2. Los modelos Credit VaR

La metodología de *Valor en Riesgo* (“*Value at Risk*” o VaR) para la medición y gestión de riesgos surgió inicialmente vinculada al riesgo de mercado, siendo sus aplicaciones más conocidas los modelos *Risk\$* (desarrollado por el antiguo Chase Bank norteamericano y basado en simulaciones históricas), *RiskMetrics®* (desarrollado por la banca JP Morgan a partir de la matriz de correlaciones entre las posiciones) y *RAROC 2020* (propuesto por el Bankers Trust mediante la aplicación del método de simulación de Monte Carlo) (COHEN, 1998, págs. 76-87).

La metodología VaR se basa en el cálculo de diferentes medidas estadísticas respecto a la distribución de los valores de una cartera de posiciones, tales como la media esperada, volatilidad y percentiles, para lo que pueden utilizarse distintas técnicas y modelos de medición, que dependen de cada desarrollo concreto.

A partir de esta distribución, se definen las pérdidas de la cartera como todo valor inferior a un valor de referencia o valor cero⁸³, de forma tal que para un determinado horizonte temporal puede construirse la distribución de pérdidas esperadas de la cartera, y calcularse el denominado “*Valor en Riesgo*” (VaR).

El VaR de una cartera o $L(\alpha)$ puede definirse como el valor esperado correspondiente al percentil $(1-\alpha)$ de la distribución de pérdidas, tal que la probabilidad de que en un determinado horizonte temporal se produzca una pérdida en la cartera superior a $L(\alpha)$ es inferior a α . De esta forma, el VaR o $L(\alpha)$ recoge la pérdida potencial máxima que puede producirse en la cartera para un determinado nivel de confianza $(1-\alpha)$ (BESSIS, 2002, pág. 87).

Una definición similar se recoge en GARMAN y BLANCO (1998), quienes señalan:

“El VaR de una cartera es la mínima pérdida esperada para un horizonte temporal y nivel de confianza determinados, medida en una moneda de referencia específica”

⁸³ Generalmente, el valor actual de la cartera.

El nivel de significación a utilizar depende de cada entidad financiera, y refleja su mayor o menor aversión al riesgo. No obstante, entre los niveles de significación (α) más utilizados destacan los valores 1% (sugerido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea), 5% y cualquier porcentaje entre ambos⁸⁵.

Por otro lado, estudios recientes han demostrado que la diversificación de la cartera (por número de títulos), reduce no sólo el riesgo total de la misma sino también su VaR relativo⁸⁶, debido al efecto de la correlación (MARTÍN MARÍN y FERIA DOMÍNGUEZ, 2004).

Asimismo, la metodología VaR sirve para definir el denominado “*risk-based capital*” o capital económico de la entidad [$K(\alpha)$], entendido como el capital que se precisa para absorber las pérdidas no esperadas que se producirían para el nivel de confianza establecido ($1-\alpha$).

Una práctica habitual consiste en definir el capital económico como un múltiplo de la volatilidad de la cartera (LV), de la siguiente forma:

$$K(\alpha) = m(\alpha) \times LV,$$

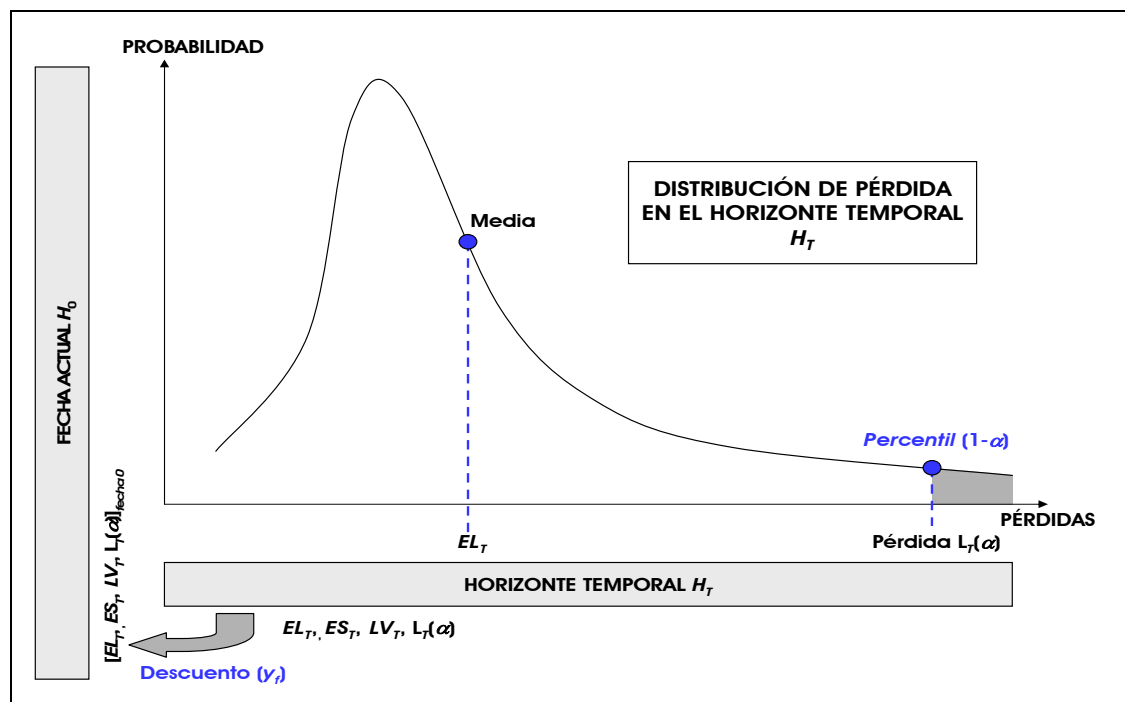
donde $m(\alpha)$ se determina empíricamente a partir de la distribución de pérdidas de la cartera y del valor de referencia o valor cero seleccionado, si bien es habitual el empleo del número pi o de un múltiplo de esa cantidad (WILSON, 1997a; CSBB, 1999a; KUPIEC, 2002).

Una vez que la metodología VaR calcula las pérdidas estimadas para un nivel de confianza ($1-\alpha$) y un horizonte temporal futuro (H_T), así como el capital asociado a dicho nivel de riesgo (vía volatilidad de la distribución de pérdidas), se hace preciso descontar los valores calculados para reflejarlos en moneda del periodo inicial (H_0).

Este descuento, imprescindible para la correcta asignación de capital y la adecuada gestión de riesgos de la entidad, se realiza habitualmente a la tasa de descuento libre de riesgo (y_f) (Figura 2.32).

⁸⁵ Así, como se ha comentado, el valor 2,5% es utilizado en la práctica por numerosas instituciones financieras (COHEN, 1998).

⁸⁶ El VaR relativo es el cociente entre el VaR absoluto y el valor actual de la posición en euros.



Fuente: Elaboración propia a partir de BESSIS (2002), págs. 631-634.

Notas: EL_T es la pérdida esperada de la cartera en H_T (media de la distribución).

LV_T es la volatilidad de las pérdidas en H_T (desviación típica de la distribución).

$L_T(\alpha)$ es la pérdida máxima esperada para el percentil $(1-\alpha)$ (VaR).

ES_T es el rendimiento esperado de la cartera (diferencia entre los ingresos contractuales pactados y las pérdidas esperadas).

Cálculo del capital económico de la entidad mediante modelos VaR

Figura 2.32

Entre las principales ventajas de la metodología VaR destacan las siguientes:

- ✓ El VaR proporciona una medida completa sobre el riesgo de una determinada cartera. Así, esta metodología supera al cálculo de la media aritmética de las pérdidas estimadas e incorpora aspectos como el análisis de la volatilidad y la cola de la distribución de pérdidas.
- ✓ El VaR permite conocer el riesgo asociado a cada fuente de riesgo, lo que facilita la gestión “ex ante” y el control de riesgos a lo largo del tiempo⁸⁷.
- ✓ El VaR permite asignar un capital económico prudente para la cobertura de riesgos de cada cartera, al capturar la situación esperada más pesimista para el riesgo de la entidad, dado un determinado nivel de confianza.
- ✓ El VaR asigna valores cuantitativos y monetarios a los riesgos de la entidad. A diferencia de otras metodologías basadas en indicadores cualitativos (sensibilidades, ratings, listas de vigilancia, etc), el VaR asigna de forma directa una pérdida monetaria al riesgo (en euros, dólares, etc.), transformando la incertidumbre en un valor tangible.

⁸⁷ Esto no ocurre así para todas las implementaciones prácticas del VaR. Por ejemplo, el desarrollo simplificado del VaR conocido como “Earnings at Risk” (EaR) mide la volatilidad (desviación típica) esperada para las ganancias de la empresa, sin proporcionar una medida del riesgo generado por cada fuente (BESSIS, 2002, págs. 96-97).

Ahora bien, la metodología VaR presenta también una importante limitación, derivada de la necesidad de modelizar la distribución de pérdidas respecto a un determinado horizonte temporal, con el fin de definir los correspondientes “percentiles de pérdidas”; así, cada entidad financiera debe establecer aspectos como el horizonte temporal o el valor de referencia a utilizar.

Los buenos resultados conseguidos en la aplicación de la metodología VaR para la gestión del riesgo de mercado han llevado, en los últimos años, al desarrollo de distintos modelos que tratan de adaptar esta filosofía para la gestión del riesgo de crédito de una cartera de contratos. Estos nuevos desarrollos suelen denominarse “modelos Credit VaR”.

No obstante, la aplicación de metodologías VaR para la gestión del riesgo de crédito precisa responder a algunos de los problemas previamente planteados respecto a la distribución de pérdidas de la cartera, entre otros:

- *¿Cuál es el horizonte temporal que debe utilizarse para la estimación de la distribución de pérdidas?*
- *¿Qué valor de referencia o valor cero debe utilizarse para el cálculo de la distribución de pérdidas?*
- *¿Qué medidas alternativas pueden utilizarse para la asignación del capital económico, dada la política de provisiones de la entidad y los resultados derivados de la cartera?*
- *¿Qué opciones alternativas pueden utilizarse para estimar los ratios de riesgo-rentabilidad (medidas RaRoC)?*

En particular, BESSIS (2002, págs. 627-635) propone una serie de respuestas a las preguntas anteriores:

 *Horizonte temporal de estimación:* El horizonte a utilizar depende de la filosofía subyacente en la gestión de la cartera, dado que la fecha elegida debe permitir reestructurar la cartera para adaptarla a los objetivos de riesgo del banco, así como incrementar la asignación de capital económico, si fuera necesario. Dado que ambas acciones requieren tiempo y afectan a la situación global de la entidad, suele ser habitual utilizar el horizonte de 1 año, que coincide con el proceso de presupuestación.

Asimismo, los horizontes a 2 y 3 años son bastante frecuentes, si bien se recomienda el empleo adicional de horizontes más cortos al objeto de adaptarse al proceso de amortización de la cartera y conseguir detectar pérdidas tempranas.

 *Valor de referencia o valor cero:* La estimación de la distribución de pérdidas exige determinar un punto de partida o punto cero, que se utiliza como referencia para cuantificar las pérdidas previstas para la cartera⁸⁸. En la práctica, suelen considerarse tres puntos de partida alternativos: (1) el valor de la cartera en el momento actual (H_0), bien sea el valor en libros o el valor de mercado; (2) el valor esperado de la cartera al final del horizonte temporal (H_T); y (3) el valor esperado de la cartera al final del horizonte temporal (H_T), condicionado a la no existencia de incumplimientos previos.

 *Medidas para la asignación de capital:* Una vez que se ha estimado la distribución de pérdidas y se ha calculado la pérdida esperada e inesperada para un determinado

⁸⁸ La pérdida se define como la diferencia entre el punto cero y un valor futuro inferior.

nivel de significación (α), la asignación de capital económico a una cartera puede realizarse de tres maneras básicas:

- *Alternativa a.* Capital como exceso del punto cero de la función de pérdidas, tal que el capital absorbe tanto las pérdidas esperadas como inesperadas [$K(\alpha)=L(\alpha)$].
- *Alternativa b.* Capital como exceso de la pérdida esperada, si ya existe una provisión económica que cubra a éste componente [$K(\alpha)=L(\alpha)-EL$].
- *Alternativa c.* Capital como exceso del beneficio esperado menos la pérdida esperada entre el momento actual (H_0) y el horizonte temporal (H_T), al considerar que los beneficios sirven como un colchón que permite absorber parte de las pérdidas inesperadas, y que existen provisiones económicas para las pérdidas esperadas [$K(\alpha)=L(\alpha)-(beneficios\_esperadas-EL)=L(\alpha)-ES$].

✚ *Estimación de los ratios de riesgo-rentabilidad:* El modelo RaRoC debe definir los ratios a emplear para medir la rentabilidad ajustada al riesgo de la entidad. Si bien suele ser habitual el empleo del ratio “rendimiento medio de la cartera/capital económico $K(\alpha)$ ”, la definición final del indicador depende de la alternativa seleccionada para la asignación de capital:

- *Alternativa a.* Ratio RAROC = $\frac{\text{Rendimiento medio de la cartera}}{L(\alpha)}$.
- *Alternativa b.* Ratio RAROC = $\frac{\text{Rendimiento medio de la cartera} - EL}{L(\alpha) - EL}$.
- *Alternativa c.* Ratio RAROC = $\frac{\text{Rendimiento medio de la cartera} - EL}{L(\alpha) - (\text{Rendimiento medio de la cartera} - EL)}$.

A continuación se analizan las principales metodologías desarrolladas en este ámbito, no obstante una comparación extensa puede consultarse en CROUHY *et al.* (2000), y una aplicación empírica a carteras de Eurobonos se recoge en NICKELL *et al.* (1999).

2.2.2.3.2.1. El enfoque de activos contingentes: El modelo KMV Portfolio Manager®

El modelo KMV Portfolio Manager® fue presentado en 1993 por la empresa KMV (actualmente adquirida por Moody's), si bien muchas de sus ideas principales se pueden consultar en CROSBIE (1999).

A su vez, este modelo se apoya en la metodología Credit Monitor®, previamente comentada, desarrollada en 1991 por la misma empresa para la medición de riesgos de activos individuales, y que se fundamenta en la denominada “frecuencia esperada de incumplimiento” (“Expected default frequency” o Edf), concepto similar a la probabilidad de incumplimiento tradicional.

La Edf se calcula para cada prestatario según el modelo de MERTON (1974), apoyado a su vez en la Teoría de Valoración de Opciones de Black & Scholes (BLACK y SCHOLLES, 1970; 1971; 1972; 1973) como una función de su estructura de capital, la volatilidad de la rentabilidad de sus activos y el valor actual de los mismos. De esta forma, se sigue un enfoque microeconómico, dado que sólo se utilizan los precios de

las acciones de la empresa, sin considerar de forma explícita el estado del ciclo económico.

El modelo KMV Portfolio Manager® asume un paradigma continuo “*mark to market*”, esto es, emplea la probabilidad de incumplimiento del prestatario como una medida continua de la calidad del crédito (PHELAN y ALEXANDER, 1999).

Este modelo consta de tres fases principales: (1) estimación del valor de mercado de los activos al final del horizonte temporal analizado, y de su volatilidad; (2) cálculo de la distancia al incumplimiento; (3) asociación de la distancia al incumplimiento a las Edf empleando una base de datos, que en la actualidad cubre más de 25.000 empresas de todo el mundo.

Para ello, se parte de una serie de asunciones iniciales (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 37):

- El pasivo de la empresa está formado únicamente por el capital social, la deuda a corto plazo, la deuda a largo plazo y las acciones convertibles y preferentes.
- El valor intrínseco de los activos de la empresa se supone que sigue un proceso aleatorio con valores distribuidos según una distribución log-normal.
- Para estimar la distribución de pérdidas de la cartera, se asume que ésta se encuentra muy diversificada.
- Mediante la aplicación de la metodología VaR, el capital económico de cobertura se estima únicamente a partir de los resultados analíticos obtenidos por el modelo, que proporciona valores tabulados de las pérdidas calculadas para distintos niveles de confianza $(1-\alpha)$.
- El modelo emplea tipos de interés deterministas, esto es, no se considera explícitamente la presencia de riesgo de mercado ni la influencia de las condiciones económicas generales.

A continuación se analizan los aspectos más destacados de cada fase:

1. Estimación del valor de mercado y volatilidad de los activos

Mediante la aplicación del modelo de Merton y de la Teoría de Valoración de Opciones de Black & Scholes, el valor de una determinada posición (D_t) al final del horizonte temporal analizado puede calcularse mediante la ecuación (a):

$$D_t = V_t - E_t = Fe^{-rt} - P_t = Fe^{-rt} - Fe^{-rt} N(-d_2) + AN(-d_1) \quad (a),$$

con $d_1 = \frac{\ln(V_0 / F) + (r + \sigma_A^2 / 2)t}{\sigma_A \sqrt{t}}$, $d_2 = d_1 - \sigma_A \sqrt{t}$, siendo A el valor de mercado

de los activos de la empresa, F el valor facial o nominal de mercado de la deuda, r la tasa libre de riesgo al plazo de la posición, t el plazo de la posición, σ_A la volatilidad de los rendimientos de los activos y $N(d)$ la probabilidad acumulada de la curva de distribución normal.

Asimismo, KMV propone una segunda ecuación (b), relacionada con la volatilidad del rendimiento del precio de la acción en el mercado:

$$\sigma_E = \frac{N(d_1) \times A \times \sigma_A}{E_t} \quad (b),$$

siendo σ_E la volatilidad de los rendimientos del precio de la acción en el mercado y E_t el valor de mercado de capital.

La resolución conjunta de las ecuaciones (a) y (b) permite determinar las incógnitas que se buscaban, esto es, el valor de mercado de los activos al final del horizonte temporal (A) y la volatilidad de los rendimientos de los activos⁸⁹ (σ_A); para ello deben ser valores conocidos el nominal de la deuda (F), el valor de mercado del capital (E_T), la volatilidad del capital (σ_E), calculada a partir de la serie de datos histórica de los precios de mercado de la acción, el plazo de la deuda t y la tasa de libre de riesgo (r), por lo que el modelo sólo puede aplicarse, en principio, a prestatarios con acciones negociadas en mercados activos.

2. Cálculo de la distancia al incumplimiento

A partir de los valores previos, el modelo calcula la distancia al incumplimiento de cada posición.

De acuerdo con el modelo de Merton, el incumplimiento de un prestatario tiene lugar cuando el valor de su deuda excede al valor de sus activos en la fecha de madurez de la deuda. No obstante, según la experiencia de KMV® ésta no es una medida adecuada de la probabilidad de incumplimiento, sino que se aproxima más a la probabilidad de quiebra de la entidad. Por el contrario, KMV considera que el incumplimiento es un concepto más amplio, que tiene lugar cuando una firma no realiza el pago de un cupón y/o el reembolso de la deuda a su vencimiento.

El modelo Portfolio Manager® considera que el incumplimiento se produce cuando el valor del activo de la empresa alcanza un determinado nivel entre el valor de su deuda total y el valor de su deuda a corto plazo; de esta forma, el empleo de la distribución del valor de los activos para estimar la probabilidad de incumplimiento podría no ser adecuada, máxime si se consideran aspectos adicionales como la no normalidad de dicha distribución y las simplificaciones realizadas acerca de la estructura de capital de la empresa.

Para resolver este problema, KMV implementa una fase intermedia antes de calcular las probabilidades de incumplimiento, definiendo dos variables básicas:

- El “punto de incumplimiento o fallido” (“*default point*” o *DPT*) o umbral crítico para el incumplimiento, definido mediante la ecuación:

$$DPT = STD + \frac{1}{2} LTD,$$

siendo *STD* la deuda a corto plazo de la entidad y *LTD* la deuda a largo plazo.

- La “distancia al incumplimiento” (“*distance to default*” o *DD*), calculada como el número de desviaciones típicas que existen entre la media de la distribución de valores de los activos de la empresa y el punto de incumplimiento:

$$DD = \frac{E(V_t) - DPT}{\sigma_A},$$

siendo $E(V_t)$ el valor esperado de los activos de la empresa al final del horizonte temporal (A).

⁸⁹ Para calibrar el parámetro σ_A , el modelo emplea una técnica iterativa (CROUHY *et al.*, 2000, pág. 88). A diferencia de la volatilidad de las acciones, el parámetro σ_A suele ser relativamente estable en el tiempo (PHELAN y ALEXANDER, 1999).

A partir de la asunción de lognormalidad para la distribución del valor de los activos, puede redefinirse la distancia al incumplimiento, como sigue:

$$DD = \frac{\ln(V_0 / DPT_t) + (\mu - 1/2\sigma^2)t}{\sigma\sqrt{t}},$$

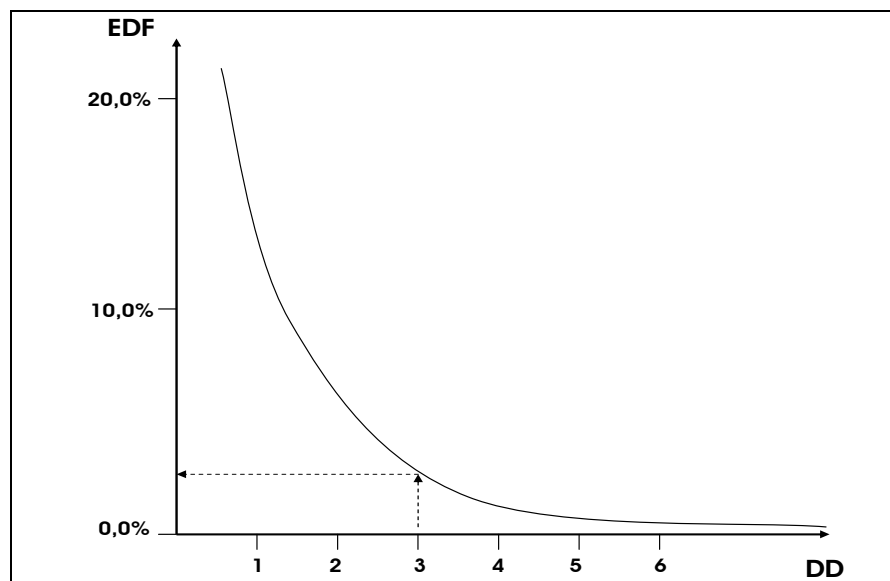
siendo V_0 el valor inicial de los activos de la empresa, DPT_t el punto de fallido en el horizonte temporal t , μ el rendimiento neto esperado de los activos y σ la tasa de volatilidad anualizada de los activos.

Así, puede concluirse que el área sombreada en la Figura 2.32 corresponde al valor $N(-DD)$.

Cabe destacar que la distancia al incumplimiento aumenta cuando: (a) el valor de los activos aumenta; (b) la volatilidad de los activos disminuye; y (c) el valor de la deuda disminuye.

3. Asociación de la distancia al incumplimiento a las Edf

Una vez calculados los valores de la volatilidad de los activos, de los propios activos y la valoración de la deuda, la metodología KMV Portfolio Manager® lleva a cabo la estimación de la Edf para cada deudor (similar a la conocida probabilidad de incumplimiento). Para ello se compara la distancia al incumplimiento con la experiencia observada en una amplia base de datos, y se efectúa una asociación uno a uno entre la distancia al incumplimiento y la Edf (Figura 2.33).



Fuente: Elaboración propia a partir de CROUHY *et al.*, (2002), pág. 91.

Relación entre la distancia al incumplimiento y la frecuencia esperada de incumplimiento. Modelo KMV Portfolio Manager®
Figura 2.33

Según KMV, la relación entre la distancia al incumplimiento y la Edf es estable a lo largo del tiempo y para distintos escenarios económicos (PHELAN y ALEXANDER, 1999). Por otra parte, se ha observado que la distancia al incumplimiento tiende a decrecer en periodos de recesión, y a incrementarse en

periodos de expansión, lo que resulta congruente con los desarrollos de Teoría Económica.

Desde la aparición de la metodología en 1993, las Edf estimadas han demostrado ser un indicador muy útil de los eventos de incumplimiento y de la degradación de la calidad crediticia de los prestatarios. Así, cuando la situación financiera de una empresa comienza a empeorar, es habitual que su Edf disminuya rápidamente hasta llegar al estado de incumplimiento (CROUHY *et al.*, 2000, págs. 92-93).

Por otra parte, los cambios en la Edf tienden a anticipar, al menos con un año de antelación, la degradación del rating del prestatario por parte de las agencias de calificación, que son más lentas en detectar cambios en la calidad crediticia de los deudores.

En este sentido, la Edf puede considerarse un ranking cardinal de los prestatarios respecto a su riesgo de incumplimiento, frente a los rankings ordinales propuestos tradicionalmente por agencias de calificación crediticia.

Ahora bien, resulta posible convertir los valores Edf en ratings tradicionales, mediante su asociación con las *probabilidades de incumplimiento* (S&P) o las *probabilidades de pérdida*⁹⁰ (Moody's) proporcionadas por las agencias de rating para cada una de sus categorías crediticias. Dado que los valores Edf son continuos, mientras que los ratings son ordinales, existirá una frecuencia media esperada de incumplimiento y un intervalo de variación de la Edf por categoría crediticia (Tabla 2.31).

Rating	Media	Percentil 10	Percentil 25	Percentil 50	Percentil 75	Percentil 90
AAA	0,04	0,02	0,02	0,02	0,02	0,04
AA	0,06	0,02	0,02	0,02	0,04	0,06
A	0,14	0,02	0,03	0,08	0,13	0,14
BBB	0,30	0,05	0,09	0,15	0,33	0,30
BB	1,09	0,12	0,22	0,62	1,30	1,09
B	3,30	0,44	0,87	2,15	3,80	3,30
CCC	7,21	1,43	2,09	4,07	12,24	7,21

Fuente: Elaboración propia a partir de CROUHY *et al.*, (2000), pág. 95.

Nota: Los datos han sido estimados por la propia KMV Corporation (actual Moody's KMV)

Asociación entre la distancia al incumplimiento y los ratings. Modelo KMV Portfolio Manager®

Tabla 2.31

Las Edf pueden utilizarse también para calcular una matriz de transición de calificaciones crediticias, que suele diferir bastante de la matriz de transición proporcionada por la agencia correspondiente.

Por último, el modelo KMV Portfolio Manager® calcula el *Valor en Riesgo de la cartera* (VaR) y el *capital económico* asociado sin necesidad de estimar la distribución completa de pérdidas de la cartera.

⁹⁰ En el caso de la probabilidad de incumplimiento, la agencia proporciona una estimación directa de la Edf; en el caso de la probabilidad de pérdida proporciona el producto Edf x LGD.

Para ello, define la pérdida de la cartera (L) en el instante de tiempo H como:

$$L = V_{H/ND} - V_H,$$

siendo $V_{H/ND}$ el valor descontado de la cartera en el momento H (según su rendimiento y sin que tenga lugar el incumplimiento) y V_H el valor de mercado de la cartera en el momento H , calculado a partir de la distribución del valor de los activos de la empresa, su estructura de capital y su probabilidad de incumplimiento. Dado que el valor V_H es desconocido en el momento 0, sólo puede estimarse su distribución de probabilidad, por lo que L es una variable aleatoria⁹¹.

Bajo ciertas asunciones, puede considerarse que la distribución límite de pérdidas de una cartera diversificada se aproxima a una normal inversa (marcadamente asimétrica y leptocúrtica), siendo relativamente sencillo calcular sus percentiles $(1-\alpha)$.

La Tabla 2.32 recoge los valores estimados para la pérdida $L_{(1-\alpha)}$ de una cartera considerando distintos valores críticos (α), expresada como el número de desviaciones típicas (s) respecto a la pérdida media o pérdida esperada (EL) para distintos valores de los parámetros p (probabilidad de incumplimiento), ρ (correlación estimada entre cada par de activos, obtenida mediante simulación de Monte Carlo a partir de la base de datos de KMV).

p	ρ	$(L_{(1-\alpha)} - EL) / s$			
		$\alpha=0,1$	$\alpha=0,01$	$\alpha=0,001$	$\alpha=0,0001$
0,01	0,1	1,19	3,80	7,00	10,70
0,01	0,4	0,55	4,50	11,00	18,20
0,001	0,1	0,98	4,10	8,80	15,40
0,001	0,4	0,12	3,20	13,20	31,70
Normal:		1,20	2,30	3,10	3,70

Fuente: Elaboración propia a partir de CROUHY *et al.* (2000), pág. 103.

Nota: Se han incluido también los valores de una distribución normal para comprobar la extrema no-normalidad de la función.

Estimación de la pérdida de la cartera para distintos valores críticos - KMV Portfolio Manager®

Tabla 2.32

Con el fin de estimar la severidad de la pérdida se precisa conocer la *tasa de recuperación* dado el incumplimiento, que en el caso de la metodología KMV Portfolio Manager® se considera una variable aleatoria que varía entre el 0% y el 100%, y que sigue una distribución beta, tal que:

$$\text{tasa de recuperación} = \beta = \alpha \times \left(\frac{1}{\mu_{\text{severidad de la pérdida}}} \right) - 1,$$

⁹¹ Para ello se sigue un procedimiento similar al descrito a continuación para CreditMetrics®, pero suponiendo un rating "continuo". Un desarrollo en detalle puede consultarse en DERVIZ y KADLCAKOVA (2001, págs. 40-44) y BESSIS (2002, págs. 595-602).

$$\alpha = \left[\mu_{\text{severidad de la pérdida}}^2 \times \frac{(1 - \mu_{\text{severidad de la pérdida}})}{\sigma_{\text{severidad de la pérdida}}^2} \right] - \mu_{\text{severidad de la pérdida}}$$

Una de las ventajas del modelo KMV Portfolio Manager® radica en que puede aplicarse a cualquier empresa cuyas acciones coticen en un mercado. Asimismo, se emplean valores de mercado, basados en las expectativas de futuro de la empresa, en lugar de valores contables, basados en el pasado. Por otro lado, la metodología tiene un sólido fundamento teórico, al apoyarse en los conocidos modelos de Merton (MERTON, 1974) y Black & Scholes (BLACK y SCHOLLES, 1970; 1971; 1972; 1973).

Asimismo, la probabilidad de incumplimiento de cada empresa está más relacionada con sus propias características que con el rating inicial de ésta. Así, la metodología Edf resulta más rápida que los ratings a la hora de detectar posibles problemas de solvencia a corto plazo (1 año), si bien no está claro que esta ventaja se mantenga a largo plazo (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 172).

Entre sus principales debilidades destaca el hecho de que no es directamente aplicable a empresas cuyas acciones no coticen en un mercado organizado, en cuyo caso habría que emplear medidas contables. Por otro lado, las Edf se apoyan en la hipótesis de normalidad de las rentabilidades de los activos, pero si esto no se cumple su cálculo se complica sobremedida.

Asimismo, el modelo no distingue entre tipos de activos, su prioridad, garantías o convertibilidad. Por otro lado, se asume una estructura de capital muy simplista y una estructura de la deuda constante en el tiempo. También se utiliza la hipótesis de alta diversificación de la cartera, lo que no siempre se cumple en la práctica.

Por último, la relación estimada entre la distancia al incumplimiento y la Edf está basada en datos de EE.UU., y su cálculo no ha sido claramente explicado.

2.2.2.3.2.2. El enfoque de migraciones: CreditMetrics®

El modelo CreditMetrics® para la gestión del riesgo de crédito fue desarrollado por la banca J.P. Morgan en 1997 (J.P. MORGAN, 1997), con el objetivo de medir el riesgo de crédito de una cartera como consecuencia de cambios en el valor de la deuda causados por variaciones en el rating de la contraparte⁹².

De esta forma, el modelo no sólo considera el evento de incumplimiento, sino también las variaciones en la calidad crediticia del emisor, constituyendo uno de los ejemplos más conocidos de metodologías “*mark to market*”. Asimismo, la calidad crediticia no se mide de forma continua, sino que se considera un número finito de medidas discretas (ratings).

El objetivo principal del modelo consiste en estimar la distribución esperada del valor de una cartera de bonos o préstamos, al final de un determinado horizonte temporal (generalmente, un año); para ello, lleva a cabo la estimación del valor futuro

⁹² En octubre de 1994 la entidad había desarrollado ya el modelo RiskMetrics®, que aplicaba la metodología VaR para la medición y gestión del riesgo de crédito (MORGAN GUARANTY TRUST COMPANY, 1995; MINA y XIAO, 2001). Una aplicación de RiskMetrics® para la medición del Valor en Riesgo de una cartera de swaps puede consultarse en MARTÍN MARÍN *et al.* (1997).

esperado de la cartera, que se compara con el valor inicial. Dichos cambios de valor se relacionan con las migraciones en la calidad crediticia del prestatario.

Ahora bien, a diferencia del riesgo de mercado, la curva que representa la distribución de los valores de una cartera de créditos es fuertemente asimétrica, presentando una elevada curtosis en la cola izquierda (Figura 2.34); ello se debe a que el incremento de los rendimientos ante una mejora del valor de la cartera es limitado, mientras que el descenso puede ser sustancial si se produce un empeoramiento significativo de la calificación crediticia. De esta forma, la distribución no puede construirse sólo con la media y la desviación típica, sino que se precisa simular la distribución completa a efectos de calcular Valores en Riesgo (VaR).



Fuente: Elaboración propia a partir de CROUHY *et al.*, (2000), pág. 64 y DE LARA HARO (2003), pág. 183.

Distribución de valores de la cartera según riesgo de mercado y de crédito. Modelo CreditMetrics®
Figura 2.34

Asimismo, otro problema que se plantea es la medición del efecto diversificación sobre la cartera, para lo que se precisaría disponer de las correlaciones en los cambios de calidad crediticia por cada par de emisores. Dado que esta información no es directamente observable, suele aproximarse mediante la evaluación de la distribución conjunta de rentabilidad de sus acciones, lo que constituye una simplificación que representa uno de los puntos débiles del modelo.

El modelo se compone de dos partes diferentes (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 27): (1) la parte *analítica*, que incluye cálculos de riesgos individuales, contribuciones marginales de riesgo, valor esperado de la cartera y desviación estándar; y (2) la parte de simulaciones de Monte Carlo, que deriva la distribución final de valores esperados de la cartera al final del horizonte temporal, y que se utiliza para el cálculo del valor económico a través de metodologías VaR.

A continuación se estudian detalladamente ambas etapas:

❶ Parte analítica

La parte analítica se centra en especificar un sistema de clasificaciones crediticias y de probabilidades de migración de un rating a otro, respecto al horizonte analizado. Los parámetros básicos del sistema son:

- ✓ Horizonte temporal analizado (un año, generalmente)
- ✓ Escala de calificaciones crediticias a utilizar (número de categorías, etc; el incumplimiento siempre es el valor más extremo).
- ✓ Matriz de transición o migración de calificaciones.
- ✓ Tipo de interés esperado para cada rating.
- ✓ Tasas de recuperación en caso de incumplimiento.

Asimismo, CreditMetrics® realiza una serie de asunciones básicas, entre las que destacan (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, págs. 28-29):

- Se considera que todos los prestatarios y/o activos financieros pueden ser asignados a categorías crediticias.
- Se considera que los prestatarios incluidos en la misma categoría crediticia tienen la misma probabilidad de incumplimiento.
- Se considera que los cambios en los valores de los activos se derivan de cambios en factores sistemáticos de riesgo, representados mediante índices específicos para los distintos países e industrias, y considerando las características de riesgo propias de cada posición⁹³.
- Se asume que todos los tipos de interés son deterministas, por lo que el modelo no resulta sensible a cambios en los diferenciales de crédito derivados de cambios en los mercados.

Como punto de partida, resulta necesario seleccionar el sistema o escala de ratings que se utilizará por el modelo, que puede ser interna a la entidad o externa (como las proporcionadas por Moody's, S&P, etc).

Una vez seleccionado el sistema de rating, se procede a asignar calificaciones crediticias a cada prestatario, utilizando las variables cuantitativas y cualitativas que se hayan estimado como relevantes; por su parte, cada calificación lleva implícita una *frecuencia esperada de incumplimiento* (EDF) y un tipo de interés (rendimiento) esperado para distintos momentos del horizonte temporal.

Una vez determinado el rating de cada posición, se utiliza la matriz de migración o transición de calificaciones para determinar las probabilidades de que dicho rating mejore o empeore.

De esta forma, la *matriz de transición de calificaciones* constituye la base del modelo, pudiendo ser también interna o externa a la entidad.

Si se selecciona una matriz de transición interna, ésta debe construirse mediante la estimación del proceso de migración de ratings para un conjunto de empresas durante uno o más ciclos económicos (PHELAN y ALEXANDER, 1999).

⁹³ No obstante, el modelo no captura las condiciones económicas generales, pues los índices industriales empleados pueden reflejar sólo parcialmente las tendencias presentes en la Economía (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 28).

Si se selecciona una matriz de transición externa, debe utilizarse aquella que proporcione la agencia de rating cuyo sistema de rating se esté empleando, de acuerdo con el horizonte temporal seleccionado⁹⁴. Con carácter general, estas matrices se derivan de series temporales a largo plazo (15-20 años) relativas a un número muy elevado de entidades (4.000-5.000 firmas).

A partir de los flujos de caja esperados para cada posición, del rating asignado a la misma, de las probabilidades de transición a otras categorías y de los tipos de interés vinculados con cada rating, el modelo estima el valor futuro del activo mediante la asunción de todas sus potenciales migraciones:

$$V_1^g = C + \sum_{t=2}^{T-1} \frac{C}{(1 + f_t^g)^{t-1}} + \frac{C + F}{(1 + f_T^g)^{T-1}},$$

siendo V_1^g el valor del activo al final del primer año si migra al rating g , F el principal del activo, C el cupón anual, T la madurez total del activo, g el rating anual asociado al activo, G el total de ratings posibles, f_t^g el tipo de interés aplicable a la g -ésima categoría crediticia en el momento t ($t=0, \dots, T$). En caso de incumplimiento, el valor del activo viene representado simplemente por el producto entre su valor facial y la tasa de recuperación.

Finalmente, el valor esperado del activo al final del horizonte de riesgo se obtiene mediante la expresión:

$$E[V_1] = \sum_{g=1}^G V_1^g \times \pi(g),$$

siendo $\pi(g)$ la probabilidad asociada con cada migración. Con carácter general, este valor es el que se considera como *exposición al incumplimiento* del activo (CROUHY *et al.*, 2000, pág. 82).

Tomando como referencia el valor calculado para el rating del activo en el momento 0, las variaciones en el valor del activo se calculan por diferencia. Asimismo, la varianza del valor futuro del activo adopta la expresión:

$$\sigma_0^2[V_1] = \sum_{g=1}^G (V_1^g - E[V_1])^2 \times \pi(g),$$

de forma que su raíz cuadrada (desviación típica) representa la medida de riesgo de cada activo individual⁹⁵.

La Tabla 2.33 recoge un ejemplo de aplicación de la metodología anterior, suponiendo un bono BBB de 100 € de valor facial que madura a 5 años y que paga un cupón anual del 6%.

⁹⁴ Como se ha comentado, si bien en el caso de un año las matrices de transición apenas presentan diferencias entre las agencias, para periodos más largos sí pueden observarse algunas desviaciones significativas.

⁹⁵ No obstante, también puede calcularse el percentil 99 de la distribución de cambios de valor en el activo para la aplicación de medidas VaR (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 167).

Rating a final primer año	Probabilidad (según matriz migración)	Tipo interés implícito para cada rating (año 1-año2-año3-año4)	Valor (€)	Cambio en valor (€)
AAA	0,02%	3,60%-4,22%-4,73%-5,12%	109,37	1,82
AA	0,33%	3,65%-4,32%-4,78%-5,17%	109,19	1,64
A	5,95%	3,72%-4,67%-4,93%-5,32%	108,66	1,11
BBB	86,93%	4,10%-6,02%-5,25%-5,63%	107,55	0,00
BB	5,30%	5,55%-7,02%-6,78%-7,27%	102,02	-5,53
B	1,17%	6,05%-15,02%-8,03%-8,52%	98,10	-9,45
CCC	0,12%	15,05%-4,17%-14,03%-13,52%	83,64	-23,91
Fallido	0,18%	Tasa de recuperación media = 51,13%	51,13	-56,42
Valor medio esperado = 107,01 € = $0,02\% \times 109,37 + 0,33\% \times 109,19 + 5,95\% \times 108,66 + 86,93\% \times 107,55 + 5,30\% \times 102,02 + 1,17\% \times 98,10 + 0,12\% \times 83,64 + 0,18\% \times 51,13$ Cambio esperado en el valor del activo = 107,01 – 107,55 = -0,54 € Desviación típica del valor medio esperado = 2,99 €				

Fuente: Elaboración propia a partir de CROUHY *et al.* (2000), pág. 64 y DE LARA HARO (2003), pág. 183.

Distribución de valor esperada para una posición individual. Modelo CreditMetrics®

Tabla 2.33

Una vez determinada la distribución de valores de cada posición, el siguiente paso del modelo consiste en determinar la *distribución estimada de pérdidas de la cartera*, obtenida mediante la adecuada agregación de los riesgos asociados con las posiciones individuales que la integran. Así, para una cartera que contenga n activos se tiene que (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 30):

- El valor medio de la cartera es igual a la suma de los valores medios estimados para los activos individuales.
- La varianza de la cartera se obtiene a partir de las varianzas de las distintas subcarteras, integradas por uno o dos activos:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \sigma_{ij}^2 - (n-2) \sum_{i=1}^n \sigma_i^2,$$

siendo σ_p^2 la varianza de la cartera, σ_i^2 la varianza individual del i -ésimo activo, y σ_{ij}^2 las varianzas de las subcarteras integradas por dos activos.

De esta forma, el cálculo de la *varianza de la cartera* precisaría calcular las varianzas de toda posible subcartera integrada por dos activos, para lo que se precisa conocer las probabilidades de migración conjunta para cada par de activos⁹⁶. Para ello, CreditMetrics® calcula, como paso intermedio, las correlaciones entre los rendimientos de los activos, usando como variables proxies las correlaciones entre los rendimientos de las acciones del prestatario⁹⁷.

⁹⁶ Esto es, la probabilidad de que dos activos migren juntos desde sus ratings iniciales (por ejemplo, AA, B) a otro par de ratings distinto (por ejemplo, A, BB).

⁹⁷ Por lo que implícitamente se supone que la empresa está enteramente financiada con capital propio.

Así, aplicando el modelo de Merton simplificado ⁹⁸, el rendimiento estandarizado derivado de los activos del prestatario es una variable aleatoria normal estándar definida por:

$$R = \frac{\ln\left(\frac{V(t)}{V_0}\right) - \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)t}{\sigma\sqrt{t}},$$

$$V_t = V_0 \exp\left\{\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)t + \sigma\sqrt{t}Z_t\right\},$$

siendo V_t el valor de los activos de la empresa en el momento t , μ la media de los rendimientos de los activos de la empresa, σ la volatilidad del rendimiento, Z un vector columna de procesos independientes tipo Wiener. De acuerdo con el modelo de Merton, se asume que $V_t \sim N(0,1)$.

Posteriormente, para calcular la correlación entre los rendimientos previos, CreditMetrics® considera que éstos dependen de un conjunto de factores comunes de riesgo sistemático y de un residuo específico de cada empresa; de esta forma, los rendimientos de cada par de activos (R, R') pueden descomponerse como sigue:

$$R = \sum_i w_i x_i + w\varepsilon \quad , \quad R' = \sum_i w'_i x_i + w'\varepsilon',$$

donde x_i hace referencia al i -ésimo índice nacional o industrial ⁹⁹, con correlaciones conocidas entre pares de indicadores; w_i, w'_j son pesos específicos para cada empresa y $\varepsilon, \varepsilon'$ son factores idiosincrásicos de riesgo para cada empresa.

En este sentido, la correlación ρ entre los rendimientos de cada par de activos puede ser fácilmente calculada:

$$\rho(R, R') = \sum_i \sum_j w_i w'_j \text{corr}(x_i, x_j).$$

Por último, la estimación de las *probabilidades conjuntas de transición* se lleva a cabo mediante la asunción de que los cambios en el valor de los activos de la empresa generan cambios en su calificación crediticia y en su probabilidad de incumplimiento. Así, si el valor del activo (V_t) desciende por debajo del valor de la deuda, la contraparte entrará en incumplimiento; si el valor del activo decrece hasta alcanzar un determinado umbral (Z_{CCC}), el rating será CCC, y así sucesivamente.

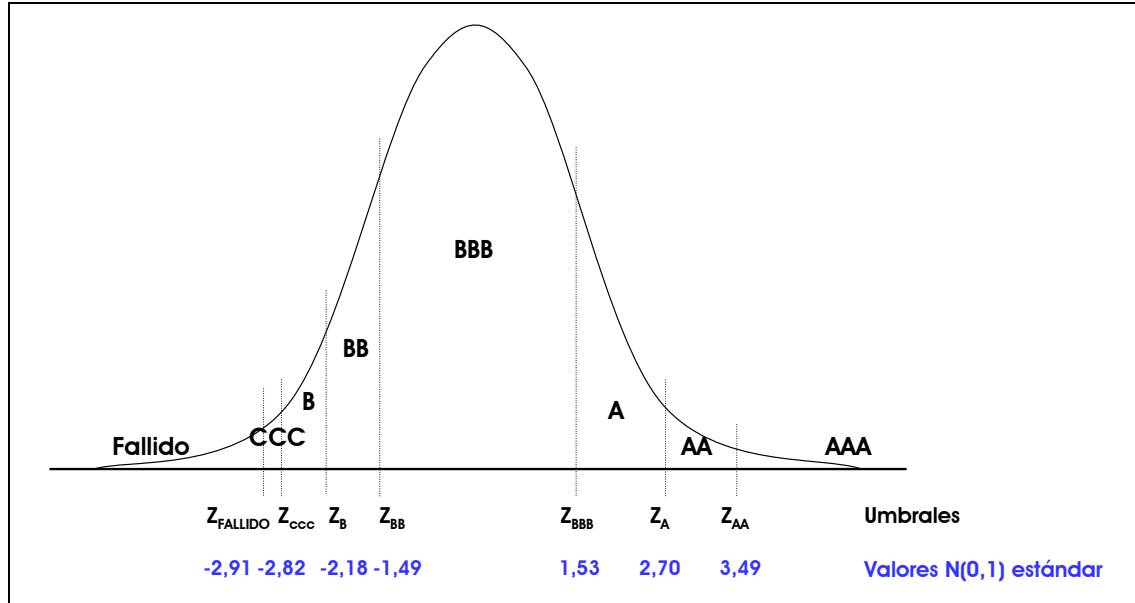
De esta forma, el modelo define un conjunto de umbrales ($Z_g, g \in G$) para cada categoría de rating, de forma que el valor del activo al final del horizonte temporal es asignado automáticamente a una categoría crediticia.

Para ello, el modelo lleva a cabo la división de la distribución de valores de los activos (V_t) en distintas bandas que reproducen lo más fielmente posible las frecuencias de cambio de ratings observadas en la matriz de migración; así, de acuerdo con el

⁹⁸ CreditMetrics® se apoya indirectamente en el modelo de Merton para estimar la quiebra, dado que considera que la probabilidad de incumplimiento de una empresa depende directamente de su rating. Así, el valor de los activos y pasivos de la firma se recoge implícitamente en el modelo, si bien no aparecen como variables explicativas directas (ALEXANDER, 2001, pág. 125).

⁹⁹ En este punto, también las agencias de rating suelen considerar que existe una correlación entre los prestatarios de un mismo sector industrial, tal como analiza el modelo Moody's Binomial Expansion Technique (MOODY'S INVESTORS SERVICE, 1997; ALEXANDER, 2001, pág. 143).

ejemplo de la Tabla 2.32, Z_{FALLIDO} representa un número real tal que el área bajo la cola izquierda de la *distribución V_t normal estandarizada* sea igual a 0,18 (probabilidad de migración al incumplimiento), el área bajo los puntos Z_{FALLIDO} y Z_{CCC} debe ser igual a 0,12 (probabilidad de transición hasta CCC), y así sucesivamente (Figura 2.35).



Fuente: Elaboración propia..

Generalización del modelo de Merton para migraciones de ratings. Modelo CreditMetrics® Figura 2.35

A partir de este resultado, el cálculo de la distribución conjunta estandarizada de los rendimientos de cada par de activos (R, R') se asume que sigue una distribución normal bivariada con correlación ρ :

$$f(u, u', \rho) du du' = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{ \frac{-1}{2(1-\rho^2)} [u^2 - 2\rho uu' + u'^2] \right\}$$

donde u y u' son las *distribuciones V_t normales estandarizadas* asociadas con los ratings iniciales (g y h , respectivamente).

De esta forma, la probabilidad de que al final del horizonte temporal se haya producido una migración conjunta de un par de ratings (g, γ) a otro (h, χ) viene dada por la expresión:

$$P(h, \chi) = P(Z_g^{h-1} < R < Z_g^h, Z_\gamma^{\chi-1} < R' < Z_\gamma^\chi) = \int_{Z_g^{h-1}}^{Z_g^h} \int_{Z_\gamma^{\chi-1}}^{Z_\gamma^\chi} f(u, u', \rho) du du'.$$

Finalmente, el análisis de riesgo para los dos activos se completa con el cálculo de las correspondientes varianzas y desviaciones típicas.

② Parte de simulaciones de Monte Carlo

El proceso anterior, desarrollado para subcarteras integradas por dos únicos valores, resulta extrapolable para carteras con un mayor número de posiciones.

Dado que dicha cartera está integrada por múltiples subcarteras que siguen distribuciones log-normales (V_i), el valor de la cartera no sigue una distribución normal, lo que dificulta su representación paramétrica. Como solución, CreditMetrics® emplea una técnica de simulación de Monte Carlo que proporciona la distribución de valores de la cartera en el horizonte de riesgo analizado, y que permite realizar los cálculos de Valor en Riesgo (VaR) al nivel de la cartera.

La simulación de Monte Carlo constituye un método numérico que infiere información sobre un determinado proceso aleatorio (caracterizado por una función de densidad de probabilidad), utilizando números reales generados aleatoriamente en el intervalo $[0,1]$. La lógica del método radica en que, cuando el número de escenarios crece hasta el infinito, el proceso artificial simulado aproxima con precisión creciente el proceso aleatorio real de partida (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 35). Como señala DOWD (1998):

“La idea subyacente en esta metodología no es otra que simular, de forma reiterativa, los procesos aleatorios que gobiernan los precios de los instrumentos financieros (...) Cada simulación proporciona un posible valor para nuestra cartera al final del horizonte temporal seleccionado. Si tomamos estas simulaciones en número suficiente, la distribución simulada de los valores de la cartera convergerá hacia la verdadera distribución, en principio desconocida, y podremos utilizar ésta para inferir el verdadero VaR”.

De esta manera, para una cartera integrada por n títulos, la simulación de Monte Carlo genera una distribución simulada del valor de la cartera al final del horizonte temporal considerado mediante la siguiente secuencia de pasos:

- Especificación de los umbrales del valor del activo para cada rating.
- Estimación de la correlación entre cada par de posiciones.
- Generación de un número suficiente de escenarios (10.000-20.000, habitualmente) de acuerdo con la distribución normal conjunta. Cada escenario contiene n valores estandarizados (uno para cada activo), preservando la correlación observada en la cartera real¹⁰⁰.
- Para cada escenario y activo, el valor estimado se compara con los umbrales definidos, tal que se asocia un nuevo rating a la posición.
- Dada la curva de tipos de interés esperados para cada rating, se reevalúa cada activo según la fórmula $V_1^s = C + \sum_{t=2}^{T-1} \frac{C}{(1 + f_t^s)^{t-1}} + \frac{C + F}{(1 + f_T^s)^{T-1}}$. El valor total de la cartera se obtiene como la suma de los n valores de los activos que la componen.
- El proceso se repite para un número elevado de escenarios, obteniendo un histograma que aproxima la distribución de valores de la cartera.
- A partir de la distribución de valores de la cartera se puede calcular la distribución esperada de pérdidas y aplicar la metodología VaR previamente comentada.

¹⁰⁰ Una técnica estándar para generar variables normales correlacionadas es la descomposición de Cholesky; para más información puede consultarse FISHMAN (1997).

A efectos de las simulaciones de Monte Carlo, se considera que la *tasa de recuperación* es una variable aleatoria que varía entre el 0% y el 100%, y que sigue la conocida distribución beta, tal que:

$$\text{tasa de recuperación} = \beta = \alpha \times \left(\frac{1}{\mu_{\text{severidad de la pérdida}}} \right) - 1,$$

$$\alpha = \left[\mu_{\text{severidad de la pérdida}}^2 \times \frac{(1 - \mu_{\text{severidad de la pérdida}})}{\sigma_{\text{severidad de la pérdida}}^2} \right] - \mu_{\text{severidad de la pérdida}}.$$

Finalmente, el modelo permite aislar las contribuciones marginales de riesgo de los activos que integran la cartera.

Entre los puntos fuertes del modelo destaca su capacidad para realizar una valoración completa de la cartera de títulos, dado que tiene en cuenta tanto las pérdidas como las ganancias por modificaciones de la calidad crediticia. Asimismo, CreditMetrics® considera explícitamente las correlaciones entre las probabilidades de incumplimiento de las posiciones, si bien su aproximación mediante el modelo de Merton puede resultar excesivamente simplista.

No obstante, la aplicación de la simulación de Monte Carlo combinada con las técnicas de Valor en Riesgo suele proporcionar estimaciones muy ajustadas acerca del riesgo implícito en la cartera de valores de la entidad.

Entre sus principales limitaciones destaca la necesidad de disponer de un número muy elevado de datos (matrices de incumplimiento y transición, tipos de interés estimados, etc) cuya calidad y contenido informativo siguen siendo objeto de debate (KEALHOFER *et al.*, 1999).

En particular, el modelo asume que todas las empresas dentro de un mismo rating tienen la misma probabilidad de incumplimiento y transición, al tiempo que considera tipos de interés deterministas, esto es, no asume la existencia de riesgo de mercado que pudiera afectar a la cartera.

Asimismo, el modelo se desarrolló para ser aplicado a bonos o préstamos, pudiendo extenderse fácilmente a otros instrumentos sencillos, como compromisos de préstamos o letras de crédito. Sin embargo, su aplicación a derivados como forwards o swaps no es tan directa, al no existir una fórmula clara para estimar la distribución de pérdidas potenciales y el grado de exposición para estos instrumentos (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 163).

Entre las variantes y extensiones del modelo CreditMetrics® cabe destacar los desarrollos conocidos como “Credit VaR I”® y “Credit VaR II”®, propiedad del Canadian Imperial Bank of Commerce (CIBC). Mientras que el primero constituye una versión simplificada de CreditMetrics®, el segundo extiende el modelo incluyendo tipos de interés estocásticos e incorporando derivados de crédito.

Por otra parte, recientemente se ha formulado el modelo CreditGrades® que, a partir de las formulaciones características de CreditMetrics®, trata de extender el modelo a mercados en expansión, al objeto de proporcionar un estándar transparente para la cuantificación del riesgo de crédito de instrumentos financieros de acuerdo con las nuevas regulaciones internacionales (FINGER, 2002).

2.2.2.3.2.3. El enfoque actuarial: CreditRisk+®

El modelo propuesto por Credit Suisse Financial Products bajo la denominación de CreditRisk+ (CREDIT SUISSE, 1997), corresponde a una propuesta tipo “*default mode*”, dado que únicamente considera dos estados de la naturaleza: incumplimiento y no incumplimiento. Así, el modelo analiza el riesgo de incumplimiento, pero no el de migración, siendo su propósito determinar las pérdidas esperadas y no esperadas, en lugar de calcular un Valor en Riesgo (VaR) específico¹⁰¹.

Algunos rasgos distintivos del modelo CreditRisk+® son (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001; PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002; DE LARA HARO, 2003):

- No se realiza ninguna hipótesis sobre las causas del incumplimiento, sino que simplemente se asigna a cada posición A una probabilidad de incumplimiento $P(A)$.
- La probabilidad de incumplimiento no se asocia con la estructura de capital del prestatario, ni se estima mediante datos históricos transversales.
- La probabilidad de incumplimiento de una posición en un determinado periodo (un mes) es la misma para cualquier periodo de idéntica duración.
- La exposición a un número significativo de prestatarios se distribuye de forma que cada uno tenga una pequeña probabilidad de incumplimiento.
- Se considera que el número de incumplimientos en un periodo es independiente del número de incumplimientos en cualquier otro periodo.
- El modelo permite determinar la severidad de la pérdida.

En particular, la *probabilidad de incumplimiento* de cada posición en un periodo específico viene dada por una variable continua con una función de probabilidad tipo Poisson:

$$P(N = n) = e^{-\mu} \frac{\mu^n}{n!} \quad n = 0, 1, 2, \dots,$$

de forma que:

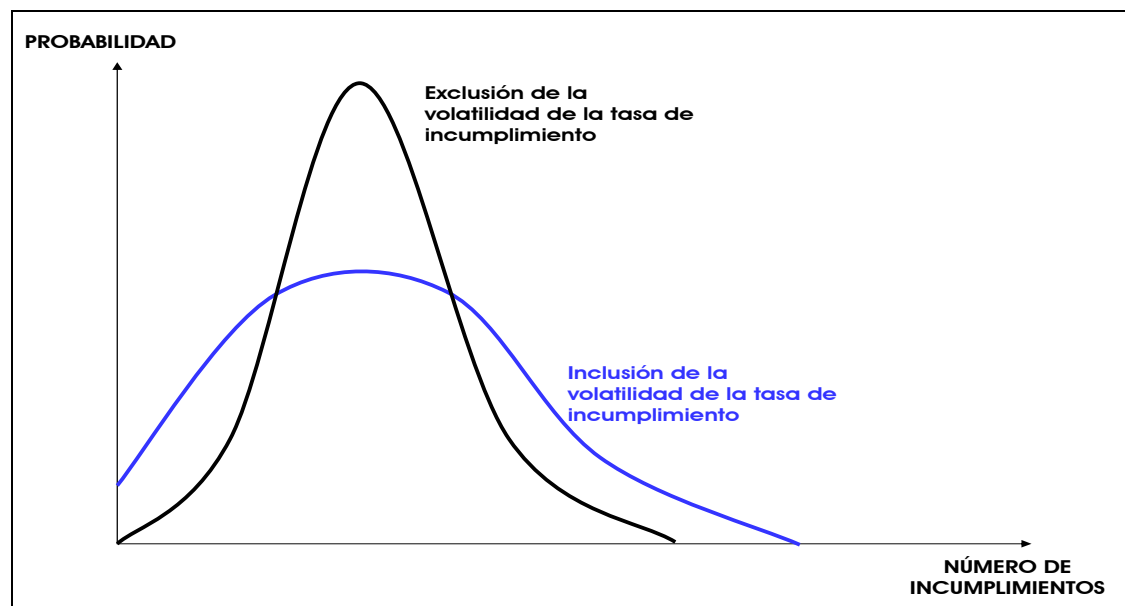
$$\mu = E[N], \quad \sigma[N] = \sqrt{\mu},$$

donde n es el número de incumplimientos cuya probabilidad se desea calcular, N el total de posiciones en la cartera y μ una tasa por unidad de tiempo que representa el número de pérdidas esperado o pérdidas medias para el periodo de tiempo analizado (normalmente un año).

La consideración de una distribución de Poisson implica que la desviación típica del número de incumplimientos debe ser la raíz cuadrada de la media. Esta regla debería cumplirse para distintas categorías de clientes (definidos, por ejemplo, mediante ratings), si bien en la práctica no suele observarse este comportamiento, debido a la variabilidad temporal de las tasas de incumplimiento, que dependen del ciclo económico (CROUHY *et al.*, 2000; PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002).

¹⁰¹ Si bien dicho VaR puede estimarse, si se desea, a partir de la distribución de probabilidades de incumplimiento del modelo.

A fin de considerar este fenómeno, CreditRisk+® incorpora como alternativa una distribución de Poisson generalizada, de forma que la probabilidad media de incumplimiento sea estocástica, con media μ y desviación típica σ_μ , lo que equivale a suponer una distribución de la tasa de incumplimiento asimétrica a la derecha¹⁰² (Figura 2.36).



Fuente: Elaboración propia a partir de CREDIT SUISSE (1997) y CROUHY *et al.* (2000), pág. 110.

Distribución de eventos de incumplimiento. Modelo CreditRisk+® Figura 2.36

Por lo que respecta a la *severidad de las pérdidas*, el modelo considera que, ante un evento de incumplimiento, el prestamista incurre en una pérdida igual a la cantidad entregada al deudor (valor facial en el momento del fallido), menos una tasa de recuperación.

Así, CreditRisk+® ajusta la exposición para cada deudor de acuerdo con la tasa anticipada de recuperación; estas exposiciones ajustadas se consideran exógenas al modelo e independientes del riesgo de mercado.

Para la estimación de la *distribución de pérdidas de la cartera*, el modelo utiliza como información de partida las exposiciones de la entidad a cada activo individual y la probabilidad de incumplimiento de dicho activo (p_i).

A partir de estos datos, el modelo le asigna la denominada “*exposición común*” (v'_i), calculada como el ratio entre la exposición bancaria a dicho prestatario y una exposición global preestablecida (por ejemplo, 100.000 dólares).

Posteriormente, las exposiciones se dividen en B “bandas” según su “*exposición común*” (v_i), medida en unidades de exposición (L). Cada banda se contempla como una cartera independiente de préstamos y/o bonos, tal que:

¹⁰² En concreto, CreditRisk+® asume que la tasa media de incumplimiento sigue una distribución Gamma.

$$\varepsilon_j = v_j \times \mu_j = \sum_{A: v_A = v_j} \varepsilon_A ,$$

$$\varepsilon_A = \frac{\lambda_A}{L} = \frac{L_A \times P_A}{L} ,$$

$$\mu_j = \frac{\varepsilon_j}{v_j} = \sum_{A: v_A = v_j} \frac{\varepsilon_A}{v_A} ,$$

siendo ε_j la pérdida esperada en la banda j en unidades de exposición, μ_j el número esperado de incumplimientos para la j -ésima banda, ε_A la pérdida esperada para el deudor A , L_A la exposición para el deudor A y P_A la probabilidad de incumplimiento del deudor A .

Para cada banda se define una “función generatriz de probabilidad de la distribución de pérdidas” [$G_j(z)$], como sigue (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 47):

$$G_j(z) = \sum_{n=0}^{\infty} \Pr\{L_j = nL\} z^n = \sum_{k=0}^{\infty} P(k \text{ incumplimientos}) z^{kv_j} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\mu_j^n e^{-\mu_j}}{n!} z^{nv_j} = e^{-\mu_j + \mu_j z^{v_j}}$$

donde las pérdidas se expresan de nuevo en unidades de exposición L .

Asumiendo que las bandas son independientes entre sí, puede calcularse la función generatriz de probabilidad de la distribución de pérdidas de la cartera como el producto de las distribuciones de cada banda:

$$G(z) = \prod_{j=1}^B G_j(z) = \prod_{j=1}^B e^{-\mu_j + \mu_j z^{v_j}} = e^{-\sum_{j=1}^B \mu_j + \sum_{j=1}^B \mu_j z^{v_j}} .$$

A partir de esta expresión se deriva la distribución de pérdidas de la cartera:

$$P_n = P(\text{pérdida} = n \times \text{unidades\_de\_exposición}) = \frac{1}{n!} \times \left. \frac{d^n G(z)}{dz^n} \right|_{z=0} , \quad n = 0, 1, \dots$$

Por su parte, el modelo captura la *diversificación de la cartera* y el *riesgo sistemático* mediante su asignación a “sectores”; así, en una cartera diversificada cada exposición se asigna a un sector diferente, mientras que en una cartera concentrada todas las exposiciones forman parte del mismo sector. Cada sector corresponde a una colección de prestatarios homogéneos, que se encuentran bajo la influencia de un factor subyacente, si bien CreditRisk+® no menciona específicamente la forma de asignar los sectores a los prestatarios ni el número de sectores a utilizar¹⁰³.

El modelo considera que la *correlación entre incumplimientos* se debe a factores externos, relacionados con el riesgo sistemático, tales como el crecimiento económico regional, cambios en el precio de “commodities” o la fortaleza de la industria (ALEXANDER, 2001, pág. 123). En lugar de tratar de modelar directamente estas correlaciones, CreditRisk+® emplea la volatilidad de las tasas de incumplimiento para capturar su efecto y producir colas alargadas en la distribución de pérdidas de la cartera.

¹⁰³ Si bien podrían referirse a países o industrias a las que pertenezca el deudor (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 46).

A partir de este modelo básico, CreditRisk+® incorpora algunas alternativas adicionales, como la extensión a periodos superiores al año o el empleo de tasas de incumplimiento variables que dependen linealmente de múltiples factores independientes entre sí.

La ventaja más importante de esta metodología es que precisa de un número reducido de datos de partida, ya que sólo se debe proporcionar al sistema las tasas medias de incumplimiento y las tasas medias de recuperación, para cada sector de la cartera. Esto facilita los cálculos y garantiza una respuesta rápida del modelo, que puede trabajar con miles de exposiciones.

Asimismo, la determinación de la contribución marginal al riesgo de crédito de cada prestatario individual puede ser fácilmente calculada.

Entre las limitaciones del modelo CreditRisk+® destaca el hecho de que no modeliza el riesgo de migración ni el riesgo de mercado, sino que considera que la exposición para cada prestatario es fija e independiente de los posibles cambios de su calidad crediticia, así como de la variabilidad de los tipos de interés futuros.

Otra limitación importante se deriva del hecho de que el modelo es aplicable principalmente a bonos e instrumentos financieros lineales, no resultando adecuado para productos no lineales (como las opciones o los swaps de tipo de cambio).

Por otro lado, el modelo incorpora mucha ambigüedad respecto a la especificación de las tasas de incumplimiento para los deudores individuales, a pesar de ser uno de los inputs básicos del sistema. Así, se supone que los bancos conocen estas probabilidades de incumplimiento y su correspondiente volatilidad, si bien en la práctica sería recomendable disponer de algún método de cálculo que sirviera de guía a los usuarios.

Finalmente, el modelo adolece de cierta falta de completitud, dado que se centra en el cálculo de las pérdidas por incumplimiento, pero no calcula los cambios en el valor de la cartera sujeta al riesgo de crédito.

2.2.2.3.2.4. El enfoque macroeconómico: CreditPortfolio View®

El modelo conocido como CreditPortfolio View® (CPV) fue desarrollado en 1997 por T. Wilson (WILSON, 1997a; 1997b), para la empresa de consultoría McKinsey (McKINSEY, 1998).

Este modelo puede trabajar tanto bajo el paradigma “*default mode*” como bajo el paradigma “*mark to market*”, dado que no sólo analiza la probabilidad de incumplimiento (problema binario), sino que también proporciona la probabilidad de migración para cada país, industria o nivel de rating (PHELAN y ALEXANDER, 1999).

La propuesta responde a un enfoque macroeconómico, puesto que se trata de un modelo multifactor que proporciona la distribución condicional conjunta de las probabilidades de incumplimiento y migración en diferentes industrias y países. En lugar de utilizar las tasas medias de incumplimiento observadas históricamente, la distribución de la probabilidad de incumplimiento es condicional al valor de distintos

factores macroeconómicos¹⁰⁴, entre los que destacan (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002, pág. 172):

- ✓ La tasa de desempleo.
- ✓ La tasa de crecimiento del Producto Nacional Bruto (PNB).
- ✓ El nivel de los tipos de interés.
- ✓ El nivel de los tipos de cambio.
- ✓ El Gasto Público realizado por el Gobierno.
- ✓ La tasa agregada de ahorro de la Economía.

La hipótesis básica del modelo radica en que las probabilidades de incumplimiento y de migración están asociadas al estado general de la Economía¹⁰⁵: cuando la Economía se encuentra en fase recesiva, los incumplimientos y las migraciones negativas aumentan, ocurriendo lo contrario si la Economía se encuentra en fase expansiva.

El modelo CPV consta de dos componentes o submodelos consecutivos:

- *Modelo multifactor de riesgo de impago sistemático.*- Se emplea para simular las probabilidades de incumplimiento y migración para cada nivel de rating, industria o país analizado. Estas probabilidades dependen del estado actual de la Economía y del sector específico analizado.
- *Modelo para calcular la distribución esperada de pérdidas para cualquier cartera de exposiciones.*- Lleva a cabo la combinación de las distribuciones marginales de pérdidas de cada posición individual, considerando las correlaciones entre las contrapartidas (consecuencia del riesgo sistemático).

Las *probabilidades de incumplimiento* para cada país o sector se modelan mediante funciones tipo “logit”, que utilizan como variable independiente un índice del grado de calidad crediticia que depende del valor actual y pasado de variables macroeconómicas; así, bajo la asunción de que dichas variables siguen un proceso autorregresivo univariante de orden 2 (AR2), se tiene:

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}} ,$$

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t} ,$$

$$X_{j,i,t} = \delta_{j,i,0} + \delta_{j,i,1}X_{j,i,t-1} + \delta_{j,i,2}X_{j,i,t-2} + e_{j,i,t} ,$$

$$v_{j,t} \sim N(0, \sigma_j) \quad , \quad e_{j,i,t} \sim N(0, \sigma_{e_{j,i,t}}) ,$$

donde $P_{j,t}$ es la probabilidad condicional de incumplimiento en el periodo t ($0 \leq P_{j,t} \leq 1$) para las empresas del j -ésimo sector o país; $Y_{j,t}$ es el valor del índice de calidad crediticia para el j -ésimo sector y el momento t ; y $X_{j,it}$ es el valor de la i -ésima variable macroeconómica respecto al j -ésimo sector o país y para el instante de tiempo t .

¹⁰⁴ Las variables macroeconómicas son específicas para cada país (CROUHY *et al.*, 2000, pág. 114).

¹⁰⁵ Existe alguna evidencia empírica reciente en este sentido, como la recogida en los trabajos de NICKELL *et al.* (2001) y HOLL (2001).

La resolución conjunta de las ecuaciones previas permite determinar las probabilidades de incumplimiento ¹⁰⁶. Posteriormente, se utilizan simulaciones de Monte Carlo para determinar la distribución de las probabilidades de incumplimiento condicionales al estado de la Economía, como se analiza posteriormente.

Por lo que respecta a la *distribución de pérdidas* de la cartera, CPV® asume que la Economía se encontrará en un número finito de estados respecto al horizonte de tiempo analizado. De esta forma, cada pérdida potencial que podría sufrir la cartera es acompañada por una probabilidad incondicional, que representa la suma de las probabilidades condicionales de incumplimiento para todos los estados analizados.

De forma ilustrativa, la Tabla 2.34 recoge la distribución de pérdidas condicional de una cartera integrada por dos posiciones, *posición 1* (exposición de 100€) y *posición 2* (exposición de 200€), siendo sus probabilidades estimadas de incumplimiento, respectivamente, del 2,10% y 1,80% (en época de expansión) y del 3,20% y 9,40% (en época de recesión).

Al final del horizonte temporal analizado pueden producirse cuatro situaciones: que ninguna de las posiciones incumpla (A); que incumpla la posición 1 pero no la posición 2 (B); que incumpla la posición 2 pero no la posición 1 (C); que incumplan ambas posiciones (D).

INCUMPLIMIENTO	RECESIÓN ECONÓMICA (probabilidad=25%)		EXPANSIÓN ECONÓMICA (probabilidad=75%)	
	<i>Pérdida de la cartera (€)</i>	<i>Probabilidad (%)</i>	<i>Pérdida de la cartera (€)</i>	<i>Probabilidad (%)</i>
A	0	21,93%	0	72,10%
B	100,00	0,72%	100,00	1,30%
C	200,00	2,27%	200,00	1,55%
D	300,00	0,08%	300,00	0,04%

Fuente: Adaptado de DERVIZ y KADLCAKOVA (2001), pág. 51.

Nota: La probabilidad del evento A es la probabilidad de que la posición 1 no incumpla y la posición 2 no incumpla y se produzca recesión, esto es: $[(1-3,20\%)(1-9,40\%)(25\%)]=21,90\%$.

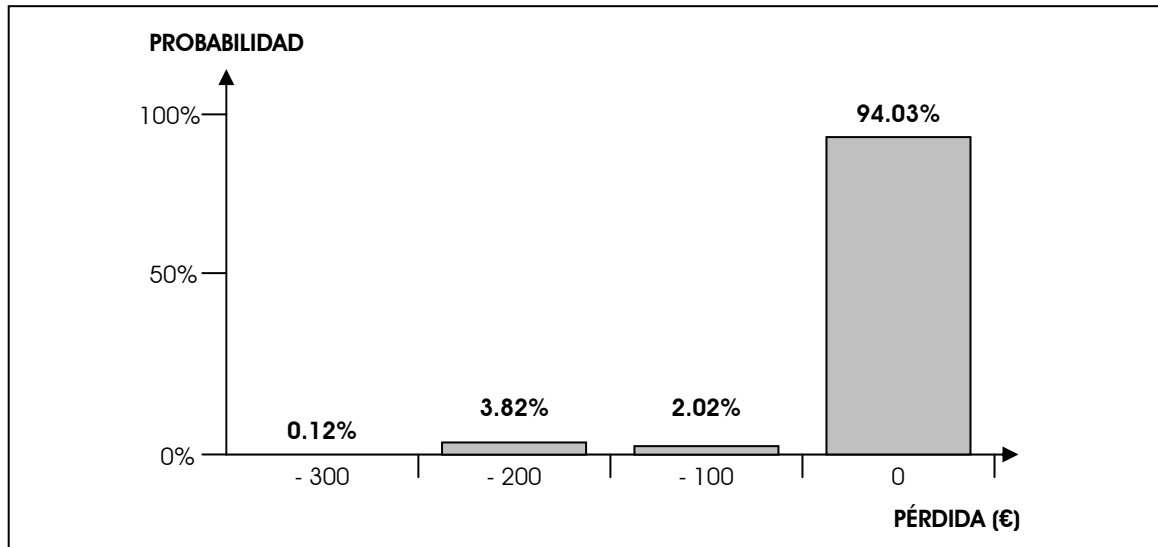
El resto de probabilidades se ha calculado siguiendo el mismo razonamiento.

Distribución de pérdidas de la cartera condicional al estado de la economía. Modelo CPV®

Tabla 2.34

A partir de la tabla previa, resulta sencillo obtener la distribución final de pérdidas de la cartera (Figura 2.37).

¹⁰⁶ Empleando para ello la descomposición de Cholesky; véase CROUHY *et al.* (2000, pág. 115) y DERVIZ y KADLCAKOVA (2001, pág. 49) para un análisis más detallado.



Fuente: Elaboración propia a partir de DERVIZ y KADLCAKOVA (2001), pág. 51.

Notas: - La probabilidad de la pérdida (-300) es la probabilidad de que ocurra el evento D bajo recesión económica o que ocurra el evento D bajo expansión económica, esto es: $0,08\% + 0,04\% = 0,12\%$.
- El resto de probabilidades se ha calculado siguiendo el mismo razonamiento.

Distribución final de pérdidas de la cartera. Modelo CPV®

Figura 2.37

Destaca el hecho de que CPV® considera que las inversiones incluidas en el grado de inversión son menos sensibles a los ciclos económicos que las inversiones de grado especulativo. De esta forma, las empresas con mejores ratings presentarían incumplimientos menos predecibles que las empresas menos solventes, por lo que el modelo proporciona un ajuste específico para las primeras (BESSIS, 2002, pág. 473).

A partir de la distribución de la probabilidad de pérdidas, la estimación del *capital económico* a asignar a la cartera se lleva a cabo mediante el empleo de la metodología de Valor en Riesgo (VaR).

Una vez determinada la distribución de pérdidas de la cartera, resulta posible construir la denominada “matriz de probabilidades de transición condicional al estado de la Economía” (CM). Para ello, se parte de la matriz de transición incondicional proporcionada por una agencia de rating (como Moody’s o S&P), denotada como IM. Denominando cm_t a la probabilidad estimada de incumplimiento condicional al estado de la Economía, e im_t a la probabilidad media de incumplimiento histórica, el modelo CPV® formula dos hipótesis de funcionamiento:

$cm_t / im_t > 1$, en épocas de recesión económica;

$cm_t / im_t < 1$, en épocas de expansión económica;

A partir de estas ideas se construye la matriz CM_t , tal que:

$$CM_t = M(P_{jt} | im_t),$$

donde el ajuste que se lleva a cabo consiste en desplazar las probabilidades de migración de la matriz (im_t) hacia los estados de fallido si el ratio P_{jt}/im_t es mayor que la unidad (recesión económica), y lo contrario si el ratio es menor que la unidad (expansión económica).

La principal ventaja de este modelo es que incluye explícitamente la relación entre el ciclo económico y el nivel de riesgo soportado por la cartera, lo que resulta coherente con los desarrollos de Teoría Económica. No obstante, el énfasis se pone sobre los factores macroeconómicos, ignorándose los aspectos microeconómicos que influyen sobre la probabilidad de incumplimiento y transición de las posiciones.

Entre las limitaciones más importantes del CPV® está la necesidad de disponer de una gran base de datos que permita calibrar el modelo para distintas industrias y países. Este problema resulta particularmente importante cuando se desea trabajar con un número elevado de ratings, industrias o países, dado que se precisa disponer de un volumen importante de observaciones para cada clase.

Por otro lado, la calibración de la matriz de migraciones debe realizarse mediante un proceso “ad hoc”, por lo que no puede asegurarse que la metodología propuesta consiga mejores resultados que un modelo bayesiano simple en el que la revisión de las probabilidades de transición se base en la experiencia interna acumulada por el departamento de crédito del banco y la apreciación interna de la fase de crédito en la que se encuentra la entidad, según su cartera de créditos (CROUHY *et al.*, 2000, pág. 117). Asimismo, el CPV® no es un modelo estructural completo, dado que únicamente genera probabilidades de incumplimiento, y las matrices de transición son ajustadas a partir de las matrices propuestas por agencias de rating externas.

2.2.2.3.2.5. Comparación entre alternativas

Desde el momento en que comenzaron a desarrollarse modelos comerciales basados en el enfoque “Credit VaR”, han sido numerosos los análisis comparativos que tratan de determinar si existen diferencias significativas entre ellos. Así, FREY y McNEIL (2001) realizan una distinción conceptual entre los modelos, dividiéndolos en dos grandes grupos:

- ✓ Modelos de variables latentes (“*latent variable models*”), representados por CreditMetrics® y KMV Portfolio Manager®. El incumplimiento se produce cuando una variable no observable cruza un umbral predefinido, de forma que las correlaciones entre los incumplimientos se deben a la existencia de factores de riesgo comunes que gobiernan a las variables latentes del modelo.
- ✓ Modelos mixtos (“*mixture models*”), representados por CreditRisk+® y CPV®. Los incumplimientos individuales se consideran condicionalmente independientes, dados los valores de un conjunto de factores económicos.

Sin perjuicio de esta diferencia formal, en la práctica la mayoría de los estudios comparativos encuentran más similitudes que discrepancias entre los modelos. Así, por ejemplo, GORDY (2000) analiza la “anatomía” de los modelos CreditMetrics® y CreditRisk+®, concluyendo que, a pesar de las diferencias formales y las distintas asunciones sobre la distribución de pérdidas, ambas propuestas presentan una estructura común, de forma que su desempeño¹⁰⁷ es similar cuando se aplican a carteras de calidad media, observándose en ambos casos una sensibilidad particular a

¹⁰⁷ LÓPEZ y SAIDENBERG (2000) proponen diversos criterios para analizar el desempeño de los modelos “Credit VaR”, particularmente respecto a su capacidad para predecir adecuadamente las pérdidas por riesgo de crédito.

las correlaciones entre los incumplimientos y a la presencia de factores de riesgo sistemáticos. ALEXANDER (2001) observa resultados similares mediante la realización de simulaciones empíricas, llevando a cabo una asociación entre ambos modelos.

Por su parte, KOYLUOGLU y HICKMAN (1998) comparan los modelos CreditMetrics®, CreditRisk+® y CPV®, concluyendo de nuevo la presencia de factores comunes en el desarrollo de todos ellos. Según estos autores, cualquiera de las metodologías resulta adecuada para la gestión del riesgo de crédito de carteras de bonos o préstamos, de forma que presentan resultados similares, si se consideran parámetros afines de partida; no obstante, pueden observarse diferencias importantes si los parámetros se calibran de modo diferente, resultando especialmente crítico el parámetro que describe la correlación entre eventos de crédito (KOYLUOGLU *et al.*, 1999).

Asimismo, en el año 2000 la Asociación Internacional de Swaps y Derivados (“*International Swap Dealers Association*” o ISDA), junto con el Instituto Internacional de Finanzas (“*The Institute of International Finance*” o IIF) publicaron los resultados de un estudio comparativo de los modelos KMV Portfolio Manager®, CreditMetrics® y CreditRisk+®.

Para ello, se consideraron dos carteras diferentes: una pequeña, integrada por 588 posiciones con un valor de mercado de 12.540 millones de dólares, y otra mayor, integrada por 2.352 posiciones por un valor de mercado de 20.173 millones de dólares. La tasa de recuperación de garantías se fijó en un 60% para créditos y un 40% para bonos cotizados, siendo la desviación estándar de un 25% para los créditos y de un 20% para los bonos. A partir de estos datos, se analizaron los modelos Credit VaR implementados por 25 bancos comerciales en 10 países, con un nivel de confianza del 99%, observándose dos conclusiones principales:

- Los modelos arrojan resultados consistentes si se tienen datos de entrada similares (Tabla 2.35); así, con datos de entrada idénticos, los resultados entre las tres metodologías son casi exactos.
- Las diferencias en los resultados se deben a los datos de entrada, que presentan distintas frecuencias, correlaciones, métodos de valoración, diferenciales de crédito, tasas de descuento y tratamiento de flujos de efectivo.

Modelo	Monto de la cartera (millones de dólares)	Pérdida esperada (%)	VaR al 99% (millones de dólares)
PRIMERA CARTERA:			
CreditMetrics®	12.439,00	1,70%	4,40
KMV Port. Manager	11.654,00	1,00%	3,60
CreditRisk+	12.484,00	1,70%	4,40
SEGUNDA CARTERA:			
CreditMetrics®	49.726,00	1,70%	4,00
KMV Port. Manager	48.834,00	1,10%	3,30
CreditRisk+	49.786,00	1,70%	6,40

Fuente: DE LARA HARO (2003), pág. 194.

Nota: KMV subestima la pérdida esperada, probablemente debido a que emplea la tasa libre de riesgo como tasa de descuento, mientras que los otros modelos utilizan la tasa libre de riesgo más un diferencial.

Comparación entre modelos tipo “Credit VaR” según ISDA/IIF
Tabla 2.35

Por su parte, estudios como los de PHELAN y ALEXANDER (1999) y CROUHY *et al.* (2000) analizan de forma detallada las opciones utilizadas por cada metodología respecto a la definición de incumplimiento, probabilidad de incumplimiento, tasa de recuperación dado el incumplimiento y tratamiento de las correlaciones entre posiciones de la cartera, resumidas en la Tabla 2.36.

Atributos	CreditRisk+®	CreditMetrics®	KMV Portfolio Manager®	CreditPortfolio View® (CPV)
Empresa	Credit Suisse Financial Products	JP Morgan	KMV	Desarrollado por Wilson para McKinsey
Definición de riesgo de crédito	Pérdidas por incumplimiento	Incertidumbre en el valor de mercado	Pérdidas por incumplimiento	Pérdidas por incumplimiento e incertidumbre en el valor de mercado
Eventos de incumplimiento	Incumplimiento	Cambio de rating / incumplimiento	Probabilidades continuas de incumplimiento	Cambio de rating / incumplimiento
Fuentes de riesgos de crédito	Tasas esperadas de incumplimiento	Valor de los activos	Valor de los activos	Factores macroeconómicos
Probabilidad de incumplimiento (PD)	No especificado, distribución Poisson	Ratings internos o externos	Modelo de Merton (MERTON, 1974; 1977)	Variables macroeconómicas y simulación de Monte Carlo
Exposición al incumplimiento (EAD)	No especificado, pero input básico del modelo	Principal e interés en caso de bonos. Estimación específica para otros activos	Estimación específica	Estimación específica
Pérdida dado el incumplimiento (LGD)	1 - Recuperación	1 - Recuperación	Parámetro LGD porcentual	1 - Recuperación
Tasa de recuperación (TR)	Input al sistema. Ajusta exposición	Aleatoria (distribución beta)	Aleatoria (distribución beta)	Aleatoria
Probabilidades de transición	<i>No disponible</i>	Constantes	Valor de los activos	Guiadas por factores macroeconómicos
Correlación de los eventos de crédito	Vía volatilidad de las tasas de incumplimiento	Vía el modelo de valor de los activos	Vía el modelo de valor de los activos	Vía factores económicos
Cálculo	Analítico	Analítico / Simul. Monte Carlo	Analítico	Simulación Monte Carlo

Fuente: Elaboración propia, PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA (2002), pág. 175 y DERVIZ y KADLCAKOVA (2001), pág. 57.

Nota: KMV actualmente se denomina Moody's-KMV.

Comparación entre distintos modelos comerciales tipo Credit VaR
Tabla 2.36

Destaca el hecho que una fuente significativa de diferencias entre los modelos es la relativa a los requerimientos y accesibilidad a datos (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, págs. 54-55).

De acuerdo con este criterio, la metodología CreditRisk® es probablemente la más exigente, dado que precisa de un elevado volumen de datos para distintos sectores económicos, que no siempre está disponible.

Si bien el modelo KMV® también exige datos históricos para la estimación de la probabilidad de incumplimiento, se centra más en las características de los prestamistas (particularmente, en datos económico-financieros de empresas), que resultan más sencillos de obtener.

Por su parte, la aplicabilidad del modelo CPV® puede también verse restringida como consecuencia de la dificultad para disponer de los datos macroeconómicos que requiere, relativos particularmente a los eventos de incumplimiento.

Finalmente, la metodología CreditRisk+ es la que presenta una menor demanda de datos, dado que se sólo precisa disponer de las exposiciones y probabilidad de incumplimiento de los prestatarios individuales.

La Tabla 2.37 recoge los aspectos más destacados respecto a los requerimientos de datos de cada modelo.

MODELO	REQUERIMIENTOS DE DATOS
CreditMetrics®	- Características de los activos (tasas de devolución, madurez, tasas de recuperación). - Remuneración de los accionistas ("equity returns"). - Sistemas de rating y matrices de transición. - Índices nacionales e industriales, exposiciones de los activos individuales ante diferentes sectores de la Economía.
KMV Portfolio Manager®	- Características de los activos (tasas de devolución, tasas de recuperación). - Estructura de capital de las empresas. - Relación entre la distancia al incumplimiento (DD) y la frecuencia esperada de incumplimiento (EAF). - Tasa de interés libre de riesgo. - Índices nacionales e industriales, exposiciones de los activos individuales ante diferentes sectores de la Economía.
CreditRisk+®	- Probabilidades de incumplimiento de deudores individuales. - Exposiciones bancarias respecto a los deudores individuales.
Credit Portfolio View®	- Variables macroeconómicas (tipos de interés, tasa de crecimiento de la Economía, tasa de desempleo, etc.) - Coeficientes específicos de calibración para diferentes países y sectores económicos. - Características de los activos.

Fuente: Adaptado de DERMIZ y KADLCAKOVA (2001), pág. 55.

Requerimiento de datos de los modelos Credit VaR
Tabla 2.37

Por último, es posible identificar un conjunto de ventajas y limitaciones comunes a todos los modelos, con independencia de la metodología concreta que se emplee:

❶ Ventajas

Los modelos “Credit VaR” facilitan los procesos de revisión por parte de los reguladores, al incorporar pesos específicos para cada tipo de deudor e información sobre la concentración de riesgos de la cartera total de la entidad, aspectos que recientemente se han incorporado a la mayoría de las normas reguladoras.

Por otro lado, estos modelos facilitan la asignación eficiente de capital económico entre diferentes líneas de negocio, así como la medición del rendimiento de la entidad a través de medidas ajustadas al riesgo, tales como los ratios RaRoC.

La diversidad de modelos “Credit VaR” permite a las entidades financieras seleccionar la alternativa más adecuada a sus necesidades, teniendo en cuenta la disponibilidad de datos, la composición de su cartera de posiciones crediticias, las asunciones específicas de cada modelo y su facilidad relativa de implementación.

❷ Limitaciones

Una crítica que cabe realizar al conjunto de modelos es la consideración de tipos de interés deterministas, hipótesis inadecuada para la valoración del riesgo de crédito de instrumentos derivados.

Asimismo, los modelos que no incorporan factores macroeconómicos pueden subestimar o sobreestimar las probabilidades de transición entre ratings en el corto plazo, especialmente si sólo consideran datos a largo, que no reflejan las fluctuaciones económicas. Ahora bien, los modelos condicionales, que incorporan estos factores, pueden subestimar o sobreestimar también las probabilidades de transición en aquellos momentos en los que se produzca un cambio de tendencia en el ciclo de crédito.

De esta forma, una mejora interesante consistiría en introducir tipos de interés estocásticos y tasas de incumplimiento relacionadas con el estado general de la Economía (PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, 2002).

Por otro lado, se asume que las correlaciones entre las tasas de incumplimiento, la severidad de la pérdida dado el incumplimiento y la exposición al cumplimiento toman el valor cero, incluso cuando los ejemplos reales demuestran que esto no tiene por qué ser necesariamente así; por ejemplo, para un contrato de crédito, el prestamista puede extinguir toda la línea de crédito si se produce un deterioro significativo del rating del deudor, por lo que el nivel de exposición y la probabilidad de incumplimiento estarán correlacionados de forma positiva (DERVIZ y KADLCAKOVA, 2001, pág. 58).

Finalmente, todos los modelos analizan de forma separada el riesgo de crédito y el riesgo de mercado, cuando en la práctica existe una fuerte correlación entre ambos (FRIDSON *et al.*, 1997; ABAD ROMERO, 2005)¹⁰⁸.

¹⁰⁸ PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA (2002, págs. 189-196) estudia las distintas alternativas para la integración del riesgo de mercado y el riesgo de crédito, distinguiendo tres categorías: integración simple, modelos estructurales (DÍAZ, 2002; BARNHILL y MAXWELL, 2002) y modelos de forma reducida (JARROW y TURNBULL, 2000; JARROW, 2001).

2.2.2.3.3. Credit Scoring: Nuevas propuestas de medición

Las extensiones más recientes de los modelos de “credit scoring” se centran en el desarrollo de formas complejas de la función discriminante, así como en métodos que permitan actualizar de forma continua los modelos desarrollados (ZIEMBA, 2005).

Asimismo, se han desarrollado modelos basados en técnicas estadísticas más avanzadas, tales como el *análisis factorial* (EZZAMEL *et al.*, 1987; GARCÍA AYUSO y GIMÉNEZ CARDOSO, 1996; CALOGHIROU *et al.*, 1997), *análisis cluster* (PINCHES *et al.*, 1973; MAR MOLINERO y EZZAMEL, 1991) o las *escalas multidimensionales* (LARRÁN JORGE y REES, 1999; MAR MOLINERO y SERRANO CINCA, 2001; NEOPHYTOU y MAR MOLINERO, 2004).

Se ha planteado, también, la determinación de la probabilidad de incumplimiento mediante algoritmos basados en Inteligencia Artificial y Aprendizaje Máquina, tales como los Árboles de Decisión, los Splines de Regresión Adaptativa Multivariante (BONILLA *et al.*, 2003), los Algoritmos Genéticos (DESAY *et al.*, 1997; VARETTO, 1998; YOBAS *et al.*, 2000; DE ANDRÉS SUÁREZ y LORCA FERNÁNDEZ, 2004; FINLAY, 2005), las Redes Neuronales Artificiales o RNAs (ODOM y SHARDA, 1992; FANNING y COGGER, 1994; SERRANO CINCA y MARTIN DEL BRIO, 1995; CAOINETTE *et al.*, 1998; RODRÍGUEZ LÓPEZ, 2004; DE WAAL *et al.*, 2005) o las propuestas híbridas que combinan Lógica Borrosa con paradigmas de Aprendizaje Máquina (HOFFMANN *et al.*, 2002). En particular, BONILLA *et al.* (2003) realizan una interesante comparación de dichas técnicas para la base de datos crediticia propuesta en QUINLAN (1987), relativa a solicitantes de tarjetas de crédito.

Destaca particularmente la aplicación de redes neuronales artificiales para modelos de “credit scoring” que, si bien es bastante reciente, ha alcanzado una notoria popularidad en los últimos años. Así, se han desarrollado distintas propuestas que tratan de beneficiarse de la capacidad de estos sistemas para modelar relaciones no lineales entre los atributos analizados, tal como sugiere la evidencia empírica en el ámbito del riesgo de crédito (BESSIS, 2002, pág. 460). Asimismo, este tipo de sistemas evita las restricciones que imponen muchas hipótesis de partida de los modelos estadísticos, tales como la independencia entre variables exógenas o la presencia de normalidad en los datos.

De esta forma, pueden destacarse dos diferencias fundamentales entre las redes neuronales artificiales y los modelos estadísticos (BESSIS, 2002, pág. 474):

- ✚ Las relaciones establecidas entre las entradas y salidas de cada neurona de la red son de carácter no lineal, por lo que la función final que modela los inputs y outputs es también no lineal.
- ✚ Las RNAs intentan mimetizar cualquier función que relacione los inputs originales (atributos observables) y los outputs finales (variable modelizada). Esta aproximación funcional se lleva a cabo mediante un proceso de minimización de la función de error entre los valores predichos por el modelo y los valores reales.

Las principales modelizaciones con RNAs se han realizado en el campo de las tarjetas de crédito, así como en estimaciones de insolvencia empresarial y rating

crediticio (DUTTA y SHEKHAR, 1989; FANNING y COGGER, 1994; KERLING y PODDIG, 1994; TYREE y LONG, 1994).

Entre las principales críticas realizadas a las RNAs destaca el hecho de la difícil interpretación de las relaciones subyacentes entre las variables (BESSIS, 2002, pág. 460), razón por la que habitualmente se les ha considerado como “modelos de caja negra” que, si bien presentan una capacidad de caracterización muy elevada, resultan poco comprensibles para los usuarios. No obstante, en los últimos años se han desarrollado diversos algoritmos que permiten transformar la función interna y los parámetros de la red en reglas lógicas de decisión (BAESENS *et al.*, 2003), lo que reduce significativamente este inconveniente. Otras limitaciones hacen referencia al tiempo y esfuerzo que se requiere para el desarrollo de RNAs especializadas, así como su escasa flexibilidad para adaptarse a los cambios del entorno (DE LARA HARO, 2003, pág. 169)¹⁰⁹.

Finalmente, es importante el reciente desarrollo, por parte de S&P, de una metodología de credit scoring que, bajo la denominación “*CreditModel®*”, integra distintos modelos específicos para diversas industrias y regiones (STANDARD & POORS, 2004b). Analizando diversas técnicas de modelado, tales como modelos logit y probit, regresión de Nadaraya-Watson o modelos de RNAs, se seleccionaron finalmente los modelos tipo kernel “*proximal support vector machines*” (PSVM) (FUN y MANGASARIAN, 2001), como los más adecuados (STANDARD & POORS, 2002).

A diferencia de los ratings, el modelo CreditModel® proporciona estimaciones puramente cuantitativas de la probabilidad de incumplimiento de una empresa, industria, cliente, proveedor o cualquier otra contraparte de una operación de crédito¹¹⁰. Entre las aplicaciones de este modelo destaca su uso como “benchmarking” respecto a sistemas internos de rating o scoring.

2.2.2.3.4. Rating: Desarrollo de modelos internos

Como se ha comentado, el rating o calificación crediticia informa sobre la solvencia y liquidez de las entidades evaluadas, permitiendo medir su distancia al incumplimiento.

Las empresas de gran dimensión y ámbito internacional poseen calificaciones crediticias externas proporcionadas por las principales agencias de rating (S&P, Moody's, Fitch, etc) que, sin embargo, para el resto de entidades no suelen estar disponibles.

Debido a esta limitación, el enfoque IRB del Nuevo Acuerdo de Basilea (CSBB, 2004b) considera el desarrollo de modelos internos de calificación como la piedra angular para la gestión del riesgo de crédito de las entidades financieras. Frente a esta propuesta, el enfoque “estandarizado” utiliza únicamente ratings externos para la gestión de riesgos, pero incluye un peso estándar del 100% para las posiciones no calificadas. Dado que la mayoría de las transacciones bancarias se realizan con empresas sin rating externo, las entidades financieras se ven incentivadas a utilizar el

¹⁰⁹ Un análisis más detallado de las redes neuronales artificiales puede consultarse en el Capítulo 4.

¹¹⁰ No obstante, el modelo también considera factores cualitativos sobre cada industria y región, que afectan a la forma de interpretar los datos (STANDARD & POORS, 2004b).

enfoque IRB, centrado en el desarrollo de modelos internos de calificación, si desean conseguir un sistema de gestión realmente sensible al riesgo.

En este sentido, CSBB (1999a, pág. 20) señala que el uso de modelos de credit scoring desarrollados internamente por las entidades se está incrementando significativamente en los últimos años, incluso para la evaluación de clientes individuales. Asimismo, BESSIS (2002, pág. 438) apunta que:

“En la práctica, los bancos generalmente establecen ratings internos, que asocian con los proporcionados por agencias de rating para vincular sus propios ratings con la probabilidad de incumplimiento (*proporcionadas por las agencias*)”.

Con carácter general, las variables a analizar por parte de la entidad para el desarrollo de los modelos internos de calificación pueden clasificarse en tres grupos principales (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 192):

- *Datos financieros*, obtenidos del Balance de Situación y de la Cuenta de Resultado de las empresas.
- *Datos internos no financieros*, de tipo cualitativo, relacionados con la estructura comercial, de personal y directiva de la empresa, cuotas de mercado, capitalización bursátil, etc.
- *Información externa* sobre comportamientos de pago, niveles de endeudamiento, historial de crédito en otras entidades, etc.

Por su parte, el Nuevo Acuerdo de Basilea agrupa las variables a considerar en otras tres categorías fundamentales (CSBB, 2004b, pfo. 402):

- *Características vinculadas con el riesgo del prestatario*: tipo de prestatario, características demográficas del cliente, situación económico-financiera del acreditado, etc.
- *Características vinculadas con el riesgo de la operación*: Tipo de producto y/o colateral, cálculos de la relación préstamo-valor, madurez, garantías y grado de prelación (en su caso), etc.
- *Morosidad de la posición*: Deberán separarse las posiciones en mora de las que no lo están.

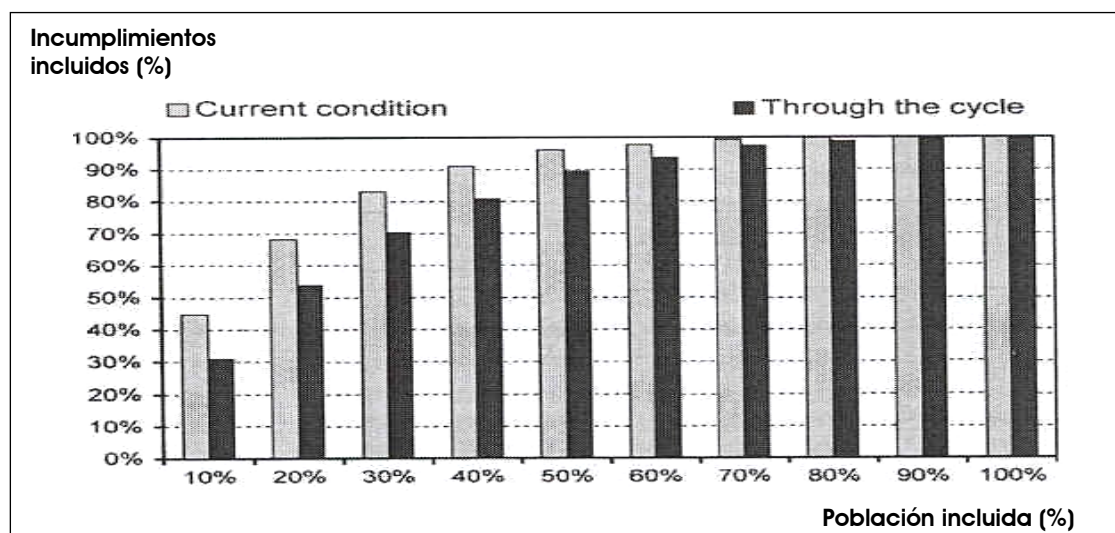
Por lo que respecta a la inclusión de *información macroeconómica*, el Nuevo Acuerdo de Basilea señala que las entidades deberán demostrar que la coyuntura económica o las circunstancias del mercado que subyacen en los datos guardan relación con las condiciones actuales y previsibles (CSBB, 2004b, pfo. 450). En este sentido, la gama de circunstancias económicas que debe considerarse para realizar las evaluaciones ha de ser coherente con la situación económica presente y con las condiciones previstas a lo largo del ciclo económico dentro del sector económico o zona geográfica que corresponda (CSBB, 2004b, pfo. 415).

En este punto, existen estudios contradictorios acerca de la influencia de las variables macroeconómicas sobre la probabilidad de incumplimiento de los prestamistas. Así, por ejemplo, YANG (2003) analiza la influencia de los factores macroeconómicos sobre los ratings de bonos y corporaciones norteamericanos,

observando que éstos se ven afectados por los tipos de interés, la tasa de inflación y el crecimiento económico del país.

LÖFFLER (2004a) analiza la capacidad predictiva de los ratings desarrollados por agencias especializadas, que no consideran la etapa del ciclo económico en la que se encuentra el prestatario ¹¹¹ (“*ratings through the cycle*”) frente a calificaciones crediticias que consideran las condiciones económicas a corto plazo (“*rating current-condition*” o “*ratings point-in-time*”).

Para ello, el autor analiza una muestra de 50.000 bonos de deuda, simulando a través de técnicas de Monte Carlo distintos escenarios futuros y estimando la probabilidad de incumplimiento mediante el modelo de Merton. Los resultados muestran que, si bien los rating “*through the cycle*” presentan una mayor estabilidad temporal que los ratings “*current-condition*”¹¹², su capacidad predictiva es inferior en términos de curvas de predicción, si bien las diferencias resultan poco significativas cuando se consideran porcentajes muestrales iguales o superiores al 50% de la población¹¹³, como se observa en la Figura 2.38.



Fuente: Adaptado de LÖFFLER (2004a), pág. 708.

Ratings “through the cycle” vs. “current-condition”
Figura 2.38

Asimismo, CORCÓSTEGUI *et al.* (2003) encuentran evidencia de que los cambios en las condiciones económicas (medidas a través de las variaciones en el Producto Nacional Bruto) afectan significativamente a la matriz de transición de los ratings internos bancarios, debido a la mayor volatilidad que éstos presentan respecto a los ratings externos.

¹¹¹ Si bien HILDERMAN (1998) menciona la sensibilidad al ciclo económico como uno de los criterios de rating utilizados por Moody's, CANTOR y FONS (1999) señalan que esta variable tiene asignado un peso muy reducido, de forma que los ratings no se modifican necesariamente ante cambios en el ciclo económico.

¹¹² Lo que resulta acorde con otros estudios como los de CAREY y HRYCAY (2001), KEALHOFER *et al.* (1998) o CANTOR y MANN (2003).

¹¹³ Un resultado similar se observa también en la investigación desarrollada por KEALHOFER (2000).

Por su parte, DELGADO y SAURINA (2004) analizan la relación entre el saldo de activos dudosos de las entidades financieras y un conjunto de variables macroeconómicas (tasa de crecimiento interanual del PIB, tipo de interés nominal interbancario a tres meses, tasa de desempleo) y microeconómicas (tasas de endeudamiento y carga financiera del cliente) para el periodo 1982-2001, distinguiendo entre bancos y cajas de ahorro (prestamistas) y familias y empresas (prestatarios). Los resultados muestran que, en el caso de las familias, existe una relación estadísticamente significativa a largo plazo entre la tasa de morosidad soportada por bancos y cajas de ahorro, el tipo de interés (relación directa) y el crecimiento económico (relación inversa), retardados un trimestre. A corto plazo, también se ven afectadas por la tasa de paro en la Economía (relación inversa). Respecto a las empresas, en el largo plazo se observa igualmente la incidencia del crecimiento económico y del tipo de interés sobre la morosidad, con los mismos signos que en el caso anterior, si bien a corto plazo la tasa de paro deja de ser relevante.

No obstante, este estudio no permite derivar conclusiones significativas en términos de calificaciones crediticias, pues el saldo de activos morosos no sólo depende de la posible modificación cíclica de la capacidad de pago del prestatario, sino también de la propia política crediticia de la entidad, que tiende a hacerse más laxa en fases económicas expansivas debido al optimismo reinante, incrementando el endeudamiento de la entidad y el nivel de riesgo asumido por ésta (RAJAN, 1994; MANOVE y PADILLA, 1999; BERGER y UDELL, 2003).

A partir de la definición de las variables consideradas relevantes, los bancos almacenan dicha información en bases de datos empíricas e históricas, aplicando procedimientos para la selección de los mejores predictores a partir del conjunto inicial de atributos. Dichas variables se combinan en modelos específicos de calificación, calibrando los valores obtenidos en una *escala única de rating* que facilite la transparencia en la gestión del riesgo de crédito, mediante la unificación de nomenclaturas (AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, etc)¹¹⁴.

Según Basilea II, el modelo interno de calificaciones desarrollado por la entidad financiera deberá contar con los siguientes grados de prestatario¹¹⁵, respecto a la estimación de la *probabilidad de incumplimiento* a un año vista:

- ✓ *Deudores que no hayan incurrido en incumplimiento*: Los bancos deberán contar con un mínimo de siete grados de prestatario; las entidades con actividades de préstamo concentradas en un determinado segmento de mercado podrán satisfacer este requisito con el número mínimo de grados, si bien los supervisores pueden exigir a las entidades que concedan préstamos a deudores de calidad crediticia diversa que dispongan de un mayor número de grados de prestatario.

¹¹⁴ Los modificadores “+” o “-” de los grados alfanuméricos sólo se reconocerán como grados independientes si el banco ha desarrollado descripciones completas de las calificaciones y criterios para su asignación, y además cuantifica individualmente las probabilidades de incumplimiento asociados a los mismos.

¹¹⁵ Un grado de prestatario resulta de la evaluación del riesgo a partir de un conjunto claro y detallado de criterios de calificación, de los que se derivan las estimaciones de la probabilidad de incumplimiento (CSBB, 2004, pág. 78).

- ✓ *Deudores que hayan incurrido en incumplimiento:* Bastará con su calificación en un único grado de prestatario.

La definición de cada grado debe incluir una descripción del nivel de riesgo de incumplimiento asociado a los prestatarios, así como de los criterios utilizados para diferenciar dicho nivel de riesgo de crédito. Para cada calificación o grado se calculará una probabilidad de incumplimiento (PD) así como una tasa de morosidad histórica observada.

En este sentido, Basilea II emplea el término “*sistema de calificaciones*” para hacer referencia a todos los métodos, procesos, controles y sistemas de recopilación de datos y de tecnología informática que faciliten la evaluación del riesgo de crédito, así como la asignación de calificaciones crediticias internas y la cuantificación de las estimaciones de incumplimiento y de pérdidas (CSBB, 2004b, pfo. 395).

Si bien los bancos pueden utilizar distintas metodologías y sistemas de calificación para cada clase de activos, deberán documentar la lógica que subyace en sus criterios internos de rating. En el caso del empleo de modelos estadísticos, dicha documentación deberá:

- Ofrecer una descripción detallada de la teoría, los supuestos y/o las bases matemáticas y empíricas de la asignación de las estimaciones de grados, de los deudores a título individual, de las posiciones o carteras de posiciones, y de las fuentes de datos empleadas en la estimación del modelo.
- Establecer un proceso estadístico riguroso que compruebe el ajuste del modelo, dentro y fuera de la muestra, con el fin de validarlo. En este punto, RAUHMEIER (2005) propone un conjunto de medidas significativas para evaluar la calibración y capacidad discriminatoria de los modelos.
- Indicar cualquier otra circunstancia que pudiera interferir en el funcionamiento normal del sistema.

Por otra parte, dado que es probable que las estimaciones internas contengan errores impredecibles, al objeto de evitar un exceso de optimismo, el banco deberá añadir a sus estimaciones un margen de conservadurismo, que será mayor cuanto menos satisfactorios sean los métodos y datos y cuanto mayor sea la gama probable de errores (CSBB, 2004b, pfo. 462).

Cabe recordar que la probabilidad de incumplimiento (PD) constituye el parámetro más crítico a estimar para el desarrollo de modelos internos de rating, especialmente respecto a posiciones frente a empresas. Según Basilea II, cada banco podrá utilizar tres técnicas básicas para la estimación de la PD, susceptibles de combinación entre sí: (1) su propia experiencia interna de incumplimiento; (2) la asociación de sus ratings a datos externos; (3) y/o el desarrollo de modelos estadísticos de incumplimiento.

MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE (2004) realizan un análisis detallado de las ventajas e inconvenientes relacionados con los métodos anteriores:

- ✓ *Experiencia interna de incumplimiento:* Esta alternativa hace referencia a la utilización de bases de datos históricas sobre clientes de la entidad, que son agrupados atendiendo a la similitud entre sus niveles de solvencia.

Si bien esta alternativa presenta múltiples ventajas, dado que permite una gestión del riesgo de crédito especializada según las características de cada entidad, el principal inconveniente radica en la necesidad de disponer de un número suficiente de datos que permita la necesaria validación estadística¹¹⁶. Por otro lado, los registros históricos no suelen ser completos ni disponer de la amplitud necesaria para la estimación de la probabilidad de incumplimiento; así, para que las observaciones fueran útiles deberían contener el rating originario asignado a la operación, o la información financiera suficiente para su evaluación a posteriori, lo que no es habitual. Para hacer frente a este problema, el Nuevo Acuerdo admite la posibilidad de utilizar datos agrupados de distintas instituciones, si bien en este caso deberá demostrarse que los distintos sistemas y criterios internos de calificación son comparables entre sí, al tiempo que la necesaria recodificación de información podría incrementar sustancialmente el tiempo y coste de utilización de la información.

De esta forma, la alternativa basada en la información interna se suele considerar aceptable a medio y largo plazo, una vez que la empresa haya diseñado correctamente su base de datos y acumulado un número suficiente de observaciones para cada categoría crediticia.

Ahora bien, aunque estas críticas son significativas, debe señalarse que en la actualidad existen técnicas estadísticas avanzadas para el tratamiento de datos escasos y para el análisis de observaciones incompletas, como las utilizadas en los Capítulos 4 y 5 de esta Memoria, que pueden facilitar la implantación de estos sistemas en un plazo de tiempo más reducido.

- ✓ *Asociación a datos externos:* Según el Nuevo Acuerdo, las entidades financieras podrán asociar sus grados internos a la escala utilizada por un agencia de rating externa u otra institución similar, asignando posteriormente la tasa de incumplimiento observada para los grados de la institución externa a los del propio banco. En este sentido, tradicionalmente se ha observado una alta correlación entre el rating asignado a un prestatario y su probabilidad de impago, esto es, las calificaciones crediticias proporcionan una evaluación implícita sobre la probabilidad de incumplimiento (Figura 2.39).

La asociación entre calificaciones internas y externas deberá basarse en una comparación entre los criterios internos de calificación y los empleados por la agencia externa, debiendo compararse específicamente las calificaciones internas y externas de los mismos prestatarios. Asimismo, los criterios utilizados por la agencia externa deberán orientarse al riesgo del prestatario, sin incluir las características de la operación.

Esta alternativa presenta la ventaja de la comodidad de su aplicación, al tiempo que la entidad financiera se beneficia de la experiencia acumulada por las agencias de rating, caracterizadas por la confidencialidad y la independencia de

¹¹⁶ Los autores señalan que, para una escala de siete grados, el número de observaciones fallidas dentro de cada clase debería alcanzar aproximadamente la centena si se desea alcanzar un alto grado de confianza estadística; si la probabilidad de incumplimiento a un año vista para un grado es del 1%, para un error estándar igual a 0,001 se precisarían $N=(0,01)(0,99)/(0,001)^2=9.900$ observaciones, de las que 99 se presuponen fallidas.

sus actuaciones. Por el contrario, MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE (2004) señalan como principales inconvenientes el hecho de que tan sólo un número reducido de empresas esté calificado por agencias externas¹¹⁷, que suele coincidir con las firmas más grandes, por lo que no siempre se va a disponer de la información necesaria para extrapolar los resultados al futuro.

Ante el primer inconveniente, puede señalarse de nuevo la existencia de técnicas emergentes para el tratamiento de muestras de tamaño reducido, que permiten obtener resultados robustos a partir de un número reducido de observaciones. Respecto al segundo problema, el empleo de técnicas de extracción del conocimiento que determinen claramente las variables utilizadas por las agencias de rating permitirá analizar la incidencia de la variable tamaño sobre las calificaciones crediticias otorgadas. Ambas propuestas se desarrollan en profundidad en los Capítulos 4 y 5 de esta Memoria.

- ✓ *Modelos estadísticos de incumplimiento:* Por último, el banco está autorizado a aplicar una media simple de las estimaciones de probabilidad de incumplimiento de prestatarios individuales con la misma calificación, siempre que tales estimaciones procedan de modelos estadísticos de predicción del incumplimiento.

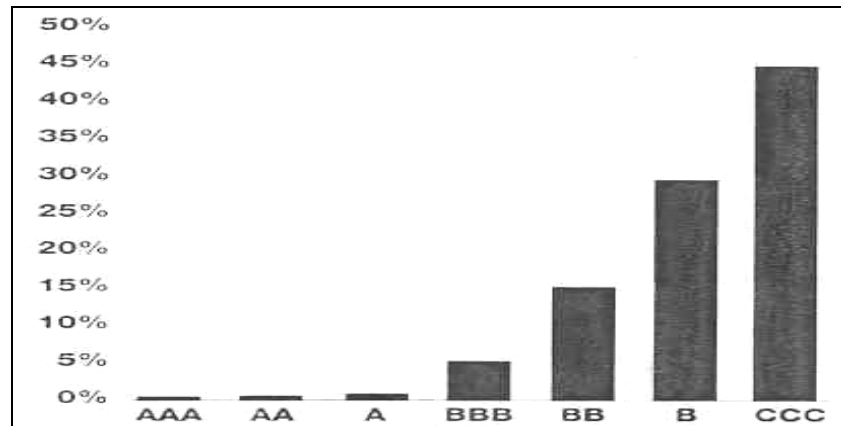
La aplicación de esta alternativa requiere que la entidad demuestre que el modelo utilizado cuenta con un buen poder de predicción, justificando las variables de predicción utilizadas, informando sobre la precisión de los resultados obtenidos y realizando un seguimiento periódico de la estabilidad del modelo.

Si bien el Nuevo Acuerdo se refiere específicamente a modelos estadísticos, entre los que destacan el análisis multidiscriminante y la regresión logística, pueden utilizarse otros modelos¹¹⁸, como aquellos relacionados con la teoría de valoración de opciones (modelo de Merton, modelo de Geske, etc), que resultan particularmente interesantes para la medición de la solvencia de entidades cotizadas, o bien métodos más avanzados basados en Aprendizaje Máquina. En este caso, las ventajas e inconvenientes se derivan directamente de los modelos utilizados (hipótesis de partida, relaciones funcionales asumidas, significación estadística, etc).

En realidad, esta alternativa está directamente relacionada con las dos anteriores y les sirve de apoyo, dado que los modelos estadísticos precisan utilizar bases de datos históricas de la entidad o de un grupo de entidades financieras para estimar la probabilidad de incumplimiento (*alternativa 1*), o bien pueden aplicarse para replicar las calificaciones crediticias utilizadas por agencias externas (*alternativa 2*). La aplicación de modelos estadísticos se contempla de forma explícita en los Capítulos 4 y 5 de esta Memoria.

¹¹⁷ Si bien en EE.UU. el número de empresas evaluadas suele ser significativo, en Europa en general y España en particular la extensión del rating es aún limitada.

¹¹⁸ El Nuevo Acuerdo se refiere en particular a "otras informaciones y técnicas que resulten adecuadas para la estimación de la probabilidad de incumplimiento de cada grado de calificación" (CSBB, 2004).



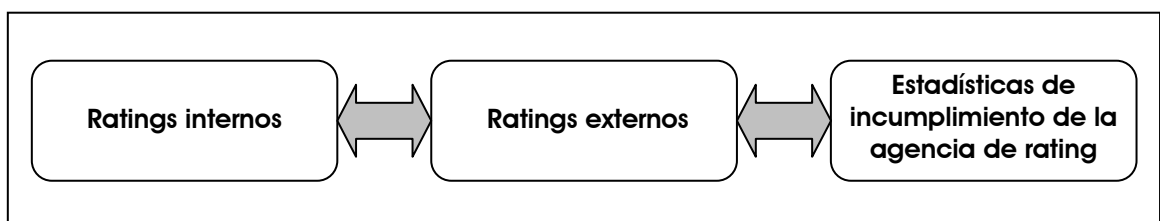
Fuente: Adaptado de MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE (2004), pág. 57.

Probabilidades de incumplimiento según ratings. Agencia S&P (2001)

Figura 2.39

De esta forma, la asociación de los ratings externos a la escala desarrollada por una agencia externa constituye una solución robusta y eficaz para la gestión del riesgo de crédito en corto y medio plazo (Figura 2.40), que reparará numerosas ventajas y ahorros de costes a la entidad financiera:

- ✚ Dispone de una herramienta contrastada de predicción del riesgo de crédito, pudiendo utilizar la experiencia histórica acumulada por la agencia externa en beneficio propio de la entidad.
- ✚ Puede documentar de forma sencilla la lógica subyacente en el sistema y la validez del mismo ante los organismos supervisores.
- ✚ Puede utilizar las matrices de transición desarrolladas por la agencia externa para sus propias decisiones.
- ✚ Y, lo que es más importante, puede emplear las probabilidades de incumplimiento asociadas con cada rating externo para estimar las probabilidades de incumplimiento asociadas a su propia escala de calificaciones.



Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 449.

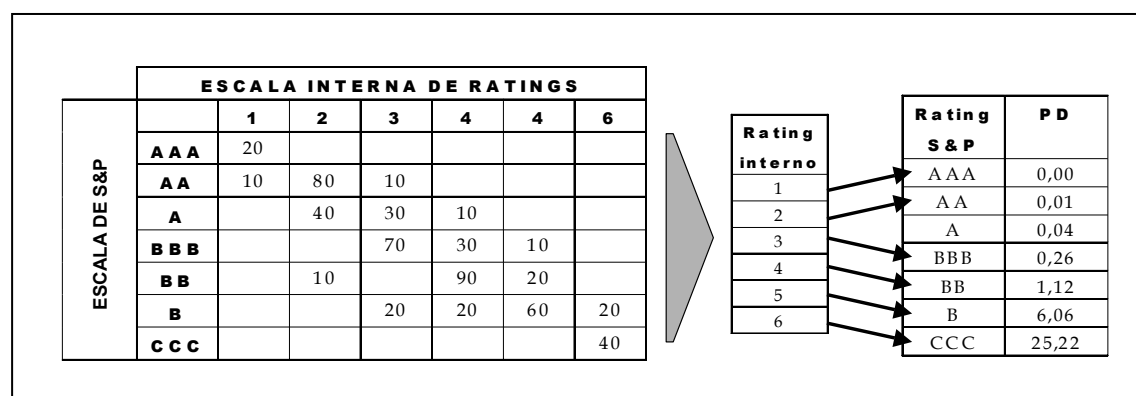
Asociación entre ratings internos, ratings externos y probabilidades de incumplimiento

Figura 2.40

Esta asociación resulta especialmente recomendable en el caso de carteras de bajo incumplimiento, caracterizadas por la difícil cuantificación de su riesgo de crédito y la complicada validación de los sistemas IRB a ellas asociados, como se analizó en el Capítulo 1 (CSBB, 2005b).

No obstante, su aplicación requiere la comparación razonable entre los criterios internos de calificación y los criterios utilizados por la institución externa (CSBB, 2004b, pfo. 462). En particular, la correspondencia entre las categorías internas de rating y las calificaciones desarrolladas por agencias externas puede llevarse a cabo mediante cuatro métodos básicos (que pueden combinarse entre sí) (CSBB, 1999a, pág. 41):

- I. Vincular las frecuencias históricas de incumplimiento dentro de cada rating interno con las frecuencias de incumplimiento publicadas por las agencias para cada calificación externa.
- II. Comparar los grados internos de calificación del banco con los proporcionados por las agencias de rating para aquellos prestatarios que sean calificados por ambos (Figura 2.41). En este punto, CAREY y HRYCAY (2001, págs. 10-11) distinguen dos variantes para la imputación de la PD:
 - Modelo basado en la mediana de los prestatarios ("*median-borrower method*"), que asigna a cada rating interno la probabilidad de incumplimiento de la mediana de los ratings externos de los prestatarios en él incluidos.
 - Modelo basado en la tasa media ponderada de incumplimiento ("*weighted-meandefault-rate method*"), que asigna a cada rating interno la probabilidad de incumplimiento que corresponda a la media ponderada de los rating externos de los prestatarios en él incluidos.
- III. Construir sistemas internos de rating que mimeticen los procesos de calificación llevados a cabo por las agencias externas, mediante el establecimiento de relaciones entre los grados externos y los datos financieros públicos de las entidades analizadas.
- IV. Comparar subjetivamente los criterios utilizados por el banco con los criterios públicos utilizados por los agencias de rating.



Fuente: Adaptado de STANDARD & POOR'S (2004), pág. 9.

Asociación entre ratings internos y externos mediante comparación de prestatarios
Figura 2.41

Por lo que respecta al primer método, la ausencia de bases de datos suficientemente desarrolladas dificulta la estimación de las frecuencias históricas de incumplimiento para cada grado interno¹¹⁹; por otro lado, los datos históricos suelen carecer de la información necesaria para su adecuada calificación por parte de la entidad (MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE, 2004a; 2004b).

Por lo que respecta a la segunda alternativa, el escaso número de empresas calificadas en la mayoría de los países (con la excepción de EE.UU.) dificulta la validación estadística de esta asociación. De esta forma, la comparación no suele ser posible para determinados segmentos de la cartera, como la mayoría de las PYMEs o entidades localizadas en países poco calificados.

Por lo que respecta a la cuarta posibilidad, el empleo de juicios subjetivos resulta difícil de implementar con confianza, debido a la vaguedad con la que suelen definirse los determinantes de los ratings internos y externos (TREACY y CAREY, 1998; CAREY y HRYCAY, 2001; MOODY'S INVESTORS SERVICE, 2002) por lo que en muchas ocasiones sólo se utiliza la intuición del experto acerca de la similitud entre ambos tipos de criterios, sin ninguna evidencia empírica adicional. Por otra parte, las diferencias que pueden producirse entre las arquitecturas y los criterios empleados por las agencias externas y las entidades de crédito, pueden invalidar las asociaciones realizadas (CAREY y HRYCAY, 2001, pág. 11)¹²⁰.

De esta forma, la asociación entre ratings internos y externos precisa de un adecuado conocimiento de los determinantes utilizados por ambos tipos de entidades y de sus similitudes y diferencias, para lo que resulta muy útil el desarrollo de los modelos previstos en la tercera posibilidad (modelos miméticos basados en información objetiva). Además, esta alternativa permite que los sistemas internos de calificación se beneficien de algunas de las ventajas que caracterizan a los ratings externos, en particular la existencia de una metodología interna estricta y el examen continuo de las calificaciones por parte del mercado (SAMANIEGO MEDINA y MARTÍN MARÍN, 2005).

En los últimos años, diversos estudios empíricos han analizado la posibilidad de asociación real entre los modelos internos y externos de rating, en términos no sólo de variables explicativas sino de metodologías e hipótesis de partida utilizadas.

Los análisis sobre los sistemas bancarios de calificación crediticia, aún escasos, se han incrementado considerablemente en las últimas décadas. La mayoría de estos estudios examinan la estructura y uso de los ratings, junto con la estimación de la probabilidad de incumplimiento por parte de las entidades (UDELL, 1987; 1989; SANTOMERO, 1997; BRADY *et al.*, 1998; ENGLISH y NELSON, 1998; MACHAUER y

¹¹⁹ Por ejemplo, CAREY y HRYCAY (2001, págs. 40-42) sugieren que, para conseguir una correcta estimación de las PD asociadas con los grados de inversión, se precisan observaciones relativas a un periodo mínimo de 15 años.

¹²⁰ En particular por lo que respecta a la consideración del ciclo económico, pues mientras que las agencias de rating evalúan la solvencia de la empresa bajo un escenario de crisis, esto es, en el punto más desfavorable del ciclo económico ("*through-the-cycle*"), la mayoría de las entidades financieras optan por evaluar la solvencia de la empresa atendiendo a sus condiciones financieras presentes ("*point-in-time*") (MARTÍN MARÍN y TRUJILLO PONCE, 2004b, pág. 163).

WEBER, 1998; CSBB, 1999a; 2000b; BRUNNER *et al.*, 2000; TREACY y CAREY, 2000; CROUHY *et al.*, 2001; GRUNERT *et al.*, 2005).

Con carácter general, los distintos estudios observan que los sistemas internos de rating se basan principalmente en técnicas estadísticas, complementadas con juicios restringidos de expertos. Asimismo, los sistemas de las distintas entidades tienden a incluir determinantes similares, que típicamente incluyen información cuantitativa y cualitativa, tales como ratios de rentabilidad, liquidez y apalancamiento, junto con la experiencia en la gestión y las expectativas de la industria.

Centrando la atención en los desarrollos más recientes, en 1999 el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea analizó las prácticas bancarias respecto a la modelización del riesgo de crédito (CSBB, 1999a), observando importantes limitaciones en cuanto a la disponibilidad de datos para el diseño e implementación de los distintos modelos. Dicha escasez de datos, unida a la infrecuente ocurrencia de incumplimientos para determinadas categorías crediticias, limitaba en gran medida la estimación de la PD mediante sistemas basados en la experiencia histórica interna. Como consecuencia, el Documento comentaba el empleo de asunciones simplificadoras y de datos “proxy” para la especificación de los distintos parámetros. Adicionalmente, se detectaron problemas significativos de validación, incluso si las entidades empleaban metodologías basadas en Credit VaR (tales como CreditRisk+®, CreditMetrics®, CPV® o KMV Portfolio Manager®)¹²¹.

Por otro lado, gran parte de los mayores bancos internacionalmente activos asignaban los ratings a los clientes corporativos mediante el empleo de modelos estadísticos y otras técnicas mecanizadas, estableciendo una concordancia entre sus categorías internas y escalas externas, aplicando las estimaciones de PD y las matrices de transición externas para la gestión del riesgo de crédito.

En el año 2000, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea publicó un nuevo Documento sobre las prácticas internas de calificación crediticia, en el que se analizaban las similitudes y diferencias en la estructura, metodología y aplicación de los sistemas internos de rating por parte de las entidades bancarias (CSBB, 2000b). Si bien no pudo establecerse un estándar único relativo al diseño y operatividad de los sistemas IRB, sí se observó un conjunto común de determinantes de ratings, centrados principalmente en el análisis del Balance de Situación, Cuenta de Pérdidas y Ganancias y flujos de caja de los prestatarios.

Asimismo, la mayoría de las entidades asignaban sus ratings basándose únicamente en la evaluación de la contraparte, sin considerar las características específicas de cada operación. La escasez de datos seguía constituyendo una limitación para la estimación de la PD, especialmente en el caso de las exposiciones corporativas, al tiempo que se detectaba la existencia de inconsistencias significativas en las fuentes de datos internas utilizadas.

Por otro lado, numerosos bancos indicaban que los ratings externos jugaban un papel fundamental en la asignación de los grados internos, al tiempo que algunos de

¹²¹ No obstante, como se ha comentado, Basilea II no va tan lejos como para autorizar el empleo de modelos de gestión del riesgo de crédito basados en metodologías VaR. Entre las razones mencionadas para ello destacan las dificultades observadas para medir el grado de credibilidad de los inputs y outputs empleados en dichos sistemas (BESSIS, 2002; CSBB, 2004).

ellos trataban de desarrollar sistemas internos que replicasen a los utilizados por las agencias externas de calificación. En este último caso, el Documento postulaba que las estimaciones externas de PD podían utilizarse directamente para la cartera interna, dado que los grados internos se ajustaban en gran medida a la experiencia histórica de incumplimiento de las agencias.

Posteriormente, BRUNNER *et al.* (2000) analizaron las características de la información utilizada para el desarrollo de ratings internos corporativos por parte de los bancos alemanes, documentando el empleo tanto de información pública como reservada en el proceso de calificación. Mediante el empleo de un modelo probit, los autores descubrieron que los criterios cuantitativos (en particular, datos contables procedentes del Balance y de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias) tendían a dominar el proceso de rating, si bien los criterios cualitativos resultaban explicativos en al menos la tercera parte de los casos. Finalmente, se observaba que los bancos apenas diferían de las agencias de calificación externas por lo que se refiere al catálogo de criterios empleados para determinar la solvencia de los prestatarios.

En el mismo año, TREACY y CAREY (2000) llevaron a cabo un análisis muy completo acerca del diseño, aplicación y efectividad de los sistemas internos de rating empleados por los 50 mayores bancos de EE.UU. Los autores observaron que muchas entidades tenían dificultades para estimar la PD a partir de sus bases de datos históricas, debido a limitaciones en los registros; así, los bancos habían retenido tradicionalmente información acerca del desempeño conseguido para cada tipo de préstamo o línea de negocio de forma agregada, pero no para cada grado de riesgo. Por otro lado, las escasas entidades que habían guardado esta información habían sido objeto de diversas adquisiciones y fusiones, por lo que gran parte de los datos se habían perdido. Finalmente, aquellos bancos que llevaban a cabo un proceso formal de recopilación de datos indicaban que aún estaban lejos de disponer de información suficiente para llevar a cabo por sí mismos estimaciones fiables de la PD.

Por otro lado, TREACY y CAREY (2000) documentaron también el empleo de determinantes de rating similares entre los bancos y las agencias externas, lo que podría facilitar la asociación entre ambas escalas. No obstante, dicha asociación se veía limitada por la presencia de distintas arquitecturas en los sistemas de rating, dado que las calificaciones externas tendían a ser estables a lo largo de los ciclos económicos ("*through-the-cycle*" ratings), mientras que las calificaciones internas se centraban en las condiciones actuales del prestatario y exhibían una mayor variabilidad cíclica ("*point-in-time*" ratings). No obstante, este problema puede solucionarse mediante el análisis de la etapa del ciclo en la que se realiza la asociación, empleando la PD media histórica correspondiente a las fases excesivas o recesivas del ciclo económico, según corresponda (TREACY y CAREY, 1998; CAREY, 1998).

Por su parte, KRAHNEN y WEBER (2000) analizan los determinantes de los rating externos otorgados por las principales agencias y los utilizados internamente por los principales bancos alemanes (BRUNNER *et al.*, 2000), identificando numerosos puntos de coincidencia (Tabla 2.38). Por lo que respecta al número de categorías utilizadas, si bien S&P y Moody's emplean 22 calificaciones diferentes, los sistemas internos de los bancos suelen utilizar entre 6 y 10 categorías.

A.M. BEST	MOODY'S	STANDARD & POOR'S (1)
RIESGO FINANCIERO: - Balance de Situación y Cuenta de Pérdidas y Ganancias. - Política financiera. - Rentabilidad. - Estructura de capital. - Cash-flow. - Flexibilidad financiera.	RIESGO FINANCIERO: - Cash-flow. - Liquidez. - Estructura de la deuda. - Patrimonio neto y reservas.	SITUACIÓN ECONÓMICA: - Ganancias (cash-flow, rentabilidad, etc.) - Situación financiera (estructura de capital, liquidez, etc.)
RIESGO DE NEGOCIO: - Código de la industria. - Situación competitiva. - Gestión.	RIESGO DE COMPETENCIA Y DE NEGOCIO: - Cuota relativa de mercado, posición competitiva. - Diversificación. - Ingresos, costes, rentabilidad. - Ventas y compras.	SITUACIÓN DE LOS NEGOCIOS: - Evaluación de la industria. - Competencia. - Mix de productos. - Riesgos especiales. - Predicciones: ganancias y rentabilidad. - Estructura legal
	RIESGO LEGAL Y DE ESTRUCTURA LEGAL: - Consolidación de empresas relacionadas.	
	CALIDAD DE LA GESTIÓN: - Planificación y control. - Recogida y tratamiento de datos de gestión. - Estructura organizativa. - Éxito empresarial.	
		RELACIÓN CON LOS CLIENTES, GESTIÓN CONTABLE

Fuente: Adaptado de KRAHNEN y WEBER (2000), pág. 11.

Comparación y similitudes entre los determinantes de ratings crediticios

Tabla 2.38

A partir de este análisis, los autores identifican un conjunto de 14 requisitos o “principios generalmente aceptados” que deberían cumplir los modelos internos de calificación bancaria para ser eficientes:

- *Requisito 1 (Comprensibilidad):* El sistema de rating interno debería ser capaz de calificar a todos los clientes pasados, presentes y futuros.
- *Requisito 2 (Compleitud):* El banco debería calificar a todos los clientes actuales y mantener una base de datos con los ratings de sus clientes pasados.
- *Requisito 3 (Complejidad):* El banco debería tener tantos sistemas de rating como fuera necesario, y tan pocos como resultara posible. Las razones para seleccionar el número final de sistemas de rating deberían ser transparentes.
- *Requisito 4 (Definición de PD):* El banco debe definir claramente qué entiende por probabilidades de incumplimiento.
- *Requisito 5 (Monotonidad):* Todo sistema interno de rating debe cumplir tres propiedades básicas:

$$PD(Empresa\_X) = PD(Empresa\_Y) \Rightarrow Rating(Empresa\_X) \sim Rating(Empresa\_Y)$$

$$PD(Empresa\_X) < PD(Empresa\_Y) \Rightarrow Rating(Empresa\_X) \subseteq Rating(Empresa\_Y)$$

$$Rating(Empresa\_X) \supset Rating(Empresa\_Y) \Rightarrow PD(Empresa\_X) < PD(Empresa\_Y)$$

- *Requisito 6 (Fineza)*: El sistema de rating puede variar en su grado de fineza, pero debe ser siempre tan fino como sea necesario.
- *Requisito 7 (Fiabilidad)*: El sistema de rating debe ser fiable.
- *Requisito 8 (Testeo)*: La probabilidad de incumplimiento a priori no debe ser significativamente diferente de la frecuencia real de incumplimiento observada a posteriori.
- *Requisito 9 (Eficiencia informativa)*: Los ratings deben ser eficientes desde el punto de vista informativo, esto es, toda la información disponible debería ser modelada correctamente por la calificación. El sistema desarrollado debe considerar también los sesgos conocidos por la literatura en la materia (sesgos en las particiones, sesgos en los rangos, etc).
- *Requisito 10 (Desarrollo del sistema)*: El sistema de rating debe perfeccionarse con el tiempo.
- *Requisito 11 (Gestión de datos)*: Los ratings pasados y actuales deberían ser fácilmente accesibles.
- *Requisito 12 (Compatibilidad de incentivos)*: El sistema de rating debe estar incorporado dentro de la organización, de forma que el riesgo de no representación de los gestores de crédito sea mínimo.
- *Requisito 13 (Control interno)*: La distribución de los ratings obtenidos debe ser constantemente controlada por los gestores y asistida por inspecciones aleatorias, al objeto de detectar potenciales sesgos sistemáticos.

Posteriormente, CAREY (2001) analiza la consistencia de los sistemas internos de calificación crediticia entre los bancos incluidos en la *Loan Pricing Corporation* de EE.UU. Al menos para la tercera parte de los prestatarios, el estudio encontraba inconsistencias entre el sistema IRB y la estimación de la PD por parte de un banco y los sistemas de sus competidores, que podían afectar significativamente a las posiciones competitivas de las entidades. Ahora bien, cuando los grados internos se asociaban a las PD a largo plazo utilizadas por Moody's y S&P, las diferencias en los requerimientos de capital eran inferiores al 1% para cerca de un 50% de los clientes, inferiores al 2% para el 70% de la muestra, e inferiores al 10% para el 95% de los prestatarios, esto es, el empleo de ratings externos constituía una fuente de consistencia para la gestión interna del riesgo de crédito.

Por su parte, CROUHY *et al.* (2001) analizan los sistemas de calificación crediticia de S&P y Moody's, sugiriendo una organización específica para los sistemas IRB bancarios. Si bien proponen incluir tanto determinantes financieros como indicadores de gestión de la entidad, finalmente se priorizan indicadores que combinan información procedente del Balance de Situación y de la Cuenta de Pérdidas y Ganancias mediante el análisis de ratios. Tales factores incluyen cocientes de ganancias y flujos de caja respecto a la deuda de la empresa, indicadores de la calidad de los activos, disponibilidades líquidas, capital circulante, dimensión financiera,

rentabilidad, capitalización bursátil y referentes industriales. Asimismo, se consideran algunas características específicas de la operación, tales como la presencia de colaterales o la estructura de pagos y madurez prevista. Los datos se centran fundamentalmente en el último ejercicio contable, si bien también se incluye alguna información relativa a ejercicios anteriores.

Más recientemente, GRUNERT *et al.* (2005) analizan el papel que desempeñan los indicadores no financieros en los sistemas internos de rating de los seis principales bancos alemanes, cuya utilidad real había sido puesta en entredicho (CSBB, 2000b; BERGER *et al.*, 2002; TABAKIS y VINCI, 2002). Los autores concluyen que los sistemas de calificación interna consideran principalmente factores financieros (tamaño, liquidez, capital circulante y ratios de rentabilidad), a pesar de que también se incluían datos no financieros relacionados con la capacidad de gestión y posición en el mercado de la empresa. Asimismo, aparecen algunas diferencias entre los factores relevantes para cada banco, junto con pequeños efectos temporales. Finalmente, se observa una fuerte relación entre los ratings internos y la PD, mediante el empleo de un modelo probit.

La similitud entre las variables utilizadas por las agencias externas de calificación y los modelos internos de rating ha llevado a las primeras a ofrecer plataformas de apoyo y soluciones para el desarrollo del enfoque IRB por parte de los bancos. Así, por ejemplo, Moody's KMV oferta productos como el Risk Advisor®, RiskAnalyst®, BaselCalc®, Expected Default Frequency RiskCalc®, CreditEdge®, Credit Monitor® y LossCalc® (MOODY'S KMV, 2004; 2005). En este punto, un análisis detallado de los determinantes de los ratings utilizados por las agencias externas puede consultarse en el Capítulo 3 (aspectos generales) y en el Capítulo 4 (entidades aseguradoras).

Por lo que respecta al análisis de la capacidad predictiva de los sistemas de ratings, uno de los métodos más adecuados es la denominada *matriz de clasificación*, que incluye una tabulación cruzada simple entre los ratings predichos por el modelo y los ratings reales observados en la muestra analizada.

La matriz tiene tantas filas y columnas como el número de ratings diferentes analizados, situándose las clasificaciones correctas a lo largo de la diagonal de la matriz y las clasificaciones incorrectas a la izquierda y derecha de ésta. Dado que resulta de gran interés conocer la importancia de los errores cometidos por el modelo, suelen calcularse los porcentajes de aciertos bajo tres situaciones diferenciadas:

- ✓ Porcentajes de acierto “puros” (coincidencia entre el rating real y el predicho).
- ✓ Porcentajes de acierto ± 1 categoría (coincidencia entre el rating real y el predicho o bien una categoría más o menos del predicho).
- ✓ Porcentajes de acierto ± 2 categorías (coincidencia entre el rating real y el predicho o bien una o dos categorías más o menos del predicho).

La Tabla 2.39 recoge un ejemplo de matriz de clasificación, considerando seis ratings diferentes y una muestra de 100 individuos.

Rating real	Rating predicho						Total
	1	2	3	4	5	6	
1	2	2	1	0	0	0	5
2	1	10	5	3	1	0	20
3	0	3	11	3	3	0	20
4	0	1	2	17	3	2	25
5	0	0	2	5	15	3	25
6	0	0	1	1	1	2	5
Resumen:							100
Total CORRECTO:			57				
Total CORRECTO ±1 categorías:			85				
Total CORRECTO ±2 categorías:			98				
Total ERRORES superior a ±2 categorías:			2				
Fuente: Adaptado de BESSIS (2002), pág. 476.							

Ejemplo de matriz de clasificación para seis categorías de rating

Tabla 2.39

Ahora bien, con independencia del método de análisis utilizado, la búsqueda de una asociación entre la escala desarrollada por la agencia de calificación y la escala interna utilizada por el banco ha sido objeto de diversas críticas (BESSIS, 2002, págs. 449-450; CAREY y HRYCAY, 2001). Entre ellas, destaca el hecho de que la similitud entre escalas resulta difícilmente cuantificable, por lo que las correspondencias finales suelen responder a juicios subjetivos, con los inconvenientes previamente comentados. Asimismo, dado que las escalas internas suelen ser más detalladas que las externas, la asociación entre ambas puede precisar reunir diversas categorías internas, con la consiguiente pérdida de información.

Finalmente, se argumenta que, incluso dentro de cada rating externo, la distribución de la frecuencia de pérdidas presenta una amplia varianza, lo que dificulta la asignación de una probabilidad de incumplimiento única para toda la categoría.

Ante esta situación, las *matrices de migración* permiten realizar un seguimiento adicional de la capacidad de predicción del sistema interno de calificación, si bien Basilea II establece que, dada las dificultades para predecir acontecimientos futuros, los bancos deben considerar con cautela la información sobre perspectivas futuras (CSBB, 2004b, pfo. 416).

La estimación de dichas matrices de migración puede realizarse mediante varios sistemas (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002, pág. 193):

- ✓ Tomando como referencia las matrices desarrolladas por las agencias internacionales de calificación, siempre que se haya asociado adecuadamente la escala interna con la escala desarrollada por la agencia externa. Si bien este método resulta óptimo para empresas de gran tamaño, en el caso de acreditados menores no puede garantizarse su eficiencia.
- ✓ Estimando las matrices mediante datos históricos de la entidad, si bien es poco habitual la existencia de series históricas suficientemente amplias y sólidas para realizar una estimación eficaz.

- ✓ Adquiriendo la información a consultoras externas especializadas, si bien existe de nuevo el problema de adecuar los datos originales a la situación particular de la entidad financiera.

Por lo que respecta a la estimación basada en datos históricos, CSBB (1999a, págs. 38-41) identifica dos tipos de propuestas diferenciadas:

- ✓ Propuestas basadas en medidas actuariales ("*actuarial-based approaches*"), asociadas con modelos formales de "credit scoring" para calcular la probabilidad de incumplimiento de clientes particulares o empresariales. Así, se establece una relación directa entre la varianza observada en la estimación de la probabilidad de incumplimiento para cada segmento de riesgo y la probabilidad de migración asociada a dicho segmento.
- ✓ Propuestas basadas en fondos propios ("*equity-based approach*"), asociadas con el modelo de Merton para la estimación de la tasa esperada de incumplimiento de medianas y grandes empresas. Emplean información financiera, datos sectoriales y cotizaciones de las acciones de la empresa para estimar el nivel, grado de cambio y volatilidad del valor económico de los activos de la entidad. La comparación entre dicho valor económico y el endeudamiento de la empresa permite estimar las probabilidades esperadas de incumplimiento y de migración del prestatario.

Por su parte, diversos autores han analizado la dependencia de las matrices de transición de ratings respecto al estado del ciclo económico, la industria del deudor y el tiempo transcurrido desde la emisión del activo, aspectos que podrían resultar de utilidad para la estimación interna de las matrices por parte de las entidades financieras (ALTMAN y KAO, 1992a; 1992b; LUCAS y LONSKI, 1992; CARTY y FONS, 1993; ALTMAN, 1997; CARTY, 1997; NICKELL *et al.*, 2000; CAREY y HRYCAY, 2001; LANDO y SKODEBERG, 2002; LÖFFLER, 2004a).

En particular, NICKELL *et al.* (2000) analizan, mediante el empleo de modelos probit ordenados, la relación entre los ratings soberanos y de deuda a largo plazo establecidos por la agencia Moody's para el periodo 1970-1997, observando la presencia de una serie de factores que condicionan la estabilidad de la matriz de transiciones de ratings. Entre ellos destacan principalmente la industria a la que pertenezca el cliente, el país en el que tenga su domicilio y la fase del ciclo económico (medida por el incremento del Producto Nacional Bruto). Por su parte, CORCÓSTEGUI *et al.* (2001) obtienen resultados similares respecto a ratings internos de empresas españolas durante el periodo 1993-2000. Como soluciones se plantean, entre otras, las estimaciones de la PD a partir de datos a largo plazo (que cubran un ciclo económico completo), el empleo de pruebas de estrés, o el empleo de un rating medio para cada prestatario (calculado a lo largo del ciclo económico).

Igualmente, la aplicación de modelos markovianos resulta de gran utilidad para la estimación de las probabilidades de migración entre distintas calificaciones crediticias, recogándose en BIELECKI y RUTKOWSKI (2000, págs. 351-384) los principales desarrollos en este ámbito.

A pesar de las ventajas inherentes a los modelos avanzados de rating, tales como la posibilidad de discriminar entre distintos tipos de prestatarios no

incumplidos, asignándoles probabilidades específicas de fallido, se han señalado diversos inconvenientes a tener en cuenta a la hora de desarrollar este tipo de sistemas (DEL ÁGUILA QUESADA *et al.*, 2002):

- El desarrollo de modelos internos de rating es un proceso costoso y lento, dado que precisa disponer y mantener un elevado volumen de datos sobre clientes, que incluya no sólo parámetros financieros sino de negocio, tales como su posición en el mercado, la evolución sectorial y capacidad de gestión de sus directivos.
- Los modelos de rating no suelen considerar los factores macroeconómicos que afectan de forma directa a la capacidad de pago de los prestatarios (COUDERC y RENAULT, 2004). No obstante, la inclusión de estos factores, considerando el desfase temporal existente entre el valor de un indicador y su repercusión en las empresas, daría lugar a estimaciones más robustas y fiables¹²².
- La asociación entre los modelos internos de rating y las calificaciones de agencias externas, al objeto de utilizar las probabilidad de incumplimiento de estas últimas para la gestión del riesgo de crédito de las entidades financieras, presenta el inconveniente de que las calificaciones externas sólo se encuentran disponibles para empresas grandes, lo que genera un sesgo cuando tratan de aplicarse a firmas más reducidas (BESSIS, 2002, pág. 444).

Frente a estos inconvenientes, debe argumentarse que las nuevas técnicas para el modelado de ratings, basadas en modelos estadísticos emergentes y de Inteligencia Artificial, permiten tratar amplios volúmenes de información a bajo coste, con un tiempo de respuesta muy reducido. De esta forma, se da respuesta a una de las recomendaciones establecidas por el propio Comité de Basilea:

“En el futuro, los bancos deberían ser capaces de resolver los problemas computacionales para extender y ajustar los algoritmos de simulación utilizados actualmente, así como para introducir técnicas de programación más eficientes” (CSBB, 1999a, pág. 48).

Los modelos y técnicas utilizados para el desarrollo de modelos internos de calificación, así como las distintas medidas de desempeño a ellos asociadas son objeto de análisis detallado en el Capítulo 3.

¹²² SAURINA (2004) observa un desfase próximo a 3-4 años entre el crecimiento rápido de la concesión de créditos en la fase expansiva del ciclo económico y la tasa de morosidad, lo que justificaría la dotación de una provisión para insolvencias de carácter contracíclico como la actual dotación estadística.

Bibliografía – Capítulo 2

- ABAD ROMERO, P. (2005): "Credit, liquidity and market risk in the term structure of swaps in pesetas". *Revista de Economía Financiera*, nº 5, abril, págs. 67-85.
- AIZERMAN, M.; BRAVEMAN, E.M. y ROZONER, L.I. (1964): "Theoretical foundations of the potential function method in pattern recognition learning". *Automation and Remote Control*, vol. 25, págs. 821-837.
- ALBANESE, C.; CAMPOLIETI, G.; CHEN, O. Y ZAVIDONOV, A. (2004): "Modelos de barreras crediticias". *Risk España*, noviembre, págs. 34-39.
- ALEXANDER, C. (ed.) (2001): "Mastering Risk. Volume 2: Applications". Prentice-Hall. Harlow.
- ALLEN, A. y SAUNDERS, L. (2002): "Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms". John Wiley & Sons. Nueva York.
- ALTMAN, E.I. (1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". *The Journal of Finance*, vol. XXIII, nº 4, septiembre, págs. 589-609.
- ALTMAN, E.I. (1987): "The Anatomy of the High Yield Bond Market". *Financial Analysts Journal*, julio-agosto, págs. 12-25.
- ALTMAN, E.I. (1989a): "Default Risk, Mortality Rates and the Performance of Corporate Bonds: 1970-1988". Foundation for Research of the Institute for Chartered Financial Analysts. Charlottesville.
- ALTMAN, E.I. (1989b): "Measuring Corporate Bond Mortality and Performance". *The Journal of Finance*, septiembre, págs. 909-922.
- ALTMAN, E.I. (1991): "Defaults and Returns on High Yield Bonds: An Update Through the First Half of 1991". *Financial Analyst Journal*, noviembre-diciembre, págs. 67-77.
- ALTMAN, E.I. (1993): "Corporate Financial Distress Bankruptcy. A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy". John Wiley & Sons. Nueva York.
- ALTMAN, E.I. (1997): "Rating migration of corporate bonds – comparative results and investor/lender implications". Mimeo. Salomon Brothers. Nueva York.
- ALTMAN, E.I. (1998): "The importance and subtlety of credit rating migration". *Journal of Banking and Finance*, nº 22, págs. 1231-1247.
- ALTMAN, E.I. y KAO, D.L. (1987): "Corporate Bond Rating Drift: An Examination of Rating Agency Quality Changes". Association for Investment Management Research. Charlottesville.
- ALTMAN, E.I. y KAO, D.L. (1992a): "Rating drift in high yield bonds". *Journal of Fixed Income*, nº 2, págs. 15-20.
- ALTMAN, E.I. y KAO, D.L. (1992b): "The implication of corporate bond rating drift". *Financial Analysts Journal*, págs. 64-75.
- ALTMAN, E.I. y KISHORE, V. (1996a): "Defaults and returns on high yield bonds: analysis through 1995". Special Annual Report. Salomon Center, New York University. Enero.
- ALTMAN, E.I. y KISHORE, V. (1996b): "Almost everything you want to know about recoveries on defaulted securities". *Financial Analyst Journal*, noviembre/diciembre, págs. 57-63.
- ALTMAN, E.I. y KISHORE, V. (1997): "Defaults and returns on high yield bonds: Analysis through 1996". Special Annual Report. NYU Salomon Center. Stern School of Business, Nueva York.

- ALTMAN, E.I. y MASSET, P. (2000): "Market size, investment performance, and expected new supply of defaulted bonds & bank loans : 1987-1999". Documento de Trabajo. Salomon Center, New York University, Enero.
- ALTMAN, E.I. y RIJKEN, H. (2004): "How rating agencies achieve stability". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11.
- ALTMAN, E.I. y RIJKEN, H.A. (2004): "How rating agencies achieve rating stability". *Journal of Banking and Finance*, nº 28, págs. 2679-2714.
- ALTMAN, E.I. y SABATO, G. (2005): "Effects of the New Basel Capital Accord on bank capital requirements for SMEs". *Journal of Financial Services Research*, vol. 28, nº 1/2/3, págs. 15-42.
- ALTMAN, E.I. y SAUNDERS, A. (1998): "Credit Risk Measurement: Developments over the last 20 years". *Journal of Banking and Finance*, nº 21, págs. 1721-1742.
- ALTMAN, E.I.; AVERY, R.B.; EISENBEIS, R.A. y SINKEY, J.F. JR. (1981): "Application of classification techniques in business, banking and finance". Jai Press Inc. Greenwich.
- ALTMAN, E.I.; HADELMAN, R.; NARAYANAN, P. (1977a): "ZETA Analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations". John Wiley & Sons. Nueva York.
- ALTMAN, E.I.; HADELMAN, R.G. y NARAYANAN, P. (1977b): "Zeta Analysis. A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations". *Journal of Banking and Finance*, nº 1, págs. 29-54.
- AMATO, J.D. y FURFINE, C.H. (2004): "Are credit ratings procyclical?". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11, págs. 2641-2677.
- AMMANN, M. (2001): "Credit Risk Valuation: Methods, Models, and Applications". Springer-Verlag. Berlin.
- ANDERSON, R. y SUNDARESAN, S.M. (2000): "A comparative study of structural models of corporate bond yields: An explanatory investigation". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 255-269.
- ANDERSON, R.; SUNDARESAN, S.M. y TYCHON, P. (1996): "Strategic analysis of contingent claims". *European Economic Review*, nº 40, págs. 871-881.
- ANDERSON, R.W. y SUNDARESAN, S.M. (1996): "The design and valuation of debt contracts". *Review of Financial Studies*, nº 9, págs. 37-68.
- ANGBAZO, L.A.; MEI, J. y SAUNDERS, A. (1998): "Credit Spreads in the Market for Highly Leveraged Transactions Loans". *Journal of Banking and Finance*, nº 22, págs. 1249-1282.
- ARTZNER, P. y DELBAEN, F. (1995): "Default risk insurance and incomplete markets". *Mathematical Finance*, nº 5, págs. 187-195.
- ASOCIACIÓN ESPAÑOLA DE CONTABILIDAD Y ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS (AECA) (2004): "Información de Empresas: Análisis Oferta-Demanda y Mecanismos de Transmisión". Documento AECA Nuevas Tecnologías y Contabilidad, nº 3. Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas. Madrid.
- AVELLANEZA, M. y ZHU, J. (2001): "Distance to default". *Risk*, diciembre, págs. 125-129.
- AVERY, R.B.; CALEM, P.S. y CANNER, G.B. (2004): "Consumer credit scoring: do situational circumstances matter?". *Journal of Banking and Finance*, nº 28, págs. 835-856.
- BAESENS, B.; EGMONT-PETERSEN, M.; CASTELO, R. y VANTHIENEN, J. (2002): "Learning bayesian network classifiers for credit scoring using Markov Chain Monte Carlo Search". *Proceedings of the International Congress on Pattern Recognition*, IEEE Computer Society, Montreal, págs. 49-52.

- BAESENS, B.; SETIONO, R.; MUES, C. y VANTHIENEN, J. (2003): "Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation". *Management Science*, vol. 49, nº 3, marzo, págs. 312-329.
- BAESENS, B.; VAN GESTEL, T.; STEPANOVA, M. y VANTHIENEN, J. (2004): "Neural network survival analysis for personal loan data". Working Paper 04/281. Faculty of Economics and Business Administration, Ghent University.
- BANASIK, J. y CROOK, J. (2005): "Explaining aggregate consumer delinquency behaviour over time". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- BANGIA, A.; DIEBOLS, F.X.; KRONIMUS, A.; SCHAGEN, C. y SCHUERMAN, T. (2002): "Ratings migration and the business cycle, with application to credit portfolio stress testing". *Journal of Banking and Finance*, nº 26, págs. 445-474.
- BARDOS, M. ; FOULCHER, F. y BATAILLE, E. (2004): "Les scores de la Banque de France: Methode, Resultats, Applications ». Observatoire des Entreprises. Banque de France. Paris.
- BARNHILL, T.M. y MAXWELL, W.F. (2002): "Modeling correlated market and credit risk in fixed income portfolios". *Journal of Banking and Finance*, nº 26, págs. 347-374.
- BEAVER, W.H. (1966): "Financial Ratios as Predictors of Failure". *Journal of Accounting Research*, nº 4, suplemento, págs. 71-111.
- BÉLANGER, A.; SHREVE, S.E. y WONG, D. (2001): "A unified model for credit derivatives". Working Paper. Carnegie Mellon University.
- BENNETH, G. (2005): "Under-Exposed". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 septiembre.
- BENNETH, S.G. (1991): "The Quest for Value. A Guide for Senior Managers". Harper Collins, Nueva York.
- BERGER, A.M. (2004) [en línea]: "Potential competitive effects of Basel II on banks in SME credit markets in the United States". <http://www.federalreserve.org> (Fecha de consulta: 16/11/2005).
- BERGER, A.N. y FRAME, W.S. (2005): "Small business credit scoring and credit availability". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- BERGER, A.N. y UDELL, G.F. (1990): "Collateral, loan quality, and bank risk". *Journal of Monetary Economics*, vol. 25, págs. 21-42.
- BERGER, A.N. y UDELL, G.F. (1995): "Relationship lending and lines of credit in small firm finance". *Journal of Finance*, vol. 68, págs. 351-382.
- BERGER, A.N. y UDELL, G.F. (1998): "The economics of small business finance: The roles of private equity and debt markets in the financial growth cycle". *Journal of Banking and Finance*, vol. 22, págs. 613-673.
- BERGER, A.N. y UDELL, G.F. (2003) [en línea]: "The Institutional Memory Hypothesis and the Procyclicality of Bank Lending Behavior". Working Paper No. 2003-02. Federal Reserve Bank of Chicago, abril. <http://ideas.repec.org/p/fip/fedgfe/2003-02.html> (Fecha de consulta: 01-03-2005).
- BERGER, A.N.; FRAME, W.S. y MILLER, N.H. (2005): "Credit scoring and the availability, price, and risk of small business credit". *Journal of Money, Credit, and Banking*, vol. 37, nº 2, abril, págs. 191-222.
- BERGER, A.N.; SAUNDERS, A.; SCALISE, J.M. y UDELL, G.F. (1998): "The effects of bank mergers and acquisitions on small business lending". *Journal of Financial Economics*, nº 50, págs. 187-229.

- BERGER, A.N.; MILLER, N.H.; PETERSEN, M.A.; RAJAN, R.G.; STEIN, J.C. (2002): "Does function follow organizational form? Evidence from the lending practices of large and small banks". Working Paper No. 8752. National Bureau of Economic Research. Cambridge.
- BESSIS, J. (2002): "Risk Management in Banking". John Wiley & Sons. Chichester.
- BEYNON, M.J. (2005): "Optimizing object classification under ambiguity/ignorance: Application to the credit rating problem". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, nº 13, págs. 113-130.
- BIELECKI, T.R. y RUTKOWSKI, M. (2000): "Credit Risk: Modeling, Valuation and Hedging". Springer-Finance. Nueva York.
- BIERMAN, H. y HASS, J.E. (1975): "An analytical model of bond risk differentials". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, nº 10, págs. 757-773.
- BIERMAN, H. y HAUSMAN (1970): "The credit granting decision". *Management Science*, nº 16, págs. 519-532.
- BLACK, F. y COX, J.C. (1976): "Valuing corporate securities: some effects of bond indenture provisions". *Journal of Finance*, nº 31, págs. 351-367.
- BLACK, F. y SCHOLES, M. (1970): "A Theoretical Valuation Formula for Options, Warrants and Other Securities". *Financial Note no. 16B*, Black papers, box 28, Working Paper Masters #2, octubre.
- BLACK, F. y SCHOLES, M. (1971): "Capital Market Equilibrium and the Pricing of Corporate Liabilities". *Financial Note no. 16C*, Black papers, box 28, Working Paper Masters #2, enero.
- BLACK, F. y SCHOLES, M. (1972): "The Valuation of Option Contracts and a Test of Market Efficiency". *Journal of Finance*, nº 27, págs. 399-417.
- BLACK, F. y SCHOLES, M. (1973): "The Pricing of Options and Corporate Liabilities". *Journal of Political Economy*, nº 81, págs. 637-654.
- BLUME, M.E.; LIM, F. y MacKINLAY, A.C. (1998): "The declining credit quality of US corporate debt: Myth or reality". *Journal of Finance*, vol. 53, nº 4, agosto, págs. 1389-1413.
- BONILLA, M.; OLMEDA, I. y PUERTAS, R. (2003): "Modelos paramétricos y no paramétricos en problemas de credit scoring". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 32, nº 118, págs. 833-869.
- BOOTH, J.R. (1992): "Contract costs, bank loans, and the cross-monitoring hipótesis". *Journal of Financial Economics*, vol. 31, págs. 25-41.
- BOYLE, P.P. (2000): "Risk-based capital for financial institutions". Incluido en OTTAVIANI, G. (ed.): "Financial Risk in Insurance". Springer-Verlag. Berlin.
- BRADY, B. y BOS, R. (2002): "Record defaults in 2001. The results of poor credit quality and a weak economy". Special Report. Standard & Poor's. Nueva York, febrero.
- BRADY, B.; VAZZA, D. y BOS, R. (2003): "Ratings performance 2002: Defaults, transition, recovery and spreads". Standards & Poor's. Nueva York.
- BRADY, T.F.; ENGLISH, W.B. y NELSON, W.R. (1998): "Recent changes to the Federal Reserve's survey of terms of business lending". *Federal Reserve Bulletin*, Washington D.C., nº 84, págs. 604-615.
- BRENNAN, M. y SCHWARTZ, E.S. (1980): "Analyzing convertible bonds". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, nº 15, págs. 907-929.

- BRIYS, E. y DE VARENNE, F. (1997): "Valuing Risky fixed rate debt: An extension". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, nº 32, págs. 239-248.
- BRUNNER, A.; KRAHNEN, J.P. y WEBER, M. (2000): "Information production in credit relationships in commercial banking". Working Paper No. 2000/10. Center for Financial Studies. Johann Wolfgang Goethe University.
- BUFFET, E. (1999): "Credit risk: The structural approach revisited". *Proceedings of the Third Seminar on Stochastic Analysis, Random Fields and Applications*, Ascona.
- CABEDO SAMPER, J.D.; REVERTE SÁNCHEZ, J.A. y TIRADO BELTRÁN, J.M. (2004): "Riesgo de crédito y recursos propios mínimos en entidades bancarias". *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 13, nº 2, págs. 177-192.
- CALOGHIROU, Y.; MOURELATOS, A. Y PAPAGIANNAKIS, L. (1997): "Multivariate analysis for the assessment of corporate performance: The case of Greece". Incluido en ZOPOUNIDIS, C. (ed.): "New Operational Tools in the Management of Financial Risks". Kluwer Academic Publishers. Dordrecht, págs. 75-89.
- CANTOR, R. (2004): "An introduction to recent research on credit rating". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11 págs. 2565-2573.
- CANTOR, R. y FONS, J.S. (1999): "The evolving meaning of Moody's bond ratings". Moody's Investors Service. Nueva York.
- CANTOR, R. y MANN, C. (2003): "Are corporate rating procyclical". Moody's Special Comment. Moody's Investors. Nueva York, octubre.
- CANTOR, R. y PACKER, F. (1995): "The credit rating industry". *Journal of Fixed Income*, vol. 5, nº 3, págs. 10-34.
- CAOUEITE, J.B.; ALMAN, E.I. y NARAYANAN, P. (1998): "Managing Credit Risk". John Wiley and Sons. Nueva York.
- CAPRIO, G. y KLINGEBIEL, D. (1996): "Bank insolvency: cross country experience". Working Paper 1574. World Bank Policy and Research. Washington D.C.
- CAREY, M. (1998): "Credit risk in private debt portfolios". *Journal of Finance*, nº 53, págs. 1363-1387.
- CAREY, M. (2001): "Some evidence on the consistency of banks' internal credit ratings". Working Paper. Federal Reserve Board. Washington D.C.
- CAREY, M. y HRYCAY, M. (2001): "Parametrizing Credit Risk Models with Rating Data". *Journal of Banking and Finance*, vol. 25, nº 1, págs. 197-270.
- CAREY, M. y HRYCAY, M. (2001): "Parametrizing credit risk models with rating data". *Journal of Banking and Finance*, vol. 25, nº 1, págs. 197-270.
- CAROSIO, G. (1998): "Consecuencias de las propuestas del Comité de Basilea para la gestión del riesgo y la valoración del riesgo de mercado". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds.): "La gestión del riesgo de mercado y de crédito. Nuevas técnicas de valoración". Fundación BBV, Bilbao, págs. 223-240.
- CARTY, L.V. (1997): "Moody's Rating Migration and Credit Quality Correlation 1920-1996". Special Comment. Moody's Investor Service. Nueva York.
- CARTY, L.V. y FONS, J. (1993): "Measuring Changes in Credit Quality". Moody's Special Report. Moody's Investor Service, Nueva York.

- CARTY, L.V. y LIEBERMAN, D. (1996): "Corporate bond defaults and default rates". Moody's Investor Service. Nueva York, enero.
- CATHCART, L. y EL-JAHEL, L. (1998): "Valuation of defaultable bonds". *Journal of Fixed Income*, vol. 8, nº 1, págs. 65-78.
- CHANDLER, G.G. y COFFMAN, J.Y. (1977): "Using credit scoring to improve the quality of consumer receivables: Legal and statistical implications". *Financial Management Association Meeting*, Seattle.
- CHAVEESUK, R.; SRIVAREE-RATANA, C. y SMITH, A.E. (1999): "Alternative neural networks approaches to corporate bond rating". *Journal of Engineering - Valuation and Cost Analysis*, vol. 2, nº 2, págs. 117-131.
- CHEN, G. y ASTEBRO, T. (2005): "A maximum likelihood approach for reject inference". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- CHRISTENSEN, J.; HANSEN, E. y LANDO, D. (2004): "Confidence sets for continuous-time rating transition probabilities". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11.
- COHEN, R. (1998): "Características y limitaciones del valor en riesgo como medida del riesgo de mercado". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds.): "La gestión del riesgo de mercado y de crédito. Nuevas técnicas de valoración". Fundación BBV, Bilbao, págs. 61-96.
- COLLIN-DUFRESNE, P. y SOLNIK, B. (2001): "On the term structure of default premia in the swap and LIBOR markets". *Journal of Finance*, nº 56, págs. 1095-1115.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1988): "International Convergente of Capital Measurement and Capital Standards". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999a): "Credit Risk Modelling: Current Practices and Applications". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, abril.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999b): "Principles for the Management of Credit Risk". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2000a): "Principles for the Management of Credit Risk". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2000b): "Range of Practice in Banks' Internal Ratings Systems". Discussion Paper. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2000c): "Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information". Working Paper nº 3. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, agosto.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2004a): "Consumer credit scoring: do situational circumstances matter?". Working Paper No. 146, Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2004b): "Convergencia Internacional de Medidas y Normas de Capital (marco revisado)". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, junio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005a): "Studies on the Validation of Internal Rating Systems". Working Paper No. 14, Basilea, mayo.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005b): "Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework". Newsletter nº 6. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.

- CORCÓSTEGUI, C.; GONZÁLEZ-MOSQUERA, L.; MARCELO, A. y TRUCHARTE, C. (2003): "Analysis of procyclical effects on capital requirements derived from a rating system". Banco de España. Madrid.
- CORTÉS, C. y VAPNIK, V. (1995): "Support Vector Networks". *Machine Learning*, vol. 20, págs. 273-297.
- CORZO, T. (1998): "Aplicación de la teoría de opciones a la evaluación del riesgo de impacto: Relación entre la probabilidad de impago y rating mediante un probit ordenado". *VI Foro de Finanzas*, Úbeda (Jaén).
- COUDERC, F. (2004): "Understanding default risk through non parametric intensities". Working Paper. FAME Research Series.
- COUDERC, F. y RENAULT, O. (2004): "Time-to-default: Life cycle, global and industry cycle impacts". Working Paper. FAME, FERC, University of Genova.
- COX, J.C.; INGERSOLL, J.E.Jr. y ROSS, S.A. (1985): "A theory of the term structure of interest rates". *Econometrica*, nº 53, págs. 385-407.
- CREDIT SUISSE (1997): "Credit Risk+: A Credit Risk Management Framework". Credit Suisse Financial Products. Credit Suisse, Londres.
- CROSBIE, P.J. (1999): "Modeling default risk". KMV Publications. San Francisco.
- CROUHY, M. ; GALAI, D. y MARK, R. (2000): "A comparative analysis of current credit risk models". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 59-117.
- CROUHY, M.; GALAI, D. y MARK, R. (2001): "Prototype risk rating system". *Journal of Banking and Finance*, nº 25, págs. 47-95.
- CUMMINS, J.D. y SOMMER, D.W. (1996): "Capital and risk in property-liability insurance markets". *Journal of Banking and Finance*, nº 20, págs. 1069-1092.
- DANIELSSON, J. y DE VRIES, C.G. (1997): "Value-at-Risk and Extreme Returns". Working Paper. London School of Economics. Londres.
- DAS, S.R. y SUNDARAN, R.K. (2000): "A discrete-time approach to arbitrage-free pricing of credit derivatives". *Management Science*, vol. 46, enero, págs. 46-62.
- DAVIS, E.P. (1995): "Debt, Financial Fragility, and Systemic Risk". Clarendon Press. Oxford.
- DAVYDENKO, S.A. (2005): "When do firms default? A study of the default boundary". Documento de Trabajo. London Business School. Londres.
- DE ANDRÉS SUÁREZ, J. y LORCA FERNÁNDEZ, P. (2004): "Generación genética de funciones lineales para el pronóstico de la insolvencia de las pequeñas y medianas empresas manufactureras". *V Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La Gestión del Riesgo Financiero y la Nueva Ley Concursal"*, Oviedo, 18 y 19 de Noviembre (CD).
- DE LA CRUZ GONZÁLEZ, J. (2002): "Nuevos enfoques en el control y gestión del riesgo de crédito dentro de Basilea II: el proyecto sectorial de las cajas de ahorro españolas". Incluido en DOLDÁN TIÉ, F. y RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (eds.): "La gestión del riesgo de crédito". AECA Monografías. Madrid.
- DE LA LAMA, A. (1998): "Técnicas de gestión de riesgo. Balance desde la experiencia del Banco Bilbao Vizcaya". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds.): "La gestión del riesgo de mercado y de crédito. Nuevas técnicas de valoración". Fundación BBV, Bilbao, págs. 197-219.
- DE LA TORRE MARTÍNEZ, J.M. y GÓMEZ MIRANDA, M.E. (2005): "Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: Una aplicación a las PYMEs industriales". *XIII Congreso AECA "Armonización y Gobierno de la Diversidad"*, Oviedo, 22 a 24 de septiembre.

- DE LARA HARO, A. (2003): *"Medición y Control de Riesgos Financieros"*. Limusa, México D.F.
- DE SERVIGNY, A. y RENAULT, O. (2002): *"Default correlation: Empirical evidence"*. Standard & Poor's. Nueva York, septiembre.
- DE WAAL, D.A.; DU TOIT, J.V. y DE LA REY, T. (2005) : *"An investigation into the use of generalized additive neural networks in credit scoring"*. *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 septiembre.
- DEL ÁGUILA QUESADA, J.; CORTÉS GARCÍA, F.J.; FERNÁNDEZ RUIZ, I.; GARCÍA MORENO, F. (2002): *"El Riesgo en la Industria Bancaria. Una Aproximación a Basilea II"*. Instituto Cajamar. Almería.
- DELGADO, J. y SAURINA, J. (2004): *"Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas"*. *Moneda y Crédito*, nº 219, págs. 11-41.
- DELIANEDIS, G. y GESKE, R. (1999): *"Credit risk and risk neutral default probabilities: Information about rating migrations and defaults"*. Working Paper. University of California – Los Angeles.
- DELLACHERIE, C. (1970): *"Un exemple de la théorie générale des processus"*. *Lecture Notes in Mathematics*, nº 124, págs. 60-70.
- DERVIZ, A. y KADLCAKOVA, N. (2001): *"Methodological Problems of Quantitative Credit Risk Modeling in the Czech Economy"*. Working Paper n. 39. Czech National Bank. Praga.
- DESAI, V.S. ; CROOK, J.N. y OVERSTREET, G.A. (1996): *"A comparison of neural network and linear scoring models in Credit Union environment"*. *European Journal of Operational Research*, nº 95, págs. 24-35.
- DESAI, V.S.; CONWAY, D.G.; CROOK, J.N. y OVERSTREET, G.A. (1997): *"Credit-scoring models in the credit union environment using neural networks and genetic algorithms"*. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, nº 8, págs. 323-346.
- DÍAZ MARTÍNEZ, Z.; FERNÁNDEZ MENÉNDEZ, J. y DEL POZO GARCÍA, E.M. (2005): *"Listas de decisión aplicadas a la predicción de crisis empresariales en seguros no vida: El algoritmo PART"*. XIII Congreso AECA *"Armonización y Gobierno de la Diversidad"*, Oviedo, 22 a 24 de septiembre.
- DIAZ, J.A. (2002): *"The integration of credit and market risk"*. Mimeo. Universidad Carlos III. Madrid.
- DIRICKX y WAKEMAN (1976): *"An Extension of the Bierman-Hausman Model for Credit Granting"* *Management Science*, julio.
- DOWD, K. (1998): *"Beyond Value at Risk. The New Science of Risk Management"*. John Wiley & Sons. Londres.
- DUFFIE, D. y LANDO, D. (2001): *"The term structure of credit spreads with incomplete accounting information"*. *Econometrica*, nº 69, págs. 633-664.
- DUFFIE, D. y SINGLETON, K. (1996) : *"Modeling Term Structures of Defaultable Bonds"*. *Stanford University*, junio. Mimeo.
- DUFFIE, D. y SINGLETON, K. (1999a): *"Modeling term structures of defaultable bonds"*. *Review of Financial Studies*, nº 12, págs. 197-226.
- DUFFIE, D. y SINGLETON, K. (1999b): *"Simulating Correlated Defaults"*. Working Paper. Stanford University, mayo.
- DUFFIE, D. y WNAG, K. (2004): *"Multi-period corporate failure prediction with stochastic covariates"*. Working Paper. Graduate School of Business, Stanford University.
- DUFFIE, D.; SCHRODER, M. y SKIADAS, C. (1996): *"Recursive valuation of defaultable securities and the timing of resolution of uncertainty"*. *Annals of Applied Probabilistics*, nº 6, págs. 1075-1090.

- DURAND (1941): "Elements in Consumer Installment Lending". Studies in Consumer Installment Financing, nº 8. National Bureau of Economic Research. Nueva York.
- DUTTA, S. y SHEKHAR, S. (1989): "Bond rating: a non-conservative application of neural networks". *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, págs. 443-450.
- ELLIOT, R.J.; JEANBLANC, M. y YOR, M. (2000): "On models of default risk". *Mathematical Finance*, nº 10, págs. 179-195.
- ENGLISH, W.B. y NELSON, W.R. (1998): "Bank risk rating of business loans". Working Paper. Board of Governors of the Federal Reserve System. Washington D.C.
- ERICSSON, J. (2000): "Asset substitution, debt pricing, optimal leverage and maturity". Working Paper. McGill University.
- EZZAMEL, M.; BRODIE, J. y MAR-MOLINERO, C. (1987): "Financial patterns of UK manufacturing companies". *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 14, nº 4, págs. 519-536.
- FAMA, E. F. y FRENCH, K.R. (1989): "Business Conditions and Expected Returns on Stocks and Bonds". *Journal of Financial Economics*, nº 25, págs. 23-49.
- FAMA, E.F. y FRENCH, K. (1993): "Common risk factors in the returns on stocks and bonds". *Journal of Financial Economics*, nº 33, págs. 3-57.
- FAN, H. y SUNDARESAN, S. (1997): "Debt valuation, strategic debt service and optimal dividend policy". Working Paper. Columbia University.
- FANNING, K.M. y COGGER, K.O. (1994): "A comparative analysis of artificial neural networks using financial distress prediction". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*, vol. 3, págs. 241-252.
- FEELDERS, A.J. (2003): "An overview of model based reject inference for credit scoring". *BANFF Credit Risk Conference 2003*, 11-16 octubre.
- FERRANDO BOLADO, M. y BLANCO RAMOS, F. (1998): "La previsión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, abril-junio, págs. 499-540.
- FINGER, C.C. (ed.) (2002): "CreditGradesTM Technical Document". RiskMetrics Group. Nueva York, mayo.
- FINLAY, S. (2005): "Using genetic algorithms to develop scoring models for alternative measures of performance". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, 7-9 Septiembre.
- FISHMAN, G. (1997): "Monte Carlo: Concepts, Algorithms, and Applications". Springer Verlag. Berlín.
- FLEDELIUS, P.; LANDO, D. y NIELSEN, J.P. (2004): "Non-parametric analysis of rating transition and default data". *Journal of Investment Management*, vol. 2, nº 2, págs. 71-85.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2006a): "Análisis de la quiebra empresarial". Documento de Investigación 2006/1. Departamento de Dirección y Economía de la Empresa, Universidad de León.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2006b): "Estudio empírico de la crisis bancaria española". Documento de Investigación 2006/2. Departamento de Dirección y Economía de la Empresa, Universidad de León.
- FORTE, S. y PEÑA, J.I. (2002): "The design of refinancing contracts". Mimeo. Universidad Carlos III. Madrid.
- FRAME, W.; SCOOT, A.S. y WOOSLEY, L. (2001): "The effect of credit scoring on small business lending". *Journal of Money, Credit, and Banking*, nº 33, págs. 813-825.
- FRANKS, J.R. y TOROUS, W.N. (1994): "A comparison of financial restructuring in distressed exchanges and Chapter 11 reorganizations". *Journal of Financial Economics*, nº 35, págs. 349-370.

- FREY, R. y McNEIL, A. (2001): "Modeling Dependent Defaults". Working Paper. ETH, Department of Mathematics. Zurich.
- FRIDSON, M.; GARMAN, C. y WU, S. (1997): "Real interest rates and the default rates on high-yield bonds". *Journal of Fixed Income*, septiembre, págs. 27-34.
- FUNG, G. y MANGASARIAN, O.L. (2001): "Proximal Support Vector Machine Classifiers". Technical Report 1-2. Data Mining Institute. University of Wisconsin-Madison, febrero.
- GAGLIARDINI, P. y GOURIÉROUX, C. (2005): "Migration correlation: Definition and efficient estimation". *Journal of Banking and Finance*, nº 29, págs. 865-894.
- GALINDO DORADO, R. y DROZDOWSKYJ, A. (2002): "Un modelo de predicción de fracaso empresarial". *Partida Doble*, nº 134, junio, págs. 60-67.
- GALLEGO MERINO, A.M. y GÓMEZ ALBERO, A. (2002): "Efectos marginales en la metodología Multilogic: Interpretación y contrastación empírica en los modelos de insolvencia". Incluido en DOLDÁN TIÉ, F. y RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (eds): "La Gestión del Riesgo de Crédito". AECA Monografías. Madrid, págs. 219-252.
- GALLEGO MERINO, A.M.; GÓMEZ, J.S. y YÁNEZ, L. (1997): "Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras". *Actualidad Financiera*, mayo, nº 5, págs. 3-14.
- GARAVAGLIA, S. (1991): "An application of a counter-propagation neural network: Simulating the Standard & Poor's corporate bond rating system". *Proceedings of the 1st International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, IEEE Computer Society Press, págs. 278-287.
- GARCÍA CÉSPEDES, J.C. (2005): "Nuevas técnicas de medición del riesgo de crédito". *Revista de Economía Financiera*, nº 5, abril, págs. 86-114.
- GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D. (coord.) (1997): "El riesgo financiero de la pequeña y mediana empresa en Europa". Pirámide. Madrid.
- GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D.; CALVO-FLORES SEGURA, A. y ARQUES PÉREZ, A. (1998): "El riesgo financiero en las empresas de nueva creación". Incluido en CALVO-FLORES SEGURA, A. y GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D. (eds.): "El riesgo financiero de la empresa". AECA Monografías. Madrid, págs. 137-173.
- GARCÍA-AYUSO, M. y JIMÉNEZ CARDOSO, S. (1996): "Reflexiones sobre el concepto y ámbito del análisis financiero". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, nº 87, págs. 403-427.
- GARMAN, M. y BLANCO, C. (1998): "Nuevos avances en la metodología de Valor en Riesgo: Conceptos de VeR_{delta} y VeR_{beta} ". *Revista Análisis Financiero*, nº 75, segundo cuatrimestre, págs. 6-18.
- GESKE, R. (1977): "The valuation of corporate liabilities as compound options". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, nº 3, págs. 541-552.
- GESKE, R. (1979): "The valuation of compound options". *Journal of Financial Economics*, nº 7, págs. 63-81.
- GOODHART, C.H. y SCHOENMAKER, D. (1993): "Institutional Separation between Supervisory and Monetary Agencies". Special Paper No. 52. LSE Financial Markets Group. Londres.
- GORDY, M.B. (2000): "A comparative anatomy of credit risk models". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 119-149.
- GREER, C.C. (1967): "The Optimal Credit Acceptance Policy". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, marzo.

- GRIEB, T.; HEGJI, C. y JONES, S.T. (2001): "Macroeconomic factors, consumer behaviour, and bankcard default rates". *Journal of Economics and Finance*, vol. 25, nº 3, otoño, págs. 316-327.
- GRUNERT, J.; NORDEN, L. y WEBER, M. (2005): "The role of non-financial factors in internal credit ratings". *Journal of Banking and Finance*, nº 29, págs. 509-231.
- GRUNERT, J.; NORDEN, L. y WEBER, M. (2005): "The role of non-financial factors in internal credit ratings". *Journal of Banking and Finance*, nº 29, págs. 509-231.
- GUPTON, G.M.; FINGER, C.C. y BHATIA, M. (1997): "Credit Metrics – Technical Document". Morgan Guaranty Trust Co. Nueva York, abril.
- HAND, D.J. y HENLEY, W.E. (1994): "Can reject inference ever work?". *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, vol. 5, nº 1, págs. 45-55.
- HAND, D.J. y HENLEY, W.E. (1997): "Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review". *Journal of the Royal Statistical Society A*, nº 160, págs. 523-541.
- HARDIN, J.M.; CONERLY, M.D.; ANDERSON, B. y LANDEROS, A. (2005): "Mixture models applied to reject inference". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- HILDERMAN, M. (1998): "Industrial company rating methodology". Moody's Investors Service. Nueva York.
- HO, T.S. y SINGER, R.F. (1982): "Bond indenture provisions and the risk of corporate debt". *Journal of Financial Economics*, nº 10, págs. 375-406.
- HO, T.S. y SINGER, R.F. (1984): "The value of corporate debt with a sinking-fund provision". *Journal of Business*, nº 57, págs. 315-336.
- HOFFMANN, F.; BAESENS, B.; MARTENS, J.; PUT, F. y VANTHIENEN, J. (2002): "Comparing a genetic fuzzy and a neurofuzzy classifier for credit scoring". *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 17, nº 11, págs. 1067-1083.
- HOL, S. (2001): "Time series dynamics in loan losses". Working Paper. Norwegian University of Science and Technology.
- HOMER, S. y SYLLA, R. (1996): "A history of interest rates". Rutgers University Press. New Jersey.
- HUANG, J.-Z. y HUANG, M. (2003): "How much of the corporate-treasury yield spread is due to credit risk?". Working Paper. Pennsylvania State University.
- HUESO TRUJILLO, E. (2001): "Crédito Bancario. Estudio y Análisis". ESCO. Madrid.
- HULL, J. y WHITE, A. (1995): "The impact of default risk on the prices of options and other derivative securities". *Journal of Banking and Finance*, vol. 19, nº 2, mayo, págs. 299-322.
- HULL, J. y WHITE, A. (2000): "Valuing credit default swap I: No counterparty default risk". *The Journal of Derivatives*, vol. 8, nº 1, págs. 29-40.
- HULL, J. y WHITE, A. (2001): "Valuing credit default swaps II: modeling default correlations". *Journal of Derivatives*, vol. 8, nº 3, págs. 12-21.
- HULL, J.; PREDESCU, M. y WHITE, A. (2004): "The relationship between credit default swap spreads, bond yields, and credit rating announcements". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11, págs. 2789-2811.
- J. P. MORGAN (1997): "CreditMetrics Technical Document". J. P. Morgan. Nueva York, abril.
- JAFRY, Y. y SCHUERMAN, T. (2004): "Measurement, estimation, and comparison of credit migration matrices". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11.

- JARROW, R. (2001): "Default parameter estimation using market prices". *Financial Analyst Journal*, septiembre/octubre, págs. 75-92.
- JARROW, R. y TURNBULL, S. (1995): "Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk". *Journal of Finance*, nº 50, págs. 53-85.
- JARROW, R. y TURNBULL, S. (2000): "The intersection of market and credit risk". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 271-299.
- JARROW, R.; LANDO, D. y TURNBULL, S. (1997): "A Markov model for the term structure of credit risk spreads". *Review of Financial Studies*, vol. 10, nº 2, págs. 481-523.
- JIMÉNEZ, G. y SAURINA, J. (2002): "Loan characteristics and credit risk". Documento de Trabajo. Banco de España. Madrid, septiembre.
- KAO, D.-L. (2000): "Estimating and pricing credit risk: an overview". *Financial Analysts Journal*, julio/agosto, págs. 50-66.
- KAU, J.B.; KEENAN, D.C. y KIM, T. (1994): "Default probabilities for mortgages". *Journal of Urban Economics*, vol. 35, nº 3, págs. 278-296.
- KEALHOFER, S. (2000): "Comment on a new capital adequacy framework". KMV Corporation. San Francisco
- KEALHOFER, S.; KNOW, S. y WENG, W. (1999): "Uses and abuses of default rates". KMV Corporation Document 999-0000-039. KMV Corporation. San Francisco.
- KEALHOFER, S.; KWOK, S.; WENG, W. (1998): "Uses and abuses of default rates". *CreditMetrics Monitor*, primer cuatrimestre, págs. 37-55.
- KERLING, M. y PODDIG, T. (1994): "Klassifikation von Unternehmen mittels KNN". Incluido en REHKUGLER, H. y ZIMMERMANN, H.G. (eds.): "Neuronale Netze in der Ökonomie". Vahlen, München.
- KIM, I.J.; RAMASWAMY, K. y SUNDARESAN, S. (1993): "Does default risk in coupons affect the valuation of corporate bonds?". *Financial Management*, nº 22, págs. 117-131.
- KIM, J.W. (1993): "Expert systems for bond rating: A comparative analysis of statistical, rule-based and neural network systems". *Expert Systems*, nº 10, págs. 167-171.
- KLAPPER, L. (1998): "Short-term collateralisation: Theory and evidence". Working Paper. New York University. Nueva York.
- KOCH, T.W. y MacDONALD, S.S. (2000): "Bank Management". Harcourt College Publishers. Fortworth, Tokio.
- KOEDIJK, K.G.; SCHAFGANS, M.M.A. y DE VRIES, C.G. (1990): "The tail index of exchange rate returns". *Journal of International Economics*, nº 29, págs. 93-108.
- KOLYSHKINA, I. y BROOKES, R. (2002): "Data mining approaches to modelling insurance risk". Documento de Trabajo. PricewaterhouseCoopers, 22 de octubre.
- KOYLUOGLU, H. y HICKMAN, A. (1998): "Reconcilable differences". *Risk*, octubre, págs. 56-62.
- KOYLUOGLU, H.; BANGIA, A. y GARSIDE, T. (1999): "Devil in the Parameters". Mimeo. Oliver, Wyman & Company. Nueva York.
- KRAHNEN, J.P. y WEBER, M. (2000): "Generally accepted rating principles: a primer". *Journal of Banking and Finance*, vol. 25, págs. 3-23.
- KUPIEC, P. (2002): "What exactly does credit VaR measure?". *Journal of Derivatives*, nº 9, págs. 9-26.

- KWON, Y.; HAN, I. y LEE, K. (1997): "Ordinal Pairwise Partitioning (OPP) Approach to Neural Networks Training in Bond Rating". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 6, nº 1, págs. 23-40.
- LAFFARGA BRIONES, J. y MORA ENGUIDANOS, A. (1998): "Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: un análisis crítico". Incluido en CALVO-FLORES SEGURA, A. y GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D. (eds.): "El riesgo financiero de la empresa". AECA Monografías. Madrid, págs. 11-58.
- LAFFARGA BRIONES, J. y MORA ENGUIDANOS, A. (2002): "La predicción del fracaso empresarial. El estado de la cuestión en España". Incluido en DOLDÁN TIÉ, F. y RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (eds.): "La gestión del riesgo de crédito. Métodos y modelos de predicción de la insolvencia empresarial". AECA Monografías. Madrid, págs. 25-45.
- LAFFARGA BRIONES; MARTÍN MARÍN, J.L. y VÁZQUEZ CUETO, M.J. (1991): "La predicción de la quiebra bancaria: el caso español". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, págs. 151-163.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1985): "El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española". *Esic-Market*, nº 48, 2º trimestre, págs. 51-73.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1986a): "El pronóstico a corto plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la Banca española". *Esic-Market*, nº 53, 3er trimestre, págs. 59-116.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1986b): "El pronóstico a largo plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones al caso español". *Esic-Market*, nº 54, 4º trimestre, págs. 113-167.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1987): "Predicción de la crisis bancaria española: La comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante". *Cuadernos de Investigación Contable*, nº 1, otoño, págs. 103-110.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1988): "Forecasting bank failures: The Spanish case". *Studies in Banking and Finance*, nº 7, págs. 73-90.
- LANDO, D. (1998): "On Cox processes and credit risky securities". *Review of Derivative Research*, nº 2, págs. 99-120.
- LANDO, D. y SKODEBERG, T.M. (2002): "Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations". *Journal of Banking and Finance*, nº 26, págs. 423-444.
- LARRÁN JORGE, M. y REES, W. (1999): "Propiedades de los pronósticos de beneficios realizados por los analistas financieros: una aplicación al caso español". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 28, nº 101, págs. 675-729.
- LELAND, H.E. y TOFT, K. (1996): "Optimal capital structure, endogenous bankruptcy, and the term structure of credit spreads". *Journal of Finance*, nº 51, págs. 987-1019.
- LELAND, J. (1994): "Corporate debt value, bond covenants, and optimal capital structure". *Journal of Finance*, nº 49, págs. 1213-1252.
- LELAND, J. (1998): "Agency costs, risk management and capital structure". *Journal of Finance*, nº 52, págs. 1214-1242.
- LITTERMAN, R. e IBEN, T. (1991): "Corporate bond valuation and the term structure of credit spreads". *Journal of Portfolio Management*, vol. 17, nº 3, págs. 52-64.

- LIZARRAGA DALLO, F. (1997a): "Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa española". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 26, nº 92, octubre-diciembre, págs. 871-915.
- LIZARRAGA DALLO, F. (1997b): "Los flujos de tesorería en la predicción del fracaso empresarial". *Actualidad Financiera*, abril, págs. 73-93.
- LIZARRAGA DALLO, F. (2002): "La utilidad de los modelos de predicción de fracaso en la empresa española a lo largo de última década". Incluido en DOLDÁN TIÉ, F. y RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (eds): "La Gestión del Riesgo de Crédito". AECA Monografías. Madrid, págs. 219-252.
- LÖFFLER, G. (2004a): "An anatomy of rating through the cycle". *Journal of Banking and Finance*, nº 28, págs. 695-720.
- LÖFFLER, G. (2004b): "Ratings versus market-based measures of default risk in portfolio governance". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11, págs. 2715-2746.
- LONGSTAFF, F.A. y SCHWARTZ, E.S. (1992): "Interest rate volatility and the term structure: a two-factor general equilibrium model". *Journal of Finance*, nº 47, págs. 1259-1282.
- LONGSTAFF, F.A. y SCHWARTZ, E.S. (1995): "A simple approach to valuing risky fixed and floating rate debt". *Journal of Finance*, nº 50, págs. 789-819.
- LÓPEZ GRACIA, J. GANDÍA CABEDO, J.L. y MOLINA LLOPIS, R. (1998): "La supervisión de pagos en las Pymes: una aproximación empírica". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, enero-marzo, págs. 71-97.
- LÓPEZ HERRERA, D.; MORENO ROJAS, J. y RODRÍGUEZ RODRÍGUEZ, P. (1994): "Modelos de previsión del fracaso empresarial: Aplicación a entidades de seguros en España". *Esic-Market*, nº 84, 1er trimestre, págs. 83-125.
- LÓPEZ, J.A. y SAIDENBERG, M.R. (2000): "Evaluating credit risk models". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 151-165.
- LUCAS, A.; KLAASSEN, P.; SPREIJ, P. y STRAETMANS, S. (2001): "An analytical approach to credit risk of large bond and loan portfolios". *Journal of Banking and Finance*, nº 25, págs. 1635-1664.
- LUCAS, D. (1995): "Default correlation and credit risk analysis". *Journal of Fixed Income*, págs. 76-87.
- LUCAS, D.J. y LONSKI, J.G. (1992): "Changes in corporate credit quality 1970-1990". *The Journal of Fixed Income*, págs. 7-14.
- MACHAUER, A. y WEBER, M. (1998): "Bank behavior based on internal credit ratings of borrowers". *Journal of Banking and Finance*, nº 22, págs. 1355-1383.
- MADAN, D. y UNAL, H. (1998): "Pricing the risks of default". *Review of Derivatives Research*, vol. 2, nº 2/3, págs. 121-160.
- MADAN; CARR, P.P. y CHANG (1998): "The variance gamma process and option pricing". *European Finance Review*, nº 2, págs. 79-105.
- MANOVE, M. y PADILLA, A.J. (1999): "Banking (Conservatively) with Optimists". *Rand Journal of Economics*, vol. 30, págs. 324-350.
- MANOVE, M. y PADILLA, A.J. (2001): "Collateral versus project screening: A model of lazy banks". *Rand Journal of Economics*, vol. 32, nº 4, págs. 726-744.
- MAR MOLINERO, C. y EZZAMEL, M. (1991): "Multidimensional scaling applied to corporate failure". *Bank of England, Discussion Paper*, 4.

- MAR MOLINERO, C. y SERRANO CINCA, C. (2001): "Bank failure: A multidimensional scaling approach". *The European Journal of Finance*, nº 7, págs. 165-183
- MARSHALL, J.F. y KAPNER, K.R. (1999): "Understanding Swaps". John Wiley & Sons. Chichester.
- MARTÍN MARÍN, J.L. y FERIA DOMÍNGUEZ, J.M. (2004): "El efecto diversificación en términos de VeR relativo calculado por simulación de Montecarlo". *Análisis Financiero*, nº 93, primer cuatrimestre, págs. 30-43.
- MARTÍN MARÍN, J.L. y TRUJILLO PONCE, A. (2004a): "El nuevo acuerdo de Basilea y la gestión del riesgo de crédito". *Harvard Deusto, Finanzas y Contabilidad*, nº 58, marzo/abril, págs. 50-59.
- MARTÍN MARÍN, J.L. y TRUJILLO PONCE, A. (2004b): "El rating y la fijación de préstamos comerciales: aplicación mediante un modelo logit". *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 13, nº 2, págs. 155-176.
- MARTÍN MARÍN, J.L. y TRUJILLO PONCE, A. (2005): "Structural models and default probability: Application to the Spanish Stock Market". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, Barcelona, 6-7 octubre.
- MARTÍN MARÍN, J.L.; OLIVER ALFONSO, M.D. y DE LA TORRE GALLEGOS, A. (1997): "Medición del valor en riesgo (VeR) de una cartera de swaps". *Análisis Financiero*, nº 73, págs. 60-70.
- MARTÍN MARÍN, J.L.; TÉLLEZ VALLE, C. y TRUJILLO PONCE, A. (1999): "La matriz de transición de calificaciones como instrumento de gestión del riesgo de crédito". *Análisis Financiero*, nº 77, primer cuatrimestre, págs. 60-76.
- MARTÍNEZ MONGAY, C.; NAVARRO, M.V. y SANZ, F. (1989): "Selección y explotación de los sistema de alarma y prevención de quiebra". *Investigaciones Económicas*, suplemento, págs. 135-141.
- MASCAREÑAS PÉREZ-ÍÑIGO (2003) [en línea]: *Riesgos económico y financiero*. Documento de trabajo. Universidad Complutense de Madrid. <http://www.ucm.es/info/jmas/load.htm> (Fecha de consulta: 27-03-2005).
- McKINSEY (1998): "Credit Portfolio View Approach. Documentation and User's Documentation". McKinsey and Company. Zurich.
- MEHTA, D. (1968): "The Formulation of Credit Policy Models". *Management Science*, octubre.
- MEHTA, D. (1970): "Optimal Credit Policy Selection: A Dynamic Approach". *Journal of Financial and Quantative Analysis*, diciembre.
- MELLA-BARRAL, P. y PERRAUDIN, W. (1997): "Strategic debt service". *Journal of Finance*, vol. 50, nº 2, junio, págs. 531-556.
- MELLA-BARRAL, P. y TYCHON, P. (1996): "Default risk in asset pricing". Working Paper. London School of Economics and Université Catholique de Louvain.
- MERTON, R.C. (1974): "On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates". *Journal of Finance*, nº 29, págs. 449-470.
- MERTON, R.C. (1977): "On the pricing of contingent claims and the Modigliani-Miller theorem". *Journal of Financial Economics*, nº 5, págs. 241-249.
- MESTER, L.J. (1997): "What's the point of credit scoring?". *Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review*, septiembre/octubre, págs. 3-16.
- MINA, J. y XIAO, J.Y. (2001): "Return to RiskMetrics: The evolution of a standard". RiskMetrics Group. Nueva York, abril.

- MOODY'S INVESTORS SERVICE (1997): *"The binomial Expansion Technique"*. Moody's Investors Service. Nueva York.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (1998): *"Bankrupt Bank Loan Recoveries"*. Moody's Investors Service. Nueva York.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002): *"Understanding Moody's Corporate Bond Ratings and Rating Process"*. Moody's Investors Service. Nueva York, mayo.
- MOODY'S KMV (2004): *"Moody's KMV RiskCalc® v3.1 Model"*. Moody's KMV. Nueva York, abril.
- MOODY'S KMV (2005): *"Moody's KMV Internal Rating Platform and the Basel II IRB Approaches"*. Moody's KMV. Nueva York, marzo.
- MORA ENGUIDANOS, A. (1994a): "Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 23, nº 78, enero-marzo, págs. 203-233.
- MORA ENGUIDANOS, A. (1994b): "Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 23, nº 80, julio-septiembre, págs. 709-732.
- MORA ENGUIDANOS, A. (1995): "Utilidad de los modelos de predicción de la crisis empresarial". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 24, nº 83, págs. 281-300.
- MORA ENGUIDANOS, A. (1996): *"El contenido informativo de los datos contables para las decisiones de inversión"*. Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.
- MORGAN GUARANTY TRUST COMPANY (1995): *"RiskMetrics Technical Document"*. Morgan Guaranty Trust Company, Nueva York.
- MUELLER, C. (2000): *"A Simple Multi-Factor Model of Corporate Bond Prices"*. Doctoral Dissertation. University of Wisconsin-Madison, octubre.
- MUNIZ DE ANDRADE, F.W. y LAREDO SICSÚ, A. (2005): "A credit risk model for consumer loans portfolios". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- MUNIZ DE ANDRADE, F.W. y THOMAS, L. (2005): "Structural models in consumer credit". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- NAGPAL, K. y BAHAR, R. (1999): "An analytical approach for credit risk analysis under correlated defaults". *Credit Metrics Monitor*, abril, págs. 51-79.
- NAGPAL, K. y BAHAR, R. (2000): *"Credit risk modelling in presence of correlations. An analytical approach"*. Standard & Poors. Nueva York.
- NAGPAL, K. y BAHAR, R. (2001): "Credit risk in presence of correlations. Historical data por US corporates". *Risk*, nº 14, págs. 129-132.
- NEOPHYTOU, E. y MAR MOLINERO, C. (2004): "Predicting corporate failure in the UK: A multidimensional scaling approach". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 31, nº 5, págs. 677-710.
- NICKELL, P.; PERRAUDIN, W. y VAROTTO, S. (1999): *"Ratings Versus Equity Based Credit Risk Modeling: An Empirical Analysis"*. Bank of England. Mimeo.
- NICKELL, P.; PERRAUDIN, W. y VAROTTO, S. (2000): "Stability of rating transitions". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 203-227.

- NICKELL, P.; PERRAUDIN, W. y VAROTTO, S. (2001): "Stability of rating transitions". Mimeo. Bank of England. Londres.
- NIEHAUS, G. (2002): "The allocation of catastrophe risk". *Journal of Banking and Finance*, nº 26, págs. 585-596.
- NIELSEN, T.N.; SAÁ-REQUEJO, J.; SANTA-CLARA, P. (1993): "Default risk and interest rate risk: The term structure of default spread". Working Paper. INSEAD. Fontainebleau.
- NORDEN, L. y WEBER, M. (2004): "Information efficiency of credit default swap and stock markets: the impact of credit rating announcements". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11, págs. 2813-2843.
- ODOM, M. D. y SHARDA, R. (1992): "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction". *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, págs. II163-II168.
- PEÑA SÁNCHEZ DE RIVERA, J.I. (2002): "La Gestión de Riesgos Financieros de Mercado y Crédito". Prentice Hall - Financial Times, Madrid.
- PÉREZ CARBALLO, A. y SOTOMAYOR, A. (1990): "Cómo pedir un préstamo". Manuales IMPI 2. Ministerio de Industria y Energía. Madrid.
- PETERSEN, M.E. y RAJAN, R.G. (1994): "The benefits of firm-creditor relationships: Evidence from small business data". *Journal of Finance*, nº 49, págs. 3-37.
- PHELAN, K. y ALEXANDER, C. (1999): "Different strokes". *Risk, Credit Risk Supplement*, octubre.
- PHUA, C.; GAYLER, R.; LEE, V. y SMITH, K. (2005): "On the approximate communal fraud scoring of credit applications". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 septiembre.
- PINA MARTÍNEZ, V. (1989): "Estudio empírico de la crisis bancaria". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 28, nº 58, enero-marzo, págs. 309-338.
- PINCHES, G.E. ; EUBANK, A.; MINGO, K. y CARUTHERS, J.K. (1973): "The stability of financial patterns in industrial organizations". *Journal of Finance*, vol. 28, nº 1, págs. 389-396.
- PRICEWATERHOUSECOOPERS y NIESR RESEARCH FOR EUROPEAN COMMISSION (2004) [en línea]: "Study of the financial and macroeconomic consequences of the draft proposed New Capital Requirements for Banks and Investment Firms in the UE". <http://europa.eu.int> (Fecha de consulta: 2/6/2005).
- PYE, G. (1974): "Gauging the default Premium". *Financial Analysts Journal*, vol. 30, nº 1, págs. 49-52.
- QUINLAN, J.R. (1987): "Simplifying decision trees". *International Journal of Machine Studies*, vol. 27, págs. 221-234.
- RAJAN, R.G. (1994): "Why bank credit policies fluctuate: a theory and some evidence". *Quarterly Journal of Economics*, vol. CIX, nº 2, mayo, págs. 399-441.
- RAMÓN ARAGONÉS, J.R.; BLANCO, C. y DOWD, K. (2005): "Aproximación del valor en riesgo a través de la teoría del valor extremo". *Análisis Financiero*, nº 82, tercer cuatrimestre, págs. 78-85.
- RODRÍGUEZ ACEBES, M.C. (1990): "La Predicción de las Crisis Empresariales. Modelos para el Sector Seguros". Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Valladolid. Valladolid.
- RODRÍGUEZ FERNÁNDEZ, J.M. (1986): "Crisis en los bancos privados españoles: un modelo logit". II Jornadas de Economía Industrial, Madrid, 25 y 26 de septiembre.
- RODRÍGUEZ FERNÁNDEZ, J.M. (1987): "Crisis en los bancos privados españoles: un modelo logit". *Investigaciones Económicas*, suplemento, págs. 59-64.

- RODRÍGUEZ FERNÁNDEZ, J.M. (1989a): “Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico”. *Moneda y Crédito*, nº 189.
- RODRÍGUEZ FERNÁNDEZ, J.M. (1989b): “The Crisis in Spanish Private Banks: A Logit Analysis”. *Finance*, vol. 10, nº 1, junio, págs. 69-88.
- RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (2004): “Análisis de sensibilidad del modelo de redes neuronales artificiales para la predicción de la insolvencia empresarial. Una métrica para superar la solución de Caja Negra”. *V Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial “La Gestión del Riesgo Financiero y la Nueva Ley Concursal”*, Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- RODRÍGUEZ VILARIÑO, M.L. (1994): “Utilidad del análisis de ratios para la predicción de la insolvencia empresarial”. *Actualidad Financiera*, nº 24-36, págs. C699-C773.
- RUÍZ MALLORQUÍ, M.V.; AGUIAR DÍAZ, I. y MEDINA MUÑOZ, D. (2004): “Efecto de las participaciones en empresas en el riesgo de crédito de las entidades financieras”. *V Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial “La Gestión del Riesgo Financiero y la Nueva Ley Concursal”*, Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- RUTHERFORD, R. (1994): “Securitizing small business loans: A Banker’s action plan”. *Commercial Lending Review*, nº 10, págs. 62-74.
- SALCEDO-SANZ, S.; DEPRADO-CUMPLIDO, M.; SEGOVIA-VARGAS, M.J.; PÉREZ-CRUZ, F. y BOUSOÑO-CALZÓN, C. (2004): “Feature selection methods involving support vector machines for prediction of insolvency in non-life insurance companies”. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, nº 12, págs. 261-281.
- SAMANIEGO MEDINA, R. y MARTÍN MARÍN, J.L. (2005): “El método estándar en el Acuerdo de Basilea”. *XIII Congreso AECA*, Oviedo, 22-24 septiembre (CD).
- SAMANIEGO MEDINA, R.; OLIVER ALFONSO, M.D. y VÁZQUEZ CUETO, M.J. (2005): “Los modelos internos (IRB) en Basilea II: Una aproximación a la determinación de la probabilidad de impago”. *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, Barcelona, 6-7 octubre.
- SANTOMERO, A.M. (1997): “Commercial bank risk management: An analysis of the process”. *Journal of Financial Services Research*, nº 12, págs. 83-115.
- SARLIJA, N.; BENSIC, M. y BOHACEK, Z. (2005): “Customer revolving credit – how the economic conditions make a difference”. *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- SAUNDERS, A. (1997): “*Financial Institutions Managements: A Modern Perspective*”. Irwin. Nueva York.
- SAUNDERS, A. (1999): “*Credit Risk Measurement*”. Wiley & Sons, Nueva York.
- SAURINA, J. (2004): “Riesgo de crédito: medición, gestión y control. Un enfoque positivo desde la perspectiva del regulador bancario”. *V Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial “La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal”*. Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- SAURINA, J. y TRUCHARTEM C. (2004): “The impact of Basel II on lending to small-and-medium-sized firms: A regulatory policy assessment based on Spanish credit register data”. *Journal of Financial Services Research*, nº 26, págs. 121-144.
- SCHÖNBUCHER, P.J. (1998): “Term structure modeling of defaultable bonds”. *Review of Derivatives Research*, vol. 2, nº 2-3, págs. 161-1982.
- SCHULTZ, P. (2001): “Corporate bond trading costs: a peek behind the curtain”. *Journal of Finance*, nº 56, págs. 677-698.

- SCHWAIGER, W.S.A. (2002): "Basel II: Quantitative impact study on Austrian small and medium-sized enterprises". Technical University of Viena. Viena.
- SEOW, H.-V. y THOMAS, L.C. (2005): "To ask or not to ask, that is the question". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- SERRANO CINCA, C. y MARTÍN DEL BRÍO, B. (1995): "Self-Organizing Neural Networks: The Financial State of Spanish companies". Incluido en REFENES, N.A. (ed.): "Neural Networks in the Capital Markets". John Wiley & Sons, cap. XXIII.
- SHIMKO, D.; TEJIMA, N. y VAN DEVENTER, D.R. (1993): "The pricing of risky debt when interest rates are stochastic". *Journal of Fixed Income*, vol. 3, nº 2, septiembre, págs. 58-65.
- SHIRAKAWA, H. (1999): "Evaluation of yield spread for credit risk". *Advanced Mathematical Economics*, nº 1, págs. 83-97.
- SINGLETON, K. (1998): "Activos de renta fija con riesgo de insolvencia: valoración y gestión del riesgo". Incluido en FUNDACIÓN BBV (eds.): "La gestión del riesgo de mercado y de crédito. Nuevas técnicas de valoración". Fundación BBV, Bilbao, págs. 145-172.
- SMITHSON, C.W.; SMITH, C.W. y WILFORD, D.S. (1995): "Managing Financial Risk". Irwin. Nueva York.
- SOMOZA LÓPEZ, A. (2001): "Los modelos contable-financieros de predicción de la insolvencia empresarial. Una aportación y su aplicación a una muestra de empresas de los sectores textil y confección de la provincia de Barcelona (1994-1997)". Tesis Doctoral. Universidad de Barcelona.
- STANDARD & POOR'S (1997): "Ratings Performance 1996: Stability and Transition". Standard & Poor's. Nueva York, febrero.
- STANDARD & POOR'S (2002): "CreditModel Technical White Paper". Standard & Poor's. Nueva York.
- STANDARD & POOR'S (2004a): "Internal Rating Systems. Evaluating and Developing Credit Assessment Methodologies". Standard & Poor's. Nueva York, febrero.
- STANDARD & POOR'S (2004b): "About CreditModel". Standard & Poor's. Nueva York, enero.
- STIGLITZ, J. y WEISS, A. (1982): "Credit rationing in markets with imperfect information". *American Economic Review*, junio, págs. 393-410.
- STULZ, R.M. (2002): "Risk Management & Derivatives". Southwestern College Publishing. Cincinnati.
- SZATZSCHNEIDER, W. (2000): "CIR model in financial markets". Working Paper. Anahuac University.
- TABAKIS, E. y VINCI, A. (2002): "Analyzing and combining multiple credit assessments of financial institutions". Working Paper N. 123. European Central Bank. Frankfurt.
- TARASHEV, N.A. (2005): "An empirical evaluation of structural credit risk models". Working Paper, nº 179. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea.
- TAYLOR, J.D. (1998): "Cross-industry differences in business failure rates: implications for portfolio management". *Commercial Lending Review*, enero, págs. 36-46.
- THE JOINT FORUM (2004): "Credit Risk Transfer". Banco Internacional de Pagos de Basilea, Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. Basilea, octubre.
- TITMAN, S. y TOTOUS, W. (1989): "Valuing commercial mortgages: An empirical investigation of the contingent claims approach to pricing risky debt". *Journal of Finance*, nº 44, págs. 345-373.
- TOMÀS, J.; AMAT, O. y ESTEVE, M. (2002): "Cómo analizan las entidades financieras a sus clientes". Gestión 2000. Barcelona.

- TREACY, W.F. y CAREY, M. (1998): "Credit risk rating at large U.S. banks". *Federal Reserve Bulletin*, nº 84, noviembre, págs. 897-921.
- TREACY, W.F. y CAREY, M. (2000): "Credit risk rating systems at large US banks". *Journal of Banking and Finance*, nº 24, págs. 167-201.
- TYREE, E. y LONG, J.A. (1994): "Assessing Financial Distress with Probabilistic Neural Networks". *Proceedings of the 3rd Intern. Conference on Neural Networks in the Capital Markets*, Pasadena, California.
- UDELL, G.F. (1987): "Designing the optimal loan review policy: An analysis of loan review in Midwestern banks". Herbert V. Prochnow Educational Foundation. Madison.
- UDELL, G.F. (1989): "Loan quality, commercial loan review, and loan officer contracting". *Journal of Banking and Finance*, nº 13, págs 367-382.
- VALLVERDÚ CALAFELL, J. y SOMOZA LÓPEZ, A. (2004): "El riesgo de incobro del crédito comercial en la empresa". V Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La gestión del riesgo financiero y la nueva Ley Concursal". Oviedo, 18 y 19 de noviembre (CD).
- VARETTO, F. (1998): "Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk". *Journal of Banking and Finance*, nº 22, págs. 1421-1439.
- VASICEK (1977): "An equilibrium characterisation of the term structure". *Journal of Financial Economics*, nº 5, págs. 177-188.
- VASICEK, O. (1984): "Credit Valuation". Working Paper. KMV Corporation. Londres.
- VAUGHAN, E.J. (1997): "Risk Management". John Wiley & Sons. New Baskerville.
- VERGARI, F. (2005): "Incorporating macroeconomic dynamics into credit risk models: A practical approach". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, 7-9 Septiembre.
- VERSTRAETEN, G. y VAN DEN POEL, D. (2003): "The impact of sample bias on consumer credit scoring performance and profitability". *BANFF Credit Risk Conference 2003*, 11-16 octubre.
- WANG, D.F. (1999): "Pricing defaultable debt: Some exact results". *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, nº 2, págs. 95-99.
- WHITTAKER, J.; WHITEHEAD, C. y SOMERS, M. (2005): "A dynamic mortgage scorecard using Kalman filtering". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- WILSON, T. (1997a): "Portfolio credit risk I". *Risk*, vol. 10, nº 9, págs. 111-117.
- WILSON, T. (1997b): "Portfolio credit risk II". *Risk*, vol. 10, nº 10, págs. 56-61.
- WU, I.-D. y HAND, D.J. (2005): "Choosing optimal customer management strategies". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- YANG, J. (2003): "An empirical investigation of the effects of macroeconomic variables on default risk". Working Paper. Departments of Economics, University of Toronto.
- YANG, Y. (2005): "Adaptive credit scoring with kernel learning models". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, 7-9 Septiembre.
- YOBAS, M.B.; CROOK, J. y ROSS, P. (2000): "Credit scoring using neural and evolutionary techniques". *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, nº 11, págs. 111-125.
- ZIEMBA, A. (2005): "Update of generic scoring model by new information". *Credit Scoring & Credit Control IX Conference*, Edimburgo, 7-9 Septiembre.
- ZOPOUNIDIS, C. y DIMITRAS, A.I. (1998): "Multicriteria decision aid methods for the prediction of business failure". Kluwer Academic Publishers. Boston.

Capítulo 3

Análisis del riesgo de crédito mediante calificaciones crediticias o ratings

3.1. Introducción

3.2. Concepto de rating y características básicas

3.3. El proceso de obtención de calificación

3.4. Ventajas e inconvenientes de los procesos de calificación

3.5. Evolución del proceso de rating

3.6. Determinantes de los ratings externos

Bibliografía Capítulo 3

Capítulo 3.

ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO MEDIANTE CALIFICACIONES CREDITICIAS O RATINGS

3.1. Introducción

El *rating* o *calificación crediticia* constituye una figura de gran tradición en los mercados financieros anglosajones que se está extendiendo de forma progresiva al resto de mercados internacionales. Este tipo de medida cualitativa acerca del grado de riesgo de crédito de una posición, constituye una ayuda muy significativa para una gran diversidad de agentes, particularmente inversores y prestamistas, que utilizan el *rating* para optimizar su proceso de toma de decisiones.

La importancia del *rating* se ha incrementado en los últimos años, a raíz de la aprobación del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, cuya entrada en vigor está prevista para inicios del año 2007¹, y de los acuerdos Solvencia I y Solvencia II en el ámbito de las empresas aseguradoras de la Unión Europea.

Así, los modelos internos basados en ratings constituyen la base para el desarrollo futuro de la gestión del riesgo de crédito en entidades financieras. Para su desarrollo, resulta de gran interés comparar las calificaciones internas con la escala utilizada por alguna agencia externa especializada, para lo que se requiere conocer los determinantes empleados para la asignación de ratings externos que, en el caso de emisores, consideran de forma prioritaria la información económico-financiera de las empresas. Esta asociación entre ratings internos y externos es particularmente necesaria para la gestión de posiciones calificadas como “de bajo incumplimiento”, en las que el número de eventos de fallido es limitado.

Teniendo presente lo anterior, el análisis empírico básico propuesto en esta Memoria hace referencia al estudio de los determinantes de los ratings otorgados para las empresas aseguradoras europeas por la conocida agencia *Standard&Poor's* (en adelante S&P)². Este problema clasificatorio constituye uno de los más complejos en el ámbito económico-financiero, siendo habitual la obtención de tasas de error en test muy elevadas³, lo que justifica el interés de su análisis particular.

¹ Su implantación respecto a las entidades bancarias de los países miembros del Banco Internacional de Pagos de Basilea estaba inicialmente prevista para el año 2005, si bien los continuos retrasos en la formulación del acuerdo han retrasado la aplicación definitiva a inicios del año 2007. (<http://www.bis.org/publ/bcbsca.htm>).

² Asimismo, los *Documentos de Investigación 2006/1* y *2006/2* constituyen análisis adicionales de la quiebra empresarial y, en particular, de la crisis acontecida para el sector bancario español (1978-1982). Estas investigaciones se encuentran directamente relacionadas con la presente Memoria de Tesis Doctoral, al haber permitido contrastar la eficacia de los modelos propuestos, si bien la base de datos analizada ha sido ya profusamente utilizada y no constituye una novedad científica por sí misma (FLÓREZ LÓPEZ, 2006a; 2006b).

³ Según CHEN (2002), cuando se consideran ratings de bonos empresariales con una escala de 5 calificaciones, la tasa de error suele oscilar entre el 25% y el 50%. No obstante, cuando se analizan ratings empresariales el error suele ser bastante superior.

A continuación se estudian los aspectos teóricos más relevantes del proceso de rating o calificación crediticia, profundizando en los Capítulos 4 y 5 en el análisis empírico desarrollado.

3.2. Concepto de rating y características básicas

3.2.1. Concepto de rating o calificación crediticia

Aunque el término anglosajón *rating* se ha traducido al castellano utilizando diversas expresiones (“calificación de emisiones”, “calificación de emisores”, “calificación de valores”, “calificación financiera”, “calificación crediticia”, etc.), el concepto subyacente al mismo resulta ser bastante homogéneo para los diversos autores, que suelen interpretarlo como una medida cualitativa del grado de riesgo asociado con una posición crediticia, esto es, de la capacidad del emisor de la deuda para devolver el principal y los intereses en las fechas pactadas en el contrato de emisión (REDONDO, 1992; ONTIVEROS *et al.*, 1991)⁴.

Esta opinión es emitida por una agencia especializada o *agencia de rating*, que pretende clasificar, junto con la capacidad y compromiso jurídico de un emisor para efectuar sus pagos, el nivel de riesgo relativo de cada emisión y de cada emisor (MOODY'S, 1994a), por lo que autores como SERRANO CINCA y APELLÁNIZ GÓMEZ (1995) utilizan la siguiente definición⁵:

“las calificaciones de deuda (*bond ratings*) representan la opinión de agencias especializadas sobre la capacidad relativa que tiene un emisor de hacer frente puntualmente a los pagos de intereses o amortización del principal en los plazos previstos en las condiciones de emisión. Estas calificaciones son, en realidad, juicios de valor acerca de las perspectivas económicas y financieras de las empresas y, por consiguiente, indicadores sobre la calidad de inversiones materializadas en determinados tipos de deuda.

La calificación crediticia es, por consiguiente, un servicio que suministra información acerca del riesgo de crédito que puede ser útil en el proceso de toma de decisiones de inversión (...).”

Por su parte, una definición alternativa de gran interés puede encontrarse en el art. 614.3 del Código Portugués de Valores Mobiliarios (CACHÓN BLANCO, 1994):

“Análisis y evaluación de la organización, gestión, situación económica y financiera y perspectivas de las entidades emisoras de valores mobiliarios representativos de deuda o valores que, de cualquier forma, tengan la obligación de realizar, sea cual fuere el título, uno o más pagos, periódicos o no, a sus titulares, teniendo como objeto atribuir a esos valores una calificación convencional correspondiente al riesgo en que, en la opinión de la empresa especializada que la atribuye, incurrirán los inversores que los adquieren en cuanto al puntual cumplimiento de las obligaciones resultantes para la entidad emisora”.

⁴ En este sentido, VERONA MARTEL (2000) considera que el término más apropiado es el de “calificación crediticia”, si bien en esta memoria se ha utilizado directamente el término anglosajón “rating”.

⁵ Basada a su vez en STANDARD & POOR'S (1993b; 1993c).

Aunque el rating se fundamenta principalmente en rigurosos análisis de la situación económico-financiera del emisor, del sector en el que el mismo desarrolla su actividad y de la calidad de la gestión desarrollada (REDONDO, 1992), lleva implícito también un importante componente subjetivo de difícil cuantificación, por lo que resulta de gran importancia el hecho de que las agencias de rating sean totalmente independientes del emisor de la deuda analizada, al objeto de conseguir juicios merecedores de confianza por parte de los mercados.

Tanto la deuda emitida como el propio emisor pueden ser objeto de calificación⁶, si bien las agencias que distinguen entre el *corto* y el *largo* plazo únicamente califican de forma individual las emisiones a largo, mientras que para la deuda a corto no subordinada ni garantizada se ofrece una calificación única global por emisor. Teniendo presente lo anterior, VERONA MARTEL (2000) señala las siguientes peculiaridades básicas presentes en el concepto de rating:

- ✓ Mide el riesgo crediticio que soporta el inversor al comprar un título de renta fija, siendo indicativo de la probabilidad de que se puedan pagar los intereses y devolver el principal en el momento acordado.
- ✓ Resulta indicativo de que el riesgo crediticio que se soporta no depende únicamente de las características de la emisión sino que está íntimamente relacionado con la solvencia del emisor, esto es, se analiza la capacidad de pago de la emisión y del emisor.
- ✓ Se trata de una medida cualitativa del riesgo de crédito, pues en su elaboración se incluyen tanto aspectos cuantitativos como cualitativos.
- ✓ Puede aplicarse no sólo a emisiones de activos financieros, sino también a otros deudores como los garantes o aseguradores.
- ✓ Es elaborado por parte de entidades especializadas, denominadas agencias de calificación o agencias de rating.

Adicionalmente, cabe comentar la existencia de una cierta relación entre el concepto de rating y el de auditoría, pues en ambos casos se procede al análisis de la situación patrimonial de la entidad a partir de información contable de la misma. No obstante, se trata de actividades diferenciadas, pues, como señala CACHÓN BLANCO (1994):

“(…) mientras la auditoría tiene por objeto la revisión de la contabilidad y, por lo tanto, de unos estados financieros relativos a fecha determinada, con una doble utilidad: interna para la sociedad y externa para los terceros que guardan relación con la sociedad, el rating implica un análisis económico de la entidad en cuestión, al igual que la auditoría, pero con un avance y objeto distinto: informar al público especialmente sobre el grado previsible de cumplimiento de las obligaciones financieras futuras de la empresa y no sobre la situación contable actual de la entidad. El rating implica y a su vez toma en consideración unos elementos valorativos que la auditoría no tiene y, a su vez, ésta implica determinadas apreciaciones que en el rating carecen de sentido. Además, la utilidad del rating es puramente externa y no interna. Desde el punto de vista

⁶ No obstante lo anterior, REDONDO (1992) señala que algunas agencias se limitan a calificar las distintas emisiones de un mismo prestatario, eligiendo la más representativa como rating del emisor.

formal, la auditoría implica la elaboración de determinados informes, y el rating simplemente una calificación”.

En este sentido se pronuncian las agencias de rating más conocidas, como *S&P* y *Moody's*, quienes señalan que las calificaciones se realizan sobre la base de informaciones actualizadas dignas de crédito, proporcionadas por el emisor o procedentes de otras fuentes de información, pero sobre las que no se practican auditorías adicionales.

3.2.2. Características del rating

Las agencias de rating proporcionan información cualitativa acerca del riesgo de crédito mediante el empleo de una *escala de símbolos* o *códigos* fácilmente interpretable, que refleja el grado de riesgo a largo o corto plazo que lleva aparejado un emisor o una emisión de deuda; de esta forma, cuanto mayor sea la capacidad de hacer frente a los desembolsos mejor será la categoría asignada, y viceversa.

Estos símbolos están formados por combinaciones de letras (“AAA”, “AA”, “A”, etc.) que se pueden complementar con números (“1”, “2”, “3”) o signos matemáticos (“+”, “-”) para referirse a estados intermedios o subcategorías. Se pretende que tal escala de símbolos sea indicativa del grado de riesgo a largo o corto plazo asociado con la posición crediticia, y que resulte comparable a nivel internacional y entre los distintos sectores industriales.

Así, si dos empresas reciben la misma calificación, entonces soportan el mismo grado de riesgo de crédito, con independencia de la actividad o de la condición de residente o no del prestamista. En este sentido, las calificaciones de emisiones internacionales miden el riesgo de insolvencia comercial pero no el riesgo derivado del tipo de cambio ni el riesgo-país, respondiendo a idénticos criterios que los ratings nacionales (REDONDO, 1992).

Por otro lado, una emisión puede obtener una determinada calificación si presenta una garantía adecuada, que puede consistir en el compromiso de otra entidad con un rating superior de suministrar el crédito o la liquidez necesaria para efectuar los pagos necesarios a su vencimiento, o bien en la posesión de activos afectos a dichos pagos en cuantía suficiente para respaldar la calificación a juicio de la agencia. Así, REDONDO (1992) señala que en Estados Unidos se han incrementado mucho los títulos respaldados por activos no hipotecarios, como los derechos de cobro sobre tarjetas de crédito o arrendamiento financiero de equipos.

No existen limitaciones en cuanto al tipo de prestatario, pudiendo ser de titularidad pública o privada, nacional o internacional, con ánimo de lucro o no. Cabe destacar el caso del rating de países, cuya calificación corresponde a la obtenida por la generalidad de su deuda externa. Es necesario tener en cuenta que, en la mayoría de los casos, la máxima calificación que puede obtener un prestatario es la que corresponde al país al que pertenece, pues se considera que los recursos de los que dispone un estado le convierten en el deudor más solvente de un país. No obstante, hay dos excepciones muy significativas: la garantía de una emisión por parte de una entidad extranjera o la selección del domicilio fiscal con propósitos únicamente fiscales.

Finalmente, la deuda en divisas y la deuda en moneda local pueden tener un techo soberano diferente, lo que provoca que en muchos casos los emisores tengan una calificación distinta según que la emisión se realice o no en su moneda, siendo el rating en moneda local generalmente superior. Por lo que respecta a la calificación a largo plazo, en ella se tienen en cuenta los ciclos económicos identificables en relación con el sector de actividad del inversor, por lo que el rating final no debería resultar afectado por este tipo de variaciones cíclicas normales (UTANS y MOODY, 1991).

Si bien la calificación crediticia se puede establecer para cualquier obligación a corto o largo plazo, tanto en el caso de la deuda “*senior*” (prioritaria)⁷ no garantizada como en el caso de deuda “*junior*” (secundaria), resulta sin embargo necesario distinguir entre ambas. Así, la primera se basa principalmente en la actuación y estabilidad financiera de la compañía, mientras que la segunda puede reforzarse o disminuirse a través de instrumentos externos, como la garantía de una entidad más fuerte o la existencia de una subordinación (CHARLTON y PRESCOTT, 1993).

Por lo que respecta al tipo de emisiones calificadas, si bien en sus inicios el rating se refería únicamente a emisiones de bonos empresariales a largo plazo, a medida que se ha desarrollado la industria de calificación crediticia se ha incrementado también de forma muy significativa el rango de productos susceptibles de rating. Así, en la actualidad pueden calificarse depósitos bancarios, pólizas de seguros, el componente de renta fija de las acciones preferentes nacionales, emisiones nacionales de renta fija⁸ (obligaciones bonos y pagarés de empresa) emitidas bien por empresas bien por entidades territoriales, emisiones internacionales de renta fija de cualquier tipo de emisor y emisiones de países (riesgos soberanos), así como las nuevas formas de títulos de renta fija tales como las financiaciones estructuradas o los fondos mútuos de renta fija.

Por otro lado, también pueden ser sometidos a rating los fondos de inversión en el mercado monetario⁹, fondos de inversión en renta fija, programas financieros de derivados, etc. así como la capacidad de pago de siniestros por parte de compañías de seguros.

De entre la gran diversidad de productos ofertados por las agencias de calificación cabe destacar cuatro opciones que resultan especialmente interesantes, al poder utilizarse como complemento a los ratings tradicionales:

- ✚ *Rating de emisores:* Las principales agencias calificadoras ofrecen ratings específicos relativos a diversas empresas (sean o no emisoras de deuda), al objeto de que el público externo pueda tener una información general acerca de la capacidad de la firma para devolver sus obligaciones no garantizadas.
- ✚ *Rating de fortaleza financiera de entidades bancarias:* La agencia Moody's introdujo en 1995 un nuevo rating específico para las entidades bancarias,

⁷ La deuda “*senior*” se sitúa en una posición superior de prelación de pagos en caso de situaciones concursales respecto a la deuda “*junior*”.

⁸ Los bonos, obligaciones y similares pueden definirse como títulos de deuda que constituyen una promesa por parte de la entidad emisora acerca del pago de una determinada tasa de interés sobre el valor nominal de los mismos, así como el reembolso de su principal a la fecha de vencimiento a un valor pactado (UTANS y MOODY, 1991).

⁹ Un análisis detallado del rating aplicado a fondos de inversión puede consultarse en LÓPEZ PASCUAL (1997b, págs. 49-54).

denominado de “*fortaleza financiera*”, cuyo objetivo es informar acerca de la seguridad y solidez intrínseca de la entidad, excluyendo tantos los factores de riesgo externos como los posibles apoyos exteriores con los que pudiera contar la entidad. Adicionalmente la agencia Fitch₍₂₎¹⁰ considera los denominados “*ratings individuales*”, con una definición similar a la de Moody’s. Por su parte, S&P viene elaborando desde 2002 las denominadas “*evaluaciones de supervivencia financiera*”, de carácter similar a las anteriores.

🚦 *Rating de préstamo bancario:* A partir de 1990 son diversas las agencias de calificación¹¹ que desarrollan los denominados “*ratings de préstamo bancario*” (“*bank loan rating*”), cuyo objetivo es capturar toda la protección extra disponible por los bancos respecto a otros emisores, derivada de aspectos tales como la antigüedad de la entidad, convenios de colaboración con otras entidades, etc. La agencia Fitch₍₂₎ desarrolla los denominados “*ratings legales*”, con un objetivo similar al de las calificaciones de préstamo bancario.

🚦 *Rating de fortaleza financiera de aseguradoras:* Este tipo de ratings, proporcionados por las agencias de calificación más significativas (como S&P) y por algunas firmas especializadas, entre las que destaca particularmente la *agencia A.M. Best* estadounidense, líder en el rating “interactivo”¹² de empresas aseguradoras, informa acerca de la capacidad de la entidad analizada para pagar de forma puntual las obligaciones inherentes a los contratos y pólizas de crédito suscritas con sus clientes.

Ahoa bien, no todas las agencias de calificación elaboran ratings sobre tal variedad de emisores e instrumentos financieros, sino que sólo las grandes agencias confeccionan calificaciones sobre un amplio abanico de activos, mientras que las más pequeñas tienden a seleccionar entre ellos (VERONA MARTEL (2000)).

En la formación de la opinión de las agencias intervienen tanto aspectos cualitativos como cuantitativos, de forma que se suele conceder una ponderación importante a factores como la posición competitiva del emisor, su estrategia empresarial, posibles planes futuros de inversión, etc.

Por otra parte, el análisis financiero, basado en la información contable pública de la entidad, desempeña un papel fundamental en los procesos de calificación, si bien las agencias no reconocen explícitamente la existencia de criterios financieros que determinen de forma automática el nivel de rating final. Así, de acuerdo con STANDARD & POOR’S (1993b), el análisis del riesgo crediticio está basado en una minuciosa evaluación de diversos aspectos cualitativos y cuantitativos del emisor, incluyéndose, entre estos últimos, indicadores de rentabilidad económica y financiera, capacidad de la empresa para generar recursos y proyecciones de futuro.

¹⁰ Las agencias Fitch Investors Service e IBCA se fusionaron en 1997, dando lugar a Fitch-IBCA. A su vez, el 1 de Junio de 2000 se formalizó la compra por parte de Fitch-IBCA de la agencia Duff & Phelps, dando lugar a una empresa denominada de nuevo Fitch (notada en el presente Capítulo como Fitch₍₂₎ para evitar confusiones), que en diciembre de 2000 adquirió a la Thompson’s Bankwatch.

¹¹ Por ejemplo, Moody’s y S&P.

¹² Se denomina “rating interactivo” al solicitado por la propia empresa evaluada.

Los ratings son asignados tras un pormenorizado análisis de la situación financiera y económica del emisor, por lo que el proceso de calificación suele comprender entrevistas con directivos de la compañía, así como el examen de datos suministrados por la dirección y otras informaciones públicas de interés. No obstante, la calificación no considera aspectos como la tasación de la obligación, las fluctuaciones de la moneda de emisión o las necesidades de riesgo del emisor. A pesar de estas limitaciones, la valoración del riesgo de crédito suele resultar esencial para la decisión de inversión, de forma que las calificaciones crediticias constituyen un importante elemento del proceso de desintermediación financiera.

En este sentido, CACHÓN BLANCO (1994) comenta la necesaria relación que debería existir entre las calificaciones otorgadas por las agencias y los tipos de interés, en el caso de mercados financieros de elevada eficacia. De esta forma, los emisores de menor calidad, para conseguir la suscripción de sus valores, deberían efectuar emisiones a un tipo de interés superior al ofertado por los emisores de mayor calidad. Así, en EE.UU. surgió la denominación "*bonos basura*" para hacer referencia a obligaciones emitidas por empresas o entidades con un reducido nivel de rating que, para poder colocar sus títulos, se veían obligadas a ofertar tipos de interés entre dos y tres puntos por encima de las emisiones ordinarias realizadas por los grandes inversores.

Uno de los principales inconvenientes de los procesos de calificación crediticia radica en que su validez está limitada a un plazo muy concreto de tiempo. Así, el rating no considera la evolución temporal de la cotización de los títulos ni incorpora componentes relativos al riesgo de sucesos inesperados que pudieran afectar al emisor y que, en su caso, podrían reducir drásticamente la calificación otorgada al mismo (REDONDO, 1992).

No obstante, las calificaciones publicadas por las agencias de rating son sometidas a un seguimiento continuo por parte de los analistas, pudiendo ser modificadas al alza o a la baja, o colocadas en una lista de vigilancia ("*rating watch*"). La mayoría de las agencias apuestan por una modificación gradual de los ratings, pues suele considerarse que un proceso de continua recalificación de los títulos no favorece ni a emisores ni a inversores¹³.

Finalmente, VERONA MARTEL (2000) resume las características más significativas del rating, entre las que destacan:

- Se trata de un instrumento simple y sencillo que facilita la toma de decisiones de diversos usuarios.
- Permite el contacto entre prestamistas y prestatarios muy alejados geográficamente, ya que los primeros no podrían analizar directamente la calidad crediticia de los últimos.
- Intenta hacer comparables entre sí los distintos mercados e instrumentos de crédito, de forma que si dos emisiones presentan la misma calificación entonces presentan el mismo grado de riesgo de crédito.

¹³ Así, por ejemplo, Fitch⁽²⁾ es partidaria de mantener la estabilidad de las calificaciones.

- Su validez hace referencia a una fecha determinada, pues un cambio en la situación económico-financiera del emisor podría dar lugar a una variación en la calificación obtenida.

3.3. El proceso de obtención de calificación

Una vez analizada la definición de “rating” resulta de interés estudiar el proceso de elaboración de las calificaciones, distinguiendo tanto las fases que integran el mismo como las calificaciones finales otorgadas y los factores más significativos considerados para su obtención. Por otro lado, el proceso de obtención de ratings puede enfocarse tanto desde la óptica de la agencia de calificación como desde el punto de vista del demandante, observándose en cada caso diferentes etapas características.

3.3.1. Las etapas del proceso de obtención de ratings

3.3.1.1. Perspectiva de la agencia de rating

Con relación a las etapas que integran el proceso de obtención de ratings cabe comentar que, si bien cada agencia de calificación presenta sus propios procedimientos, metodologías y criterios, existen importantes semejanzas respecto a las principales áreas de análisis, tanto por lo que respecta a las calificaciones a largo como a corto plazo (VERONA MARTEL, 2000).

En este sentido, para otorgar un rating a corto plazo suele someterse a la empresa a un análisis menos profundo que cuando se concede un rating a largo plazo, al analizarse un horizonte temporal más corto (generalmente uno o dos años), haciéndose énfasis en aspectos como los flujos de caja de la entidad, las facilidades de acceso a recursos financieros bancarios, la estructura de la deuda a corto plazo, etc. En el caso de ratings a largo plazo, por el contrario, suele analizarse un periodo temporal mínimo de entre 3 y 5 años, considerándose aspectos más complejos como la evolución de la estructura económico-financiera de la entidad para los últimos cinco años, presupuestos, rentabilidad, estrategias e inversiones futuras, etc.

A continuación se resumen las principales fases del proceso general de obtención de ratings por parte de las agencias de calificación (REDONDO, 1992; STANDARD & POORS, 1993b, pág. 11; MOODY’S, 1994a, págs. 14-15; VERONA MARTEL, 2000, págs. 73-74):

❶ Reunión informal con la agencia de rating.

El proceso de calificación se inicia generalmente con una reunión informal solicitada por el emisor a la agencia de calificación. Esta reunión permite a la agencia tener una primera toma de contacto con la problemática del cliente: sector de operaciones, áreas significativas susceptibles de análisis, etc., al tiempo que sirve para que el cliente conozca el objetivo y metodología de análisis de la agencia de rating.

❷ Asignación del equipo de analistas.

Si tras la reunión inicial el emisor decide continuar con el proceso de rating, la agencia le asigna un grupo de analistas especializados en el sector de actividad de la entidad, al frente del cual se sitúa a un analista responsable (generalmente un analista veterano o analista “senior”).

A continuación, la agencia solicita a su cliente una documentación básica, uniforme para todas las entidades del mismo tipo, al objeto de conseguir un conocimiento lo más completo posible de la entidad analizada. Esta documentación básica suele estar compuesta por los estados financieros de los últimos cinco años, proyecciones financieras respecto al previsible futuro de la entidad, así como cualquier otra información que se considere oportuna. Lógicamente, la agencia de rating se compromete a que la información confidencial a la que se pueda tener acceso sea tratada con sumo cuidado y privacidad, para evitar filtraciones externas. Al objeto de conseguir la homogeneidad en el tratamiento de la información, la agencia de rating puede solicitar al emisor la presentación de sus estados contables de acuerdo con principios diferentes a los propios de la empresa analizada.

③ *Reuniones con el emisor.*

Tras realizar el tratamiento de los datos preliminares, el equipo de analistas establece un calendario de reuniones con la dirección de la empresa para recabar información complementaria útil para el proceso de calificación. Estas reuniones, que suelen realizarse en la sede del emisor con una duración de 1 ó 2 días, se centran en aspectos como, la estrategia competitiva de la entidad, información financiera y operativa complementaria del emisor, entorno económico y político en el que se desenvuelve la entidad, marco legal vigente, dirección financiera de la empresa, etc.

En el caso de que se trate de la calificación de una emisión concreta, si existen garantes o activos de respaldo, la entidad analizada debe aportar los datos necesarios para estudiar el nivel de apoyo que los mismos ofrecen.

Como puede comprobarse, la mayor parte de la información complementaria es de tipo cualitativo, ayudando así a la agencia a contrastar y completar los datos cuantitativos previamente considerados.

④ *Reunión del comité de rating*

Entre cuatro y seis semanas después de estas reuniones, el equipo de analistas toma una decisión de calificación; para ello el analista principal realiza una recomendación del rating a otorgar y a continuación se reúne el *Comité de Rating*¹⁴ de la agencia, que es el que finalmente toma la decisión de la calificación a conceder. A continuación se comunica tal calificación al emisor, junto con los criterios que se han utilizado para tomar esa decisión.

⑤ *Comunicación del rating al emisor y difusión al público.*

Una vez comunicado el rating, el emisor suele tener la oportunidad de apelar dicha calificación antes de que la misma se haga pública, debiendo presentar toda aquella información adicional que justifique la modificación de la calificación inicial¹⁵. En este caso, el Comité de Rating analizará de nuevo los datos y, en su caso, mantendrá

¹⁴ El Comité de Rating suele estar formado por el equipo de analistas asignado para calificar al emisor/emisión junto con otros especialistas tanto en el sector de actividad de la entidad estudiada como respecto a su país de origen, así como por los miembros más veteranos de la agencia con amplia experiencia en el análisis del riesgo de crédito.

¹⁵ No obstante, el proceso de obtención de ratings suele estar estructurado de tal forma que en las reuniones previas emisor-agencia suelen solventarse las discrepancias que pudieran haber surgido, al presentar el emisor la información más adecuada a sus intereses (CANTOR y PACKER, 1995).

o modificará la decisión inicial. El rating final se difundirá a continuación al público en general salvo que el emisor tenga facultades para impedirlo.

⑥ *Seguimiento y revisión de los ratings.*

El proceso de calificación no concluye con la publicación del rating final otorgado sino que, por el contrario, las agencias deben vigilar la evolución de la situación del emisor al objeto de detectar posibles acontecimientos que afecten a su calidad crediticia.

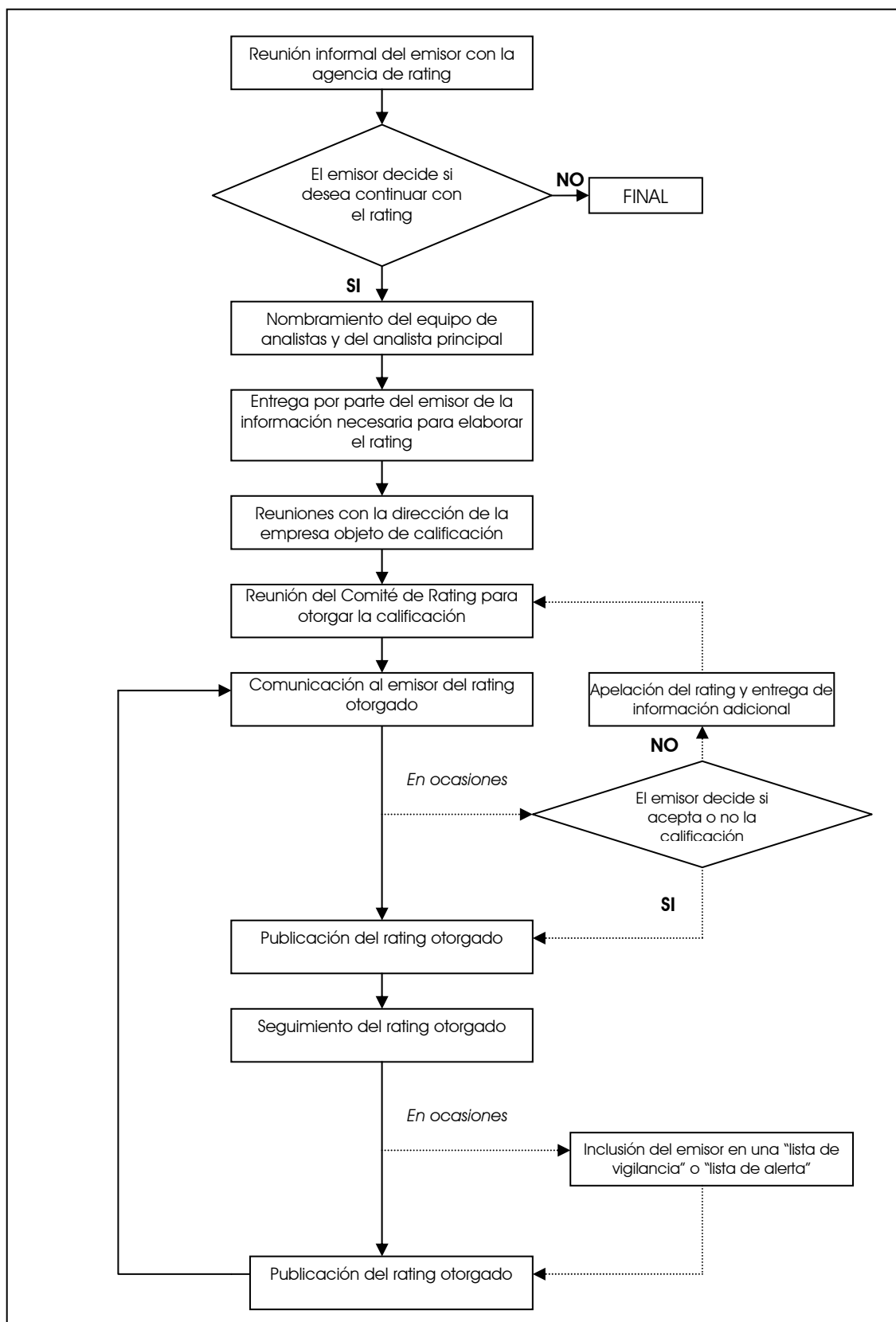
De esta forma, suele ser habitual la celebración de reuniones anuales entre el emisor y la agencia al objeto de mantener actualizada la información que respalda la calificación otorgada y detectar las posibles áreas problemáticas así como los cambios en la dirección y estrategia de la empresa. Como consecuencia de las nuevas condiciones, es posible que se precise la reconsideración del rating inicialmente asignado, en cuyo caso el analista principal puede enviar el rating a una “*lista de vigilancia*” o “*lista de alerta*”. Estas listas informan a los inversores que las calificaciones en ellas incluidas están siendo objeto de una revisión más profunda, que puede incluir incluso una nueva reunión con la dirección de la entidad analizada. Finalmente, el Comité de Rating realizará una nueva evaluación y tomará una decisión final que puede consistir en un aumento, en una disminución o en una confirmación de la calificación inicial.

Aunque las etapas previas resumen el proceso habitualmente utilizado para la elaboración y emisión de ratings, lo cierto es que en la práctica existe también un amplio margen para diferencias entre los procesos específicos utilizados por cada agencia de calificación, según su propio enfoque analítico y experiencia. En el caso específico de *S&P*, cuyos datos son analizados en los Capítulos 4 y 5, suele seguirse de forma bastante literal el esquema presentado, combinándose el análisis de datos cuantitativos acerca de la situación económico-financiera de la entidad, resultados financieros pasados y expectativas futuras, etc. con entrevistas con los directivos de la entidad emisora. Así, a cada emisor se le asigna un equipo de analistas expertos respecto al país y sector de actividad, que elabora un informe preliminar que es presentado posteriormente ante un Comité más numeroso¹⁶ que otorga finalmente el rating.

Si existe información al respecto, suele otorgarse un peso relativo elevado a aspectos cualitativos como la posición competitiva del emisor, gestión, propiedad, orientación estratégica, etc., de forma que, en última instancia, la calificación final reflejará la opinión del comité calificador con base en consideraciones subjetivas y objetivas particulares para cada emisor. Dicha opinión será objeto de contraste en el estudio empírico desarrollado en los Capítulos 4 y 5 de esta Memoria.

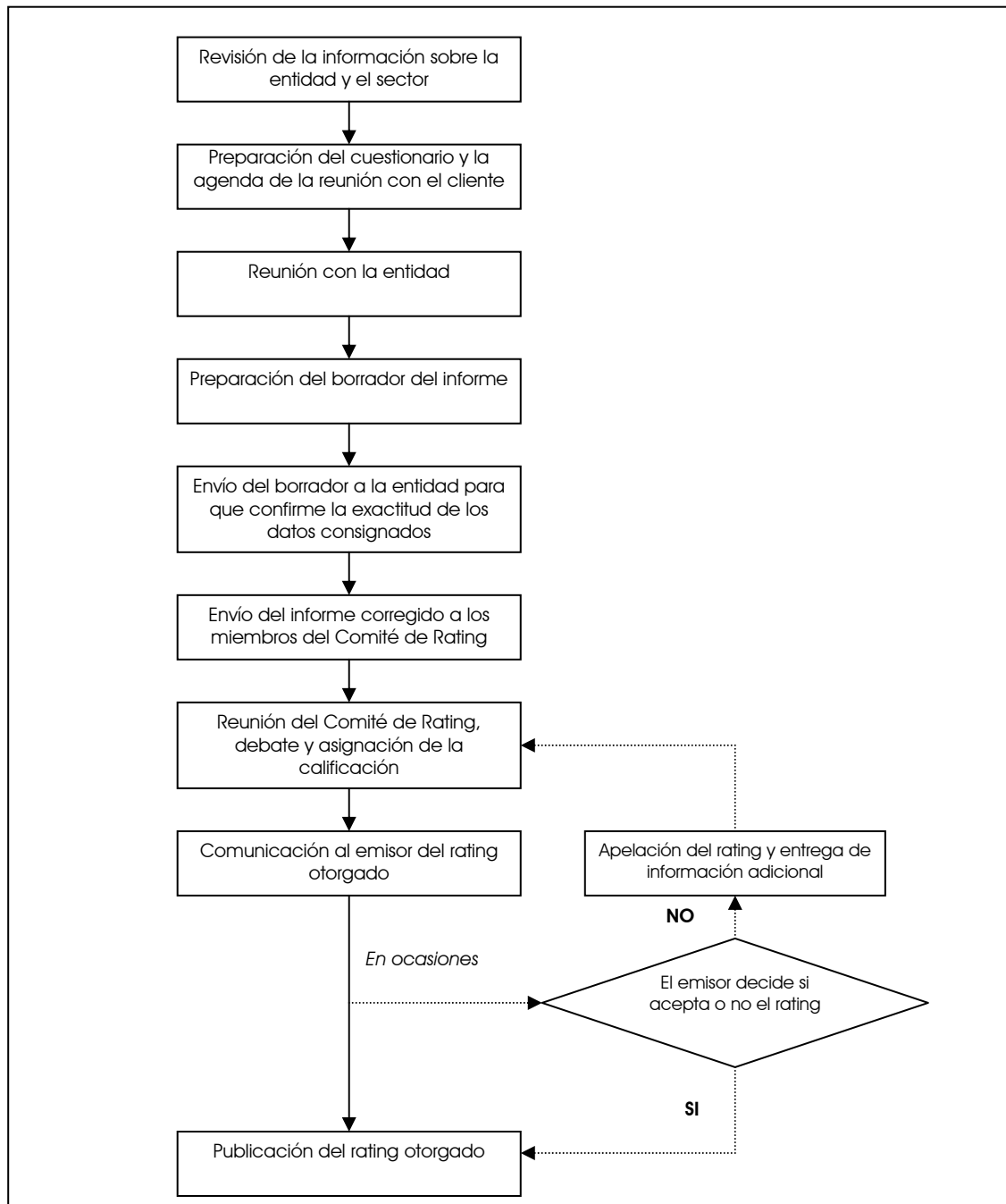
Teniendo presente lo anterior, las Figura 3.1 y 3.2 resumen las etapas básicas del proceso de elaboración de calificaciones de acuerdo con las agencias *S&P* y *Fitch*(2).

¹⁶ Este Comité suele estar formado por entre 8 y 10 analistas *senior*, escogidos en función del conocimiento del sector al que pertenezca la entidad (DALLAS, 1993).



Fuente: Elaboración propia a partir de VERONA MARTEL (2000).

Proceso de elaboración de ratings (I): Etapas seguidas por S&P
Figura 3.1



Fuente: Elaboración propia a partir de CHARLTON y PRESCOTT (1993).

Proceso de elaboración de ratings (II): Etapas seguidas por Fitch₍₂₎
Figura 3.2

Previamente se ha comentado la posibilidad de que ante una determinada calificación inicial el emisor de la deuda pueda llevar a cabo una apelación ante la agencia de rating y, a través de la entrega de información adicional, solicitar una revisión de la calificación. En ocasiones, si la calificación finalmente atribuida no resulta satisfactoria para el emisor, éste puede llegar a prohibir su publicación, cancelando las relaciones con la agencia de rating.

La posibilidad de ejercitar o no los derechos previos depende fundamentalmente de que el rating realizado haya sido solicitado por el emisor o, por el contrario, haya sido realizado de forma autónoma por la agencia de calificación, sin el consentimiento del prestatario y con el único objetivo de satisfacer la demanda de los suscriptores de las publicaciones de la agencia.

Así, mientras que en el caso de calificaciones solicitadas por el emisor la agencia dispone tanto de información pública como de información privada y restringida de la entidad analizada, en el segundo caso únicamente se puede trabajar con datos públicos, lo que limita la eficiencia del rating, aún cuando éste continua siendo una orientación muy útil para los inversores. Debido a esta limitación, no todas las agencias emiten ratings “*de oficio*” sino que existen políticas muy diversas en este punto, como puede comprobarse al analizar la actuación de tres de las agencias más significativas¹⁷: S&P, Moody’s y Duff & Phelps (CANTOR y PACKER, 1995).

Por lo que respecta a S&P, la agencia califica todas las emisiones realizadas en el mercado norteamericano que se encuentren registradas por la SEC, con independencia de que el rating haya sido solicitado o no de forma explícita por el emisor. Cuando se trata de compañías extranjeras, tradicionalmente S&P no ha llevado a cabo calificaciones de oficio, al considerar que en este caso resulta necesario disponer de la información interna del emisor. No obstante, la internacionalización experimentada por esta entidad en los últimos años, con sucursales en la mayoría de los países europeos, latinoamericanos y asiáticos, ha modificado esta política.

Por su parte, la agencia *Moody’s* califica también todas las emisiones realizadas en el mercado norteamericano y registradas por la SEC, si bien también suele calificar de oficio las emisiones realizadas por entidades extranjeras.

Finalmente *Duff & Phelps* (actualmente propiedad de Fitch⁽²⁾) únicamente elabora ratings solicitados por los emisores, llegando incluso a hacer públicas las calificaciones sólo si el emisor lo solicita.

3.3.1.2. Perspectiva del emisor (demandante)

El proceso de obtención de ratings desde la óptica del demandante de calificaciones (generalmente un emisor público o privado de títulos de renta) incluye una serie de fases diferenciadas que es necesario analizar (LÓPEZ PASCUAL, 1997b, págs. I260-I263; 1997c, págs. 46-47):

❶ Selección de un asesor financiero.

La selección de un asesor financiero (“*financial advisor*”) es una práctica habitual como paso previo a la solicitud de calificación a la agencia de rating, especialmente en el caso de prestatarios internacionales. En este sentido, suele ser habitual la selección de un banco de negocios o “*merchant bank*”¹⁸ (generalmente norteamericano) que

¹⁷ Para más información respecto a estas agencias puede consultarse <http://www.standardandpoors.com/>, <http://www.moodys.com> y <http://www.duffllc.com/>

¹⁸ Generalmente se trata de entidades bancarias especializadas en operaciones de adquisición, venta, toma de participaciones, actividades de banco agente y de “ingeniería financiera” (LÓPEZ PASCUAL, 1997b, pág. I261).

ayudará a la entidad emisora en la elaboración y presentación de la documentación solicitada por la agencia de calificación.

❷ *Selección de una financiación real o hipotética.*

Con carácter general, las agencias de rating califican emisiones individuales que han sido lanzadas al mercado, si bien en ocasiones resulta posible calificar emisiones en fase de planificación.

❸ *Elección de una agencia de calificación.*

Por lo que respecta a la elección de una agencia de calificación cabe comentar que, si bien en los últimos años se ha incrementado el número total de agencias a nivel mundial¹⁹, sin embargo la mayoría de ellas, o se localizan en territorio norteamericano, o están vinculadas a ámbitos geográficos muy específicos, siendo un número reducido las que operan a nivel internacional.

Adicionalmente, se está produciendo una fuerte concentración del negocio en las agencias más poderosas, que están llevando a cabo diversos procesos de fusión entre sí. De esta forma, existen tres grandes firmas de rating que operen a nivel global: S&P, Moody's y, a cierta distancia, la agencia Fitch⁽²⁾.

❹ *Preparación de la documentación a presentar a la agencia de rating.*

Una vez seleccionada la agencia de rating, el emisor y su asesor financiero proceden a elaborar la información a presentar para la obtención de la calificación solicitada. Esta presentación incluye tanto información detallada sobre el entorno habitual de operaciones de la empresa y su posición financiera ("*financial position*") como sobre los estados financieros previsionales ("*projected financial statements*"), características de la emisión objeto de rating (cantidad, vencimiento, etc.), comparación con prestatarios ya calificados, etc.

En la elaboración de tal información suelen participar distintos departamentos de la entidad emisora, aportando información jurídica, contable, fiscal, etc.

❺ *Presentación oficial a la agencia calificadora.*

Tras preparar la documentación solicitada, ésta es presentada a la agencia de rating, siendo de vital importancia que incluya aspectos relevantes de la firma y de la emisión, tales como: (1) motivos para solicitar la calificación; (2) descripción histórica de la entidad; (3) organización y estrategia de la firma; (4) prácticas contables utilizadas; (5) situación jurídica y fiscal; (6) posicionamiento del emisor en su sector de actividad; (7) situación del emisor dentro del sistema financiero nacional o internacional al que se dirija la emisión; (8) descripción detallada de los valores mobiliarios objeto de emisión, etc.

Generalmente la presentación oficial de la documentación coincide con la visita "in situ" que los analistas de la agencia de rating realizan a la entidad emisora, al objeto de obtener información directa sobre aspectos relevantes para su análisis, generalmente a través de entrevistas a los directivos y gestores.

¹⁹ Algunas especializadas en emisiones muy concretas, como McCarthy y Cristanti & Maffei (bonos basura).

Una vez presentada la documentación, la agencia de rating procede a la elaboración del denominado “informe preliminar” (*“preliminary comments”*), donde de forma sucinta manifiesta su opinión acerca de la calificación solicitada.

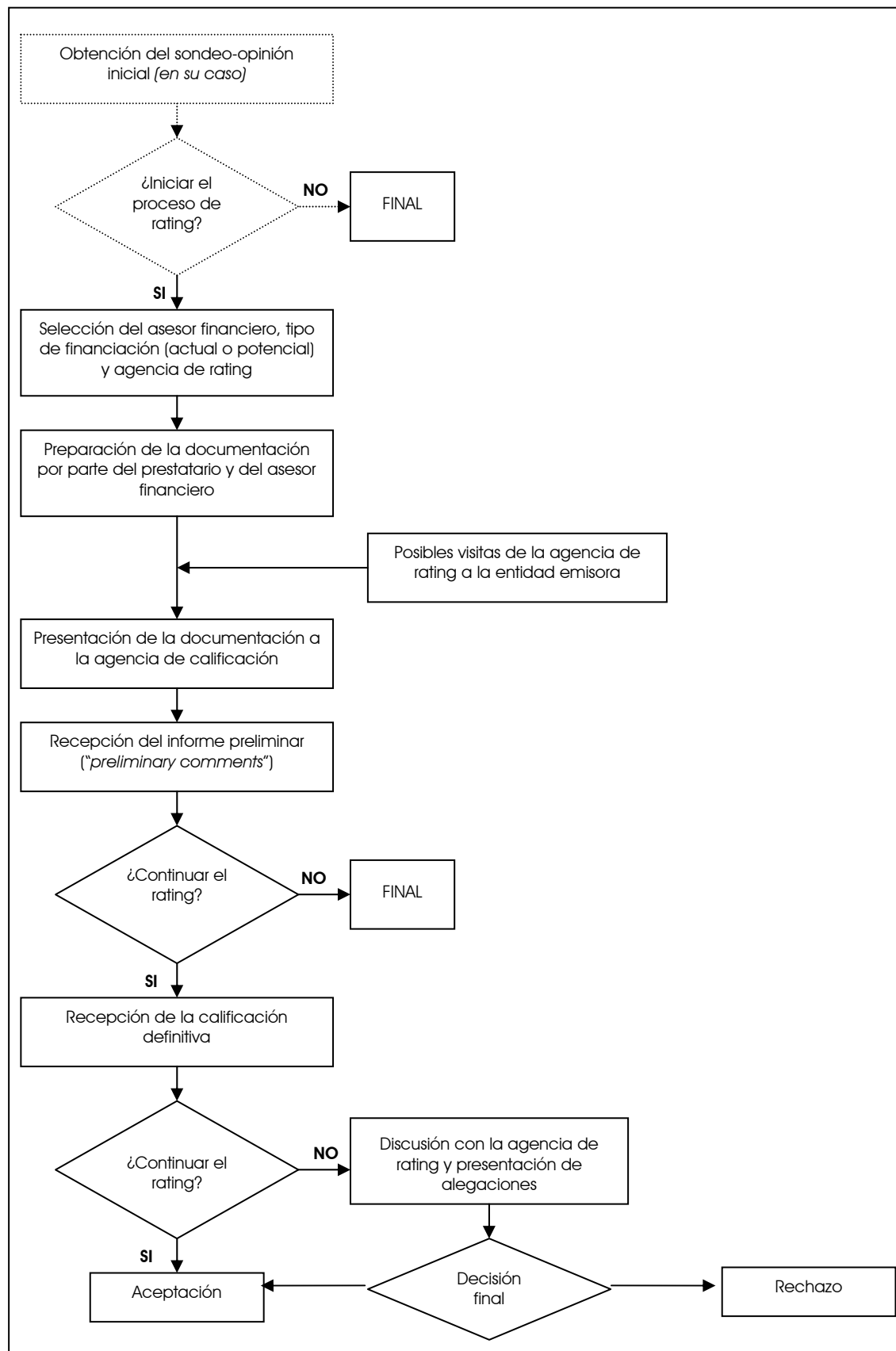
⑥ *Elaboración de una calificación definitiva.*

Si los informes preliminares son aceptados por el solicitante, la agencia de rating procede a la elaboración de una calificación final a través del análisis detallado de la información solicitada y de los datos adicionales obtenidos de las entrevistas personales con los gestores de la entidad y otras fuentes de información adicionales.

⑦ *La obtención de la calificación.*

La última fase del proceso de obtención de ratings desde la óptica del emisor coincide con la notificación del rating final por parte de la agencia de calificación. Así, el solicitante y su asesor financiero tienen la posibilidad de aceptar el rating propuesto, lo que finalizaría el proceso, o bien de rechazar o discutir tal calificación, lo que daría lugar a una nueva etapa de revisión con base en las alegaciones realizadas.

La Figura 3.3 resume el proceso de obtención del rating desde la perspectiva del demandante.



Fuente: Elaboración propia.

Proceso de obtención de ratings: Perspectiva del demandante
Figura 3.3

3.3.1.3. Paralización del proceso de rating

La calificación final por parte de la agencia de rating es el resultado de un proceso complejo y laborioso donde las características de confidencialidad e independencia de los analistas juegan un papel fundamental.

Las agencias de rating, conscientes de la preocupación de los emisores respecto al tratamiento de su información interna y la posible obtención de una calificación de baja calidad, han establecido diversos momentos en los que el solicitante puede interrumpir el proceso de calificación sin que se produzca un efecto negativo en su reputación e imagen externa (LÓPEZ PASCUAL, 1997b, pág. 1260; 1997c, pág. 45):

- *Sondeo-opinión inicial*

A partir de la información disponible para el público en general, el emisor puede obtener de las agencias de rating una opinión inicial respecto a su posible calificación. Esta opinión suele estar disponible en el plazo de unos días con un coste muy reducido (incluso inexistente). Si la respuesta obtenida no es satisfactoria, el emisor puede decidir no llevar a cabo el proceso formal de rating.

- *Obtención del informe preliminar*

Si el emisor decide continuar con el proceso de obtención de calificación, la agencia seleccionada le hará llegar un informe preliminar a partir de la información por él suministrada. De nuevo, si este informe no resulta satisfactorio, el prestatario tiene la opción de interrumpir el proceso antes de la obtención de la calificación definitiva.

- *Comunicación de la calificación final*

Si el emisor continúa con el proceso formal de calificación, finalmente obtendrá un rating definitivo que puede aceptar o rehusar. En este último caso, la calificación no se hará pública sino que permanecerá de forma confidencial en poder de la agencia de rating.

Cabe comentar que estos momentos de paralización sólo resultan operativos cuando el rating ha sido solicitado explícitamente por el emisor, no así cuando la agencia lleva a cabo calificaciones “*de oficio*”.

3.3.2. Escalas de calificaciones

Como se indica en el apartado 3.2.2, las calificaciones otorgadas por las agencias de rating respecto a la solvencia de un determinado emisor o emisión se clasifican utilizando una escala de símbolos compuesta por una combinación de letras (“AAA”, “AA”,...) complementada, en su caso, con números (“1”, “2”, “3”) o signos matemáticos (“+”, “-”)²⁰; estos últimos son utilizados como indicativos de la posición relativa dentro de cada categoría, de forma que el “1” ó “+” indican títulos calificados en la banda superior de cada categoría de calificación, el “2” indica la banda media y el “3” ó “-”

²⁰ Cabe comentar que agencias como la *KMV Corporation* utilizan sistemas de rating cuantitativos, de forma que el riesgo de crédito se expresa en términos de probabilidades de incumplimiento en el rango del 2 al 20%. Este tipo de ratings cuantitativos pueden considerarse como refinamientos de las clasificaciones tradicionales basadas en letras y símbolos matemáticos (MILLER, 1998).

señalan la banda inferior (VERONA MARTEL, 2000). Por otro lado, suele ser habitual la incorporación a los ratings de una serie de letras distintivas para su mejor caracterización. Así, S&P utiliza la letra “r” para referirse a derivados, híbridos y otras operaciones de elevada volatilidad, etc.

A pesar de que las diversas agencias de rating utilizan escalas que pueden presentar diferencias respecto a los símbolos considerados, existen una serie de características comunes a todas ellas:

- ✓ A medida que se desciende en la escala se incrementa el nivel de riesgo crediticio.
- ✓ Existe una escala para deuda a corto plazo (hasta 12 meses, generalmente pagarés de empresa) y otra para deuda a largo plazo, de forma que las letras y símbolos utilizados en cada una difieren entre sí.
- ✓ La escala de ratings se divide en dos tramos: *(sub)escala de inversión* y *(sub)escala especulativa*. La escala de inversión es asignada a los inversores con una capacidad de pago que puede considerarse como “adecuada” (los diversos símbolos de esta escala establecen el grado de vulnerabilidad asociado), mientras que la escala especulativa recoge aquellos emisores con una capacidad de pago incierta que, si bien presentan determinados parámetros de protección, resultan vulnerables a la presencia de condiciones económicas adversas o a variaciones en las circunstancias de mercado; la escala especulativa también se encuentra dividida en diversos grados de incertidumbre.

Por otro lado, en ocasiones se distingue entre deuda emitida en moneda local y deuda emitida en divisas, siendo el rating en moneda local igual o mayor que el rating en divisas, pues se supone que un emisor puede presentar una menor capacidad de pago de sus deudas en divisas que en moneda nacional.

Finalmente, existen agencias que presentan tanto escalas internacionales como escalas nacionales. Así, por ejemplo, S&P tiene escalas nacionales en países donde dispone de agencias, como Francia (escala ADEF), México (escala CAVAL) y Suecia (escala NORDIC). *Fitch*₍₂₎, por su parte, posee escalas nacionales para aquellos países en los cuales se demandan tales ratings. *Moody's* también dispone, desde noviembre de 1999, de una escala de ratings nacionales aplicable a países con un mercado relativamente amplio y sofisticado. Para la elaboración de los ratings correspondientes a las escalas nacionales se emplea la misma metodología que para la escala internacional (más universal), si bien la calificación concedida puede ser diferente al no tener en cuenta las primeras consideraciones respecto al riesgo soberano de cada país.

Como se recoge en el Capítulo 2, las Tablas 3.1 y 3.2 informan de las principales equivalencias que pueden establecerse entre las calificaciones a largo²¹ y corto plazo de las principales agencias (S&P, *Moody's* y *Fitch*₍₂₎), considerando la escala internacional aplicable a la generalidad de las posiciones de riesgo de crédito²².

²¹ Los símbolos utilizados para las calificaciones a largo plazo son considerados también para la medición de los *ratings de fortaleza financiera* de las entidades aseguradoras.

²² Un desarrollo más detallado de los símbolos utilizados por las agencias más importantes del G10 puede consultarse en CSBB (2000, págs. 23-24). Asimismo, los ratings de fortaleza financiera aplicables a empresas se analizan en los Capítulos 4 y 5.

S&P	Moody's	Fitch(2)	Definición	
AAA	Aaa	AAA	Expectativa de riesgo de crédito mínima. Capacidad de pago de intereses y devolución del principal extremadamente fuerte. Muy escasa probabilidad de verse afectados por acontecimientos adversos derivados de las condiciones comerciales, económicas o financieras.	↑ Escala de Inversión
AA	Aa	AA	Expectativa de riesgo de crédito muy reducida. Capacidad de pago de intereses y reintegro del principal muy fuerte, pero algo inferior al caso anterior. Pueden afectarles acontecimientos adversos pero de forma poco significativa.	
A	A	A	Expectativa de riesgo de crédito baja. Capacidad de pago de intereses y reintegro del principal fuerte. Más vulnerable a acontecimientos adversos que la categoría anterior.	
BBB	Baa	BBB	Expectativa de riesgo de crédito media. Capacidad de pago de intereses y reintegro del principal adecuados. Posibles acontecimientos adversos en las condiciones comerciales, económicas o financieras pueden empeorar la capacidad de pago.	
BB	Ba	BB	Existe la posibilidad de que aparezca un riesgo de crédito. La capacidad de devolución puntual del principal e intereses no está adecuadamente protegida contra cambios adversos en las condiciones comerciales, económicas o financieras. Contienen elementos especulativos, su futuro es inseguro. Existen incertidumbres significativas que podrían conllevar un capacidad insuficiente de pago puntual de intereses y principal, si bien en la actualidad cuentan con capacidad de pago.	↑ Escala Especulativa ↓
B	B	B	Existe un riesgo de crédito. La capacidad de devolución puntual del principal e intereses no está adecuadamente protegida contra cambios adversos en las condiciones comerciales, económicas o financieras. Valores altamente especulativos. Poseen un mayor riesgo de incumplimiento, pero en la actualidad tienen capacidad de pago.	
CCC	Caa	CCC	Existe una posibilidad actual percibida de incumplimiento. La devolución puntual del principal e intereses depende de que las condiciones comerciales, económicas o financieras sean favorables. Valores altamente especulativos	
CC	Ca	CC	Existe un alto riesgo de incumplimiento. Valores altamente especulativos.	
C	C	C	Inminente incumplimiento o incluso existencia actual de obligaciones incumplidas.	↓
D		DDD	Situación actual de impago, el pago de intereses y/o el reintegro del principal no se ha realizado de forma puntual. Expectativas de recuperar entre el 90%-100% del capital pendiente e intereses.	
		DD	Expectativas de recuperar únicamente entre el 50%-90% del capital pendiente e intereses	
		D	Expectativas de recuperar menos del 50% del capital pendiente e intereses.	

Fuente: S&P; Moody's, Fitch₍₂₎; VERONA MARTEL (2000), pág. 81; CHARLTON y PRESCOTT (1993), pág. 282; DALLAS (1993), pág. 288

Nota: Moody's aplica los modificadores numéricos 1, 2 y 3 a cada categoría genérica de calificación desde Aa hasta Caa, mientras que S&P y Fitch₍₂₎ utilizan los signos + o – para los ratings comprendido s entre AA y CCC.

Equivalencia entre ratings a largo plazo

Tabla 3.1

S&P	Moody's	Fitch(2)	Definición
A-1	Prime-1 (P-1)	F1	Capacidad de pago puntual fuerte. Las emisiones de tipo A-1 y F1, que se consideran provistas de características de seguridad extremadamente fuertes, pueden incluir un signo + adicional.
A-2	Prime-2 (P-2)	F2	Capacidad de pago puntual satisfactoria. Sensibilidad a cambios adversos en las condiciones comerciales, económicas o financieras.
A-3	Prime-3 (P-3)	F3	Capacidad de pago puntual adecuada. Mayor sensibilidad a efectos adversos derivados de los cambios que las incluidas en categorías superiores.
B	Not prime (NP)	B	Capacidad de pago puntual especulativa, sensible a cambios adversos.
C		C	Capacidad de pago puntual dudosa/insuficiente. Existe una posibilidad real de incumplimiento.
D		D	Existencia de un alto nivel de incumplimiento o bien obligaciones actualmente incumplidas. Suele emplearse cuando no se han satisfechos los pagos de intereses o principal, aunque no se haya agotado el "período de gracia" .

Fuente: S&P; Moody's; Fitch₍₂₎; VERONA MARTEL (2000), pág. 82; CHARLTON y PRESCOTT (1993), pág. 282; DALLAS (1993), pág. 288

Equivalencia entre ratings a corto plazo

Tabla 3.2

Asimismo, cabe destacar el esfuerzo armonizador respecto a los ratings de diversas agencias desarrollado por DALE y THOMAS (1991) a través del método conocido como "*Financial Times Credit Ratings International*" (FT-CRI o FT-CI)²³. Esta técnica tiene como objetivo la agregación de las calificaciones a largo plazo proporcionadas por las principales agencias de rating mundiales respecto a los ratings correspondientes al grado de inversión. Así, se ha establecido una escala numérica tal que el 1 corresponde a la AAA (o Aaa), el 2 a la AA+ (o Aa1), hasta llegar al 10 que se corresponde con la BBB- (o Baa3).

En la actualidad, este servicio se desarrolla a través del denominado "*FT Credit Ratings International Premium +*", que recoge los ratings otorgados a más de 16.000 emisores de 126 países, clasificados por nombre, país, sector, agencia de calificación y nivel de rating. De esta forma, para cada emisión o emisor se proporciona al usuario información acerca de las calificaciones otorgadas por las diferentes agencias, al objeto de que éste disponga de información precisa para la toma de decisiones eficientes.

La Tabla 3.3 resume la equivalencia entre la escala utilizada por el *FT-CI* y los símbolos empleados por las agencias norteamericanas *Moody's* y *S&P*, así como por la agencia canadiense *Dominion Bond Rating Service (DBRS)*.

²³ Para más información respecto a FT-CRI puede consultarse <http://www.ftinteractivedata.com/index.htm>.

FT-CI	Moody's	S & P	DBRS
1	Aaa	AAA	AAA
2	Aa1	AA-	AAH
3	Aa2	AA	AA
4	Aa3	AA-	AAL
5	A1	A+	AH
6	A2	A	A
7	A3	A-	AL
8	Baa1	BBB+	BBBH
9	Baa2	BBB	BBB
10	Baa3	BBB-	BBBL

Fuente: Elaboración propia.

Equivalencia entre escalas de rating según FT-CI

Tabla 3.3

Por último, y con relación a las calificaciones utilizadas por *S&P*, que son las que específicamente se analizan en el trabajo empírico desarrollado en esta Memoria, puede establecerse la relación entre calificaciones a corto y largo plazo recogida en la Figura 3.4.

		A corto plazo				
A largo plazo		A-1+	A-1	A-2	A-3	B
	AAA					
	AA+					
	AA					
	AA-					
	A+					
	A					
	A-					
	BBB+					
	BBB					
	BBB-					
	BB+					
	BB					
	BB-					

Fuente: STANDARD & POOR'S, DALLAS (1993) pág. 289.

Nota: No se han considerado las calificaciones "C" y "D", dado que presentan el mismo significado a corto y largo plazo.

Equivalencia entre las calificaciones a largo y corto plazo para la agencia S&P

Figura 3.4

La agencia S&P acompaña a sus ratings a largo plazo de las denominadas "*perspectivas de rating*". Estas perspectivas comenzaron a utilizarse en los años 80 del siglo XX, distinguiéndose de la lista de vigilancia de rating tanto por lo que respecta a la extensión de tiempo de referencia (de uno a tres años) como por el hecho de incorporar tendencias o riesgos que no tienen por qué estar directamente relacionados con la calidad del crédito (VERONA MARTEL, 2000).

Las perspectivas evalúan la dirección prevista para el rating a medio y largo plazo, considerando cualquier cambio potencial que pudiera darse respecto a las condiciones fundamentales de la economía y/o empresas. La Tabla 3.4 recoge la escala utilizada respecto a tales perspectivas.

Perspectivas de rating de Standard & Poor's	
Positiva	Indicativa de una posible mejora del rating.
Negativa	Indicativa de un posible deterioro del rating.
Estable	Indicativa de una estabilidad prevista para el rating.
En desarrollo	Indicativa de que el rating puede mejorar o empeorar.
N.M.	Indicativa de que el rating no es significativo.

Fuente: Adaptado de VERONA MARTEL (2000), pág. 84.

Significado de las perspectivas de rating de la agencia S&P

Tabla 3.4

Asimismo, la agencia S&P utiliza una serie de símbolos específicos para la caracterización de sus calificaciones, resumiéndose en la Tabla 3.5 los más significativos.

Símbolos específicos utilizados por Standard & Poor's	
c	Indica que la opción de venta del título por parte del tenedor puede ser cancelada bajo ciertas condiciones, que se encuentran prefijadas y especificadas en los documentos de opción de venta.
i	Indica que la calificación es "implícita". Calificaciones asignadas únicamente bajo petición a entidades sin emisiones concretas de deuda calificable o, bien a gobiernos que no hayan solicitado calificaciones explícitas de emisiones concretas de deuda, representando estas últimas el techo soberano.
L	Indica que la calificación corresponde al principal de las obligaciones en la medida que el colateral subyacente cuente con garantía federal y los intereses estén dotados de colateral suficiente.
p	Indica que la calificación es provisional, esto es, se ha otorgado presuponiendo la terminación según lo previsto del proyecto que se financia mediante la deuda calificada. El rating se refiere a la solvencia subsiguiente a la terminación del proyecto pero no a la probabilidad de dicha terminación ni al riesgo de incumplimiento en caso contrario.
N.R.	Ausencia de calificación.

Fuente: Adaptado de DALLAS (1993), pág. 288 y elaboración propia.

Significado de algunos símbolos específicos de la agencia S&P

Tabla 3.5

Centrando el análisis en las *entidades financieras*, cabe destacar un conjunto de particularidades y escalas específicas desarrolladas por parte de las principales agencias a nivel internacional.

A) *Standard & Poor's*

S&P utiliza su escala general de calificaciones para el análisis del riesgo de crédito de entidades financieras.

No obstante, en 1996 la agencia creó un nuevo rating para bancos de países específicos (Singapur, Indonesia, Filipinas, México, Colombia, Eslovaquia, etc.),

caracterizado por considerar exclusivamente *información financiera pública* del emisor. Lógicamente, estas calificaciones no presentan el mismo grado de precisión que los ratings clásicos de S&P, al contar estos últimos con la colaboración del emisor, si bien resultan también indicativos muy eficaces de la calidad crediticia de la entidad. Tales ratings, que posteriormente se han extendido a otros sectores de actividad, generalizándose para la globalidad de países, se refieren a moneda local y se designan con el subíndice “*pi*” que acompaña a los símbolos a largo plazo habitualmente utilizados.

Asimismo, desde 2002 la agencia viene desarrollando un nuevo rating especializado que, bajo la denominación de “evaluación de la supervivencia bancaria” (“*bank survivability assessment*” o BAA), recoge la opinión acerca de que la entidad puede pagar puntualmente todas sus obligaciones en el medio plazo, lo que la aproxima al concepto de insolvencia empresarial (Tabla 3.6). La calificación BAA de un determinado banco suele ser idéntica a su rating crediticio o incluso superior, dado que se basa en determinantes similares, si bien presta una mayor atención a la posición relativa de la entidad en el sistema bancario del país de operaciones (cuota de mercado y fortaleza financiera) y a sus características de propiedad (pertenencia a un grupo empresarial fuerte, participación estatal, etc.)

Ratings de evaluación de supervivencia bancaria de S&P (BAAs)	
AAA	Probabilidad EXTREMADAMENTE FUERTE de continuar sus operaciones, bien directamente o a través de sucesores. Esta evaluación suele otorgarse sólo a bancos que presentan también una capacidad extremadamente fuerte para cumplir puntualmente sus compromisos financieros.
AA	Probabilidad MUY FUERTE de continuar las operaciones. Esta evaluación suele otorgarse sólo a bancos que presentan también una capacidad muy fuerte para cumplir puntualmente sus compromisos financieros. La probabilidad de supervivencia sólo difiere levemente del rating AAA.
A	Probabilidad FUERTE de continuar las operaciones, pero mayor susceptibilidad a efectos adversos ante cambios y circunstancias económicas que los bancos evaluados en las categorías superiores.
BBB	Probabilidad ADECUADA de continuar sus operaciones. No obstante, condiciones económicas o circunstancias adversas podrían debilitar su probabilidad de supervivencia en mayor medida que respecto a las calificaciones superiores.
BB	Significativas INCERTIDUMBRES de continuidad. Exposición a condiciones económicas, financieras o de negocios de carácter adverso que podrían generar incertidumbres sobre la capacidad del banco para continuar sus operaciones, en cuyo caso podría ser objeto de intervención reguladora.
B	Situación de VULNERABILIDAD. La existencia de condiciones económicas, financieras o de negocios de carácter adverso dañarán probablemente la capacidad del banco para continuar sus operaciones, en cuyo caso podría ser objeto de intervención por parte de la autoridad reguladora.
CCC	Situación de VULNERABILIDAD ACTUAL. El banco depende de la existencia de situaciones económicas, financieras o de negocio favorables, o bien de acciones reguladoras, para continuar sus operaciones.
CC	Situación de VULNERABILIDAD ACTUAL ALTA.
R	Situación actual de SUPERVISIÓN REGULADORA debido a su situación financiera. La capacidad para continuar las operaciones depende de la acción reguladora.

Fuente: Adaptado de STANDARD & POOR'S (2002), págs. 1-2. Traducción libre.

Significado de los ratings de evaluación de supervivencia bancaria de S&P

Tabla 3.6

B) *Moody's*

La agencia *Moody's* estableció en 1995 los denominados “*Bank Financial Strength Rating*” (BFSRs o ratings de fortaleza financiera bancaria). Estas calificaciones se

establecieron con la finalidad de proporcionar a los inversores una mayor información respecto a la solvencia de las entidades financieras, complementando la calificación otorgada inicialmente a los bancos.

Tales ratings miden la solvencia intrínseca de la entidad, sin considerar factores como la propiedad, la pertenencia a un determinado grupo de empresas o la normativa del país de operación, utilizándose exclusivamente para bancos y cajas. De esta forma, se excluyen algunos de los factores externos de riesgo y apoyo crediticio considerados por los ratings tradicionales de Moody's, por lo que los BFSRs constituyen un indicador de cuál sería la solvencia de la entidad a título individual.

No obstante, son numerosos los casos en que bancos con idénticas calificaciones para su emisiones de deuda presentan diferentes BFSRs, debido a dos circunstancias fundamentales: (1) el límite que el rating otorgado al país ejerce respecto a la calificación máxima de las emisiones de deuda bancaria; y (2) la existencia de diferentes grados de apoyo externo, bien de empresas filiales o de instituciones oficiales. La Tabla 3.7 recoge la escala utilizada para los BFSRs por la agencia Moody's²⁴.

Ratings de fortaleza financiera bancaria de Moody's (BFSRs)	
A	Fortaleza financiera interna máxima. Generalmente entidades financieras con muy amplia cuota de mercado, una situación económico-financiera sólida y un entorno operativo muy estable y atractivo.
B	Fortaleza financiera interna fuerte. Generalmente entidades con una amplia cuota de mercado, una situación económico-financiera buena y un entorno de operaciones estable y atractivo.
C	Fortaleza financiera interna buena. Entidades con buena cuota de mercado, balance aceptable y entorno operativo estable.
D	Fortaleza financiera interna incierta. Generalmente existe una cuota de mercado vulnerable o en desarrollo, una situación económico-financiera débil o un entorno operativo inestable.
E	Fortaleza financiera interna muy débil. Cuota de mercado cuando menos cuestionable, balance muy débil, entorno operativo inestable. Se requiere apoyo externo periódico o eventual.

Fuente: Adaptado de VERONA MARTEL (2000), pág. 84.

Significado de los ratings de fortaleza financiera bancaria de la agencia Moody's

Tabla 3.7

C) *Fitch*₍₂₎

Al constituirse como una agencia de calificación reconocida, la agencia europea IBCA [actualmente Fitch₍₂₎], estableció tres categorías de ratings ("largo y corto plazo", "legal" e "individual"), reservando específicamente las dos últimas para la valoración del riesgo y actuación de los bancos (CHARLTON y PRESCOTT, 1993):

1. *Calificaciones a largo y corto plazo.* Miden el riesgo de que una entidad financiera o empresa incumpla sus obligaciones no garantizadas, de forma que la calificación otorgada a una entidad resume la opinión de la agencia de rating respecto a aspectos como la estabilidad económico-financiera, resultados, riesgos de operaciones y grado de apoyo externo (en su caso) de la empresa analizada. El límite entre el corto y largo plazo viene establecido por el año natural.

²⁴ La escala completa recogería también las categorías intermedias: A, B+, B, C+, C, D+, D, E+ y E.

2. *Calificación legal.* Mide la posibilidad de que una determinada entidad reciba apoyo externo en caso de dificultad. En el caso de las entidades financieras, suele considerar que los bancos centrales son los que en última instancia prestarían el auxilio financiero. Lógicamente, la calificación legal no resulta suficiente para medir la valoración del riesgo de crédito de una entidad sino que, por el contrario, deben considerarse de forma adicional los propios méritos económicos de la institución, lo que ha dado lugar a la aparición de la calificación individual.
3. *Calificación individual.* Mide el riesgo asociado con una entidad financiera en el supuesto que la misma fuera totalmente independiente y no pudiera contar con el apoyo de las autoridades financieras o de sus propietarios. De esta forma, la calificación individual representa una valoración totalmente desligada de posibles apoyos, complementando así a la calificación legal previamente presentada, de forma similar a los ratings BFSRs desarrollados por Moody's.

La Tabla 3.8 recoge un resumen del significado de los ratings legales e individuales para entidades financieras otorgados por *Fitch*⁽²⁾.

Ratings legales otorgados por Fitch⁽²⁾.	1 Clara garantía legal de apoyo por parte del Estado. Generalmente bancos importantes a nivel nacional e internacional. El Estado pertenece a un país desarrollado dispuesto a apoyar a sus bancos principales. 2 Inexistencia de garantía legal de apoyo por parte del Estado pero disponibilidad real de apoyo por parte del mismo. Generalmente bancos importantes para la economía legal o con relación histórica respecto a las autoridades nacionales. El Estado ha de disponer de los recursos suficientes para prestar tal apoyo. 3 Apoyo de los accionistas en caso de dificultades. Generalmente accionistas institucionales con reputación y recursos suficientes. 4 Apoyo probable pero no cierto en caso de dificultades por parte de los propietarios o las autoridades. Presencia de accionistas de tamaño limitado que excluye la certeza del apoyo. 5 Apoyo muy incierto por parte de terceros. T Sufijo utilizado para los ratings "2", "3", "4" y "5" como indicativo de la existencia cierta o posible de una transferencia de riesgo (política o económica) que pueda impedir el apoyo a los acreedores en moneda extranjera.
Ratings individuales otorgados por Fitch⁽²⁾ (También se asignan calificaciones intermedias, como A/B, B/C, C/D y D/E).	A Situación financiera óptima. Rentabilidad estable y superior a la media B Situación crediticia sólida. Ausencia de problemas significativos. Resultados similares o superiores a la media. C Situación crediticia adecuada. Existencia de problemas que pueden generar posiciones de riesgo moderado o resultados inferiores a la media del sector. D Resultados muy inferiores a la media. Calidad del balance y resultados muy inferiores a la medida. Capacidad de recuperarse de forma autónoma pero únicamente a medio o largo plazo. E Existencia de problemas muy serios. Probable necesidad de apoyo externo para recuperarse.

Fuente: Adaptado de VERONA MARTEL (2000), pág. 83.

Significado de los ratings individuales y legales bancarios de la agencia Fitch⁽²⁾
Tabla 3.8

Por lo que respecta a las calificaciones otorgadas respecto al sector asegurador, destacan particularmente los ratings “*de fortaleza financiera*” proporcionados por S&P y las calificaciones otorgadas por la agencia especializada A.M.Best, que son analizados en detalle en los Capítulos 4 y 5.

3.3.3. El contrato de rating

3.3.3.1. Naturaleza jurídica del contrato de rating

El rating es una figura jurídica y financiera típica del mercado de valores, que consiste en la calificación por parte de una entidad de análisis y estudio financiero (entidad o agencia de rating) del grado de previsible cumplimiento de las obligaciones financieras de una entidad emisora de valores negociables (empresa-cliente o entidad emisora), en su mayoría valores de deuda (CACHÓN BLANCO, 1994).

De acuerdo con lo anterior, en aquellos casos en los que se realice el rating habrá de aplicarse la normativa jurídica que corresponda a la naturaleza del contrato, por lo que resulta de interés su análisis.

Así, desde el *punto de vista jurídico* resulta posible destacar dos elementos diferenciados en la relación de rating:

1. *Relación contractual entre la entidad emisora y la agencia de rating.* Generalmente la empresa-cliente solicita los servicios de la entidad de rating, abonando el precio correspondiente. Ahora bien, esto no ocurre en todas las ocasiones, pues muchas agencias llevan a cabo también calificaciones “de oficio”.
2. *Calificación final pública del rating,* dirigida fundamentalmente al público inversor. Este público, si bien no forma parte del contrato de rating, resulta un elemento fundamental del mismo al ser el destinatario final de la calificación.

Los contratos jurídicos que mejor se ajustan a la naturaleza del rating son el contrato de prestación de servicios y el contrato de obra, que se distinguen entre sí atendiendo a dos criterios básicos, relacionados entre sí:

- ✓ Objeto inmediato de la obligación del *arrendador*²⁵: si éste se obliga a la prestación de servicios o de trabajo o de una actividad en sí misma, no del resultado producido por ésta, entonces el contrato es de servicios; si se obliga a la prestación de un resultado, sin considerar el trabajo conducente al mismo, el contrato es de obra.
- ✓ Obligaciones de actividad vs. obligaciones de resultado: el contrato de servicios tiene por objeto obligaciones de actividad, mientras que el de obra considera obligaciones de resultado.

Teniendo presente lo anterior, el rating parece asimilarse más al contrato de obra que al contrato de prestación de servicios, pues su objeto es la producción de un

²⁵ El término *arrendador* para referirse a los contratos de prestación de servicios y de obra se deriva de la doctrina jurídica tradicional, que denomina a estos contratos como “arrendamiento de servicios” y “arrendamiento de obra”. En el ámbito del rating, la figura del arrendador correspondería a la agencia de calificación.

resultado final determinado (la *calificación*), si bien en muchos casos el límite entre ambas figuras jurídicas resulta difícil de establecer.

Por otro lado, existe una serie de características específicas del contrato de rating, derivadas de la aplicación de los principios generales del Derecho del Mercado de Valores y del principio de protección del inversor, que es necesario considerar (CACHÓN BLANCO, 1994):

- Contrato en el que una parte presta servicios en interés de otra.
- Contrato bilateral, que genera obligaciones para ambas partes (ejecutar la calificación, pagar el precio establecido).
- Contrato consensual, que se perfecciona por el consentimiento de las partes, sin exigir forma específica alguna.
- Contrato *intuitu personae*, al considerarse específicamente las características propias de la agencia de rating, su implantación e imagen en el mercado.
- Contrato mercantil, al celebrarse entre empresas y presentar un objeto típicamente mercantil, vinculado al mercado de valores, cuyo ámbito de derecho privado corresponde al Derecho Mercantil.

Teniendo presente esta naturaleza jurídica, en la legislación española existen dos grandes bloques normativos que regulan la figura de la calificación de emisiones:

1. *Normas jurídicas de carácter general*. Fundamentalmente le afectan los artículos del Código Civil relativos al contrato de obra (art. 1544, arts. 1588-1600), y los artículos del Código Civil o del Código de Comercio relativos a obligaciones y tratos en general.

2. *Normas jurídicas propias del mercado de valores*. En este caso resultarían de aplicación a las agencias de rating las normas de conducta establecidas en el Código General de Conducta de Valores Mobiliarios (CGCVM), definido en la Ley del Mercado de Valores (arts. 78-83) y en el Real Decreto sobre Normas de Actuación en los Mercados de Valores y Registros Obligatorios de 3 de mayo de 1993. Así, estas normativas resultan aplicables a todas aquellas personas o entidades que ejerzan actividades relacionadas con los mercados de valores por lo que, entendiendo el rating como una actividad complementaria pero específica del mercado de valores, puede considerarse la normativa anterior como de aplicación al mismo.

Por otro lado, también resulta aplicable la normativa sobre inspección y sanción (arts. 84-107 de la Ley del Mercado de Valores), al quedar sometidas las entidades de rating a las normas de conducta del mercado de valores y, de esta forma, a la normativa inspectora y sancionadora correspondiente; no obstante lo anterior, sólo algunas infracciones del mercado de valores resultan aplicables a las agencias de calificación²⁶.

Finalmente, la reciente aprobación de la Ley 44/2002 de 22 de noviembre, de Medidas de Reforma del Sistema Financiero, denominada genéricamente la “*nueva Ley*

²⁶ En este sentido, la entidad de rating puede asumir responsabilidad cuando hubiere existido una incorrecta aplicación de las técnicas propias de la actividad, pero no simplemente porque el resultado no satisfaga los deseos o estimaciones personales de la entidad emisora o del público inversor (CACHÓN BLANCO, 1994). Por otro lado, la entidad de rating no contrae responsabilidad por el hecho de que posteriormente el emisor objeto de calificación se declare en suspensión de pagos, entre en quiebra o en situación alguna de dificultad.

Financiera”, ha supuesto la mayor reforma y modernización acontecida en España respecto al Derecho Financiero en las últimas décadas. Esta norma, de gran repercusión en los ámbitos del mercado de valores, mercado financiero, industria financiera, financiación de PYMEs y auditoría financiera, afecta también a las entidades calificadoras, en la medida que establece las “reglas de juego” básicas para el ejercicio de actividades financieras.

3.3.3.2. Elementos del contrato de rating

Respecto a los elementos del contrato de rating, cabe distinguir particularmente los siguientes:

❶ *Elementos personales*: Se distingue entre la entidad de rating y la empresa emisora de valores. Respecto a la primera, destaca la inexistencia de normas que controlen, registren o limiten esta actividad, pudiendo ser ejercitada por cualquier persona física o jurídica que disponga de plena capacidad de obrar y de medios materiales y técnicos suficientes²⁷. Por lo que respecta a la empresa-cliente, puede ser una entidad pública o privada, nacional o extranjera, emisora de valores negociables, bien sea con carácter previo a su cotización en mercados secundarios o con posterioridad a dicha cotización.

❷ *Elementos reales*: Integrados por la obra a realizar, que consiste básicamente en la calificación efectuada por la agencia de rating (no incluyendo una obligación genérica de elaboración de un informe complementario), y el precio. Si no existe un precio cierto no existe un contrato de obra, pudiendo darse otra figura contractual. Ahora bien, tal precio cierto no implica que deba fijarse en el momento inicial, sino que en su defecto puede aplicarse el precio propio de la costumbre.

❸ *Elementos formales*: El contrato de rating puede documentarse de forma escrita o verbal, no calificándose como un contrato formal.

3.3.3.3. Obligaciones y derechos contractuales

El contrato de rating es de tipo *bilateral y sinalagmático*²⁸, resultándole aplicable el art. 1124 del Código Civil y dando lugar a una serie de obligaciones específicas para cada parte, analizadas a continuación (CACHÓN BLANCO, 1994):

➤ Obligaciones de la entidad de rating

Las principales obligaciones contractuales para la entidad de rating son:

²⁷ No obstante, la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV) mantiene un registro de agencias de rating autorizadas que se utiliza como base para la calificación de emisiones, fondos de inversión colectiva y procesos de titulización crediticia cotizados en las bolsas de valores españolas. Otras legislaciones comunitarias, como la portuguesa, establecen el registro de las entidades de rating por parte de organismos equivalentes a la CNMV, limitando el ejercicio de los servicios de calificación de riesgo a empresas especializadas con condiciones adecuadas de competencia técnica, idoneidad e independencia, fijadas a su vez por una legislación específica en la materia (art. 614 del Código Portugués de Valores Mobiliarios).

²⁸ De acuerdo con la Real Academia de la Lengua los términos *bilateral* y *sinalagmático* resultan equivalentes en el ámbito contractual, haciendo referencia a aquellos contratos que hacen nacer obligaciones recíprocas entre las partes. No obstante, CACHÓN BLANCO (1994) parece realizar una ligera diferencia entre ambos términos, incluyéndose por ello las dos voces en la presente Memoria.

1. *Obligación de efectuar el rating de la empresa-cliente con la diligencia propia de un profesional experto.* Esta obligación hace referencia a la necesidad de ejecutar la obra de forma diligente, personal y en el tiempo convenido, estando el cliente obligado a aceptar la obra una vez ejecutada, si bien puede solicitar de la agencia explicaciones razonadas acerca de la calificación final concedida. Una vez efectuado el rating, la entidad solicitante está obligada a incorporarlo al folleto de emisión de sus valores y a difundirlo, pudiendo incurrir en infracción muy grave si omite esta información (art. 99 ñ. de la Ley del Mercado de Valores, modificado por el art. 57 de la Ley 44/2002).

Por otro lado, si bien no parece ser ilegal la posibilidad de que el cliente encargue varios ratings a agencias alternativas, presentando en el folleto informativo de la emisión el más favorecedor, esta práctica iría en contra de los principios de protección del inversor²⁹.

2. *Obligación de disponer de los medios técnicos u otros que sean necesarios para efectuar el rating.* De acuerdo con el art. 3 del Código General de Conducta en Valores Mobiliarios, las entidades deben organizar y controlar su medios de forma responsable al objeto de realizar eficientemente su actividad, llegando incluso a prohibir a las entidades realizar operaciones si no disponen de los recursos y medios necesarios para realizarlas de forma adecuada.

3. *Obligación de fidelidad con el cliente.* Esta obligación se materializa en los siguientes deberes:

- Deber de imparcialidad y buena fe (art 1.1. del Código General de Conducta en Valores Mobiliarios y art. 99 n. de la Ley del Mercado de Valores).
- Deber de guardar secreto sobre los datos que la entidad de rating pueda conocer del emisor (art. 81 de la Ley del Mercado de Valores, modificado por el art. 38.3 de la Ley 44/2002); a estos efectos, se entiende por información privilegiada:

“(…) toda información de carácter concreto que se refiera directa o indirectamente a uno o varios valores negociables o instrumentos financieros de los comprendidos dentro del ámbito de aplicación de esta Ley, o a uno o varios emisores de los citados valores negociables o instrumentos financieros, que no se haya hecho pública y que, de hacerse o haberse hecho pública, podría influir o hubiera influido de manera apreciable sobre su cotización en un mercado o sistema organizado de contratación”.

Todo el que disponga de información privilegiada deberá abstenerse de ejecutar por cuenta propia o ajena, directa o indirectamente, alguna de las conductas siguientes:

- a. Preparar o realizar cualquier tipo de operación sobre los valores negociables o sobre instrumentos financieros de los mencionados en el apartado anterior a los que la información se refiera, o sobre cualquier otro valor, instrumento financiero o contrato de cualquier tipo, negociado o no en un mercado secundario, que tenga como

²⁹ Cabe destacar que la nueva Ley Financiera no trata específicamente esta materia.

subyacente a los valores negociables o instrumentos financieros a los que la información se refiera.

Se exceptúa la preparación y realización de las operaciones cuya existencia constituye, en sí misma, la información privilegiada, así como las operaciones que se realicen en cumplimiento de una obligación, ya vencida, de adquirir o ceder valores negociables o instrumentos financieros, cuando esta obligación esté contemplada en un acuerdo celebrado antes de que la persona de que se trate esté en posesión de la información privilegiada, u otras operaciones efectuadas de conformidad con la normativa aplicable.

b. Comunicar dicha información a terceros, salvo en el ejercicio normal de su trabajo, profesión o cargo.

c. Recomendar a un tercero que adquiera o ceda valores negociables o instrumentos financieros o que haga que otro los adquiera o ceda basándose en dicha información.

Las prohibiciones establecidas en este apartado se aplican a cualquier persona que posea información privilegiada cuando dicha persona sepa, o hubiera debido saber, que se trata de esta clase de información". (art. 81.1. y 81.2 de la Ley del Mercado de Valores, modificado por el art. 38.3 Ley 44/2002).

- Deber de evitar conflictos de intereses con el cliente o entre clientes entre sí o, en su caso, de reducir sus consecuencias (art. 6 del Código General de Conducta en Valores Mobiliarios).

4. *Responsabilidad frente al cliente y frente a los inversores en aquellos supuestos de ejecución incorrecta de sus trabajos.* Adicionalmente a la responsabilidad civil contractual derivada del incumplimiento, cumplimiento defectuoso o poco diligente de la obra pactada, si la entidad de rating comete alguna infracción del mercado de valores puede quedar sometida a responsabilidad civil extracontractual y a responsabilidad administrativa (art. 1124 y 1902 del Código Civil).

5. *Sometimiento a las normas sobre inspección, infracciones y sanciones del mercado de valores.* La posible responsabilidad administrativa de la entidad de rating se materializa en la aplicación de las infracciones y sanciones del mercado de valores, siendo aplicables las infracciones recogidas en la Tabla 3.9.

➤ Obligaciones de la empresa-cliente

Por lo que respecta a la empresa-cliente que encarga la calificación a la agencia de rating, sus principales obligaciones son:

1. *Obligación de facilitar a la entidad de rating todos los datos relativos a su correcta identificación* (art. 4 del Código General de Conducta en Valores Mobiliarios).

2. *Obligación de facilitar a la agencia de rating las informaciones precisas para que ésta pueda desempeñar su trabajo de forma diligente*, de acuerdo con el deber de buena fe mercantil (art. 57 del Código de Comercio). La ocultación de circunstancias relevantes para la calificación exonera a la agencia de rating de responsabilidad en caso de una ejecución inadecuada de su trabajo.

3. *Obligación de pagar el precio determinado o determinable desde el momento de perfeccionar el contrato.* El pago se realizará en el momento establecido y, en su defecto, al hacerse la entrega de la calificación (art. 1599 Código Civil).

4. *Obligación de recibir el trabajo encargado, independientemente de la conformidad de la empresa-cliente con respecto a la calificación otorgada por la agencia de rating.*

Ley 24/1988, de 28 de julio, del Mercado de Valores	Descripción
Infracciones muy graves	
Art. 99. i. (*)	Desarrollo de prácticas dirigidas a falsear la libre formación de los precios en el mercado de valores.
Art. 99. II.	Difusión voluntaria y maliciosa de informaciones o recomendaciones que puedan inducir a error al público en cuanto a la apreciación que merezca determinado valor o la ocultación de circunstancias relevantes que pudieran afectar a la imparcialidad de dichas informaciones o recomendaciones.
Art. 99. o. (*)	Incumplimiento del párrafo 2 del art. 81 acerca del tratamiento de información privilegiada.
Art. 99. t.	Negativa o resistencia a la actuación inspectora de la CNMV por parte de las personas físicas o jurídicas establecidas en el art. 84, siempre que medie requerimiento expreso y por escrito al respecto.
Infracciones graves	
Art. 100. b.	Falta de remisión en plazo a la CNMV de cuantos documentos o informaciones deban remitírsele o ésta requiera en el ejercicio de sus funciones, previo recuerdo por escrito de la obligación o requerimiento reiterado por parte de la Comisión.
Art. 100. t.	Infracción del principio de prioridad de los intereses del cliente (arts. 79 y 80), siempre que no se den las circunstancias para su consideración como infracción muy grave.
Infracciones leves	
--	Cualquier otro incumplimiento de preceptos de obligado cumplimiento comprendidos en las normas de ordenación y disciplina del mercado de valores que no sean constitutivos de infracción muy grave o grave.

Fuente: Elaboración propia a partir de CACHÓN BLANCO (1994) y Ley 44/2002 de 22 de noviembre.

Nota: (*) Indica la modificación de este artículo por la nueva Ley Financiera.

Responsabilidad administrativa de las entidades de rating: Infracciones aplicables

Tabla 3.9

3.3.3.4. Extinción del contrato de rating

Finalmente, cabe analizar las causas que pueden ser motivo de extinción del contrato de rating, teniendo en cuenta su naturaleza de contrato de obra (CACHÓN BLANCO, 1994):

1. *Extinción por incumplimiento*, en el caso de incumplimiento de la ejecución del rating o de cualquiera de las obligaciones de las partes (art. 1124 del Código Civil), si bien la existencia de situaciones de concurso de acreedores no serían suficientes para incumplir el contrato.
2. *Extinción por desistimiento del cliente*, en cuyo caso tendrá que indemnizar a la agencia de calificación por todos sus gastos y por las utilidades que pudiera obtener de la obra solicitada.

3. *Extinción por desistimiento de la entidad de rating*, únicamente por causa justa y reconociendo al cliente el derecho a ser indemnizado por los posibles perjuicios que tal desistimiento pudiera causarle.

3.3.4. Análisis de los cambios en las calificaciones

Como se ha comentado previamente, el proceso de rating no concluye con la presentación de la calificación final al emisor sino que, por el contrario, a partir de ese momento se inicia un proceso de vigilancia por parte de la agencia al objeto de detectar circunstancias y cambios que pudieran afectar a la calificación. En el caso de que tales circunstancias sean sustancialmente significativas, puede colocarse al rating en una “*lista de vigilancia*” o “*lista de alerta*” y/o, tras un análisis riguroso, los analistas decidirán si se debe mantener, incrementar o reducir la calificación inicial.

A continuación se resumen algunas de las investigaciones empíricas más conocidas tanto por lo que respecta a la volatilidad relativa de las calificaciones otorgadas por las agencias como respecto al efecto directo que estos cambios producen sobre el mercado de valores.

3.3.4.1. La volatilidad relativa de los ratings

Existen numerosos estudios empíricos que han analizado la estabilidad relativa de los ratings a lo largo del tiempo, al objeto de determinar tanto las calificaciones más volátiles como las relaciones entre estas variaciones y las modificaciones observadas en la información financiera de la entidad. Seguidamente se analizan los resultados obtenidos por tres de los estudios más significativos a este respecto:

➤ SOLDOSKY y BHANDARI (1980):

Estos autores llevan a cabo un análisis univariante respecto a los valores medios y varianza de diferentes ratios financieros para cada una de las categorías de rating, complementando su estudio con el empleo de la técnica del análisis discriminante múltiple para predecir los cambios en las calificaciones de bonos.

Así, se considera como variable dependiente el cambio sufrido por el rating inicialmente otorgado al emisor o emisión y como variables independientes siete ratios obtenidos a partir de la información económico-financiera de la entidad.

La muestra considerada recoge 79 calificaciones otorgadas por *Moody's* para el sector eléctrico norteamericano en el periodo 1972-1976 (se utilizan los años 1974 y 1975 para constituir la submuestra de aprendizaje y los años 1972, 1973 y 1976 para la validación de los resultados). El modelo finalmente desarrollado presenta la siguiente forma funcional:

$$\Delta R = a_1(TIE) + a_2(TIETREND) + a_3(DR) + a_4(DRTREND) + a_5(ROA) + a_6(ROATREND) + a_7(ROARES) + e,$$

siendo:

TIE= (Beneficio neto después de impuestos + intereses)/ Intereses.

TIETREND= Pendiente de la curva de regresión del TIE para los cinco años anteriores al cambio de calificación (regresión respecto al tiempo).

DR= Deuda a largo plazo / (Deuda a largo plazo + neto).

DRTREND= Pendiente de la curva de regresión del DR para los cinco años anteriores al cambio de calificación (regresión respecto al tiempo).

ROA= Beneficio neto después de impuestos / Activo total.

ROATREND= Pendiente de la curva de regresión del ROA para los cinco años anteriores al cambio de calificación (regresión respecto al tiempo).

ROARES= Error estándar residual de la regresión lineal sobre el ROA previamente comentada.

ΔR = cambio en la calificación.

E= Término de error.

Con respecto a la variable endógena, los autores consideran dos opciones diferentes: (a) tres estados diferenciados ("*incremento*", "*decremento*" y "*ausencia de cambio*"); y (b) dos únicos estados ("*incremento*" y "*decremento*"), desarrollándose el modelo en este último caso sólo con aquellas calificaciones que experimentaron variaciones en el periodo de análisis.

En ambos casos las variables ROATREND, TIETREND y TIE resultaban significativas de acuerdo con el test *F* para un nivel de significación $\alpha=0,01$, mientras que las variables ROA y DRTREND aparecen como significativas para un nivel $\alpha=0,05$. Finalmente los autores aplican los resultados obtenidos para el modelo de tres estados respecto a tareas de predicción, obteniendo un porcentaje de éxito del orden del 85%, si bien detectan que diversos patrones que, según el modelo desarrollado, no deberían haber sufrido cambio, fueron modificados por la agencia *Moody's*, lo que les lleva a cuestionar la consistencia de los análisis desarrollados por esta agencia.

➤ ALTMAN y KAO (1992):

Estos autores analizan la estabilidad relativa de cada una de las categorías de rating otorgado a bonos, distinguiendo entre la escala de inversión y la escala especulativa, y considerando diferentes subperiodos de tiempo entre los años 1970-1989.

La muestra de análisis está formada por 7.000 calificaciones de bonos otorgadas por la agencia *S&P* entre los ratings AAA y D. Los autores encuentran evidencia de la existencia de grados diversos de estabilidad en las calificaciones; así, el rating AAA es el que se muestra más estable (lo que resulta lógico al presentar junto al rating D una única posibilidad de cambio frente al resto de las categorías, que pueden oscilar tanto en sentido ascendente como descendente), seguido por el rating A; por el contrario, el ratio BB (el primero respecto a la escala especulativa) es el que presenta una mayor volatilidad.

Por otro lado, mientras para las categorías iguales o superiores a la calificación A existe una mayor propensión al descenso que al ascenso (lo que también se explica por la diferencia entre el número de ratings por encima y por debajo de ellas), para las categorías del tipo B o inferior no existe una tendencia tan clara, a excepción del rating BBB que presenta una propensión al ascenso bastante importante. Por otro lado, se observan diferencias significativas entre la proporción y sentido de los cambios en los ratings para diferentes periodos de tiempo, debido en gran medida a las distintas fases

del ciclo económico; así, por ejemplo, si bien en todos los subperiodos existe una mayor proporción de descensos respecto a los ascensos, ésta es menos acusada en la década de los años 80 que en la de los años 70 del siglo XX.

Adicionalmente, los autores analizan la posible existencia de autocorrelación respecto a cambios múltiples en las calificaciones, esto es, la probabilidad de sucesivas modificaciones en los ratings, encontrado evidencia en este sentido, especialmente en el caso de los descensos y respecto al sector de empresas financieras. Por otro lado, los ratings más extremos son los que presentan una mayor autocorrelación (AAA, AA, B y CCC), mientras que las calificaciones situadas en el medio de la tabla suelen mantener su posición en mayor medida (A, BBB, y BB).

➤ CAREY y HRYCAY (2001):

El análisis desarrollado por CAREY y HRYCAY (2001) se centra en el estudio de la matriz de transición para bonos de empresas norteamericanas no financieras calificadas por *Moody's* en el periodo 1970-1998. Los resultados obtenidos (Tabla 3.10) ratifican las conclusiones observadas respecto a los ratings de empresas, observándose una mayor proporción de cambios respecto a los ratings más bajos (Caa-C y B), así como la mayor estabilidad de las calificaciones superiores (Aaa y A, principalmente).

%	Hacia el rating:						
Desde el rating	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa-C
Aaa	90,4	5,5	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0
Aa	1,2	88,5	7,4	0,3	0,1	0,0	0,0
A	0,1	2,1	89,9	4,5	0,5	0,1	0,0
Baa	0,0	0,1	4,6	85,8	4,4	0,5	0,1
Ba	0,0	0,0	0,4	4,8	80,5	5,5	1,2
B	0,0	0,0	0,1	0,4	6,4	78,5	6,5
Caa-C	0,0	0,0	0,0	0,8	1,8	3,8	24,4

Fuente: Adaptado de CAREY y HRYCAY (2001), anexo.

Notas: Los datos recogidos hacen referencia al porcentaje de variación respecto a la calificación original. Los datos en cursiva corresponden al porcentaje de estabilidad de cada categoría.

La ausencia del sumatorio 100 respecto a los cambios en los ratings se justifica por la salida de la muestra de diferentes empresas a lo largo del tiempo.

Estudio empírico sobre transiciones entre ratings de bonos (1970-1998)

Tabla 3.10

Existen otros muchos estudios empíricos en la materia que reafirman los resultados previamente comentados³⁰: la existencia de una tendencia general descendente respecto a las diversas categorías de rating y la presencia de una correlación significativa entre la estabilidad de las calificaciones y la calidad de las mismas, si bien se observan ciertas diferencias respecto a las agencias y periodos de tiempo analizados, pudiendo ser la causa de esta última disimilitud la decreciente severidad observada en los juicios emitidos por las agencias a lo largo del tiempo (BLUME *et al.*, 1998).

³⁰ Véase, por ejemplo, GRIER y KATZ (1976), GORDY y HEITFIELD (2001); REINHART (2002); BARR y CAMPBELL, 1996; BLUME, 1991; DELIANEDIS y GESKE (1998), ASQUITH *et al.* (1989); CARTY (1997); HELWEGE y KLEIMAN (1997); JONNISON y FRIDSON (1996) y MOELLER y MOLINA (1999).

3.3.4.2. Efectos de los cambios en las calificaciones

Uno de los efectos que inmediatamente se derivan de cambios en los ratings es una variación en el precio de los valores calificados, pues tales modificaciones son indicativas de mejoras o empeoramientos en la calidad del crédito de la compañía emisora (KIM y LEUTHOLD, 1997; KWAN, 1995; WEINSTEIN, 1977; LUCAS y LONSKI, 1991; EDERINGTON *et al.*, 1987; KAMINSKY y SCHMUKLER, 2001; LO y MacKINLAY, 1995; YIGITBASIOGLU, 2001; HUGE y LANDO, 1998; IOSCO, 1998; KIESEL *et al.*, 1999).

Como señala VERONA MARTEL (1999a, pág. 24), el auténtico contenido informativo del rating puede detectarse mediante el análisis de la reacción del mercado ante cambios en la calificación. Así, si el mercado reacciona con anterioridad al anuncio de cambio del rating, entonces su contenido informativo sería nulo al estar ya esta información completamente recogida en el mercado y haberse producido los correspondientes ajustes de precios. Por el contrario, si después de anunciar un cambio de rating el mercado reacciona, entonces la información contenida en el primero sí resulta novedosa para el mercado. Puesto que la mayoría de los ratings se elaboran combinando información pública y no pública, cualquier cambio en los mismos debería proporcionar al mercado una información más completa que la actual y, de esta forma, deberían observarse los correspondientes ajustes de precios (positivos en el caso de un aumento del rating, negativos en el caso de un descenso en la calificación).

Los cambios en el rating (o *re-rating*) de emisiones pueden dar lugar a cuatro efectos diferenciados en los mercados de valores que se analizan a continuación: (1) efecto del anuncio de cambios en el rating de bonos sobre el mercado de bonos; (2) efecto del anuncio de cambios en el rating de bonos sobre el mercado de acciones ordinarias; (3) efecto del anuncio de cambios en el rating de acciones preferentes; y (4) efecto del anuncio de la colocación de un rating en la lista de vigilancia (VERONA MARTEL, 1999a).

❶ Efectos sobre el mercado de bonos del anuncio de cambios en el rating de bonos.

Los efectos derivados de cambios en las calificaciones otorgadas por las agencias de rating sobre el mercado de renta fija han sido analizados por numerosos estudios empíricos³¹, por lo que no existe una opinión unánime respecto al impacto real de estas modificaciones.

La Tabla 3.11 resume las conclusiones obtenidas por algunos de los trabajos más conocidos, referidos al mercado de bonos estadounidense.

³¹ La mayoría relacionados con bonos a largo plazo.

Autor	Emisiones analizadas (1)	Reacción del mercado
KATZ (1974), pág. 558	Bonos de compañías eléctricas	Pequeño ajuste posterior al cambio (6-10 semanas). El mercado de bonos es ineficientemente lento para asimilar la nueva información.
HETTENHOUSE y SARTORIS (1976), pág. 76	Bonos de empresas de servicios públicos	Pequeño ajuste anterior al cambio en el caso de disminuciones de rating. Sin reacción en caso de incrementos de rating. La información proporcionada por el rating parece redundante para el mercado.
GRIER y KATZ (1976), págs. 238-239	Bonos industriales y de servicios públicos	Anticipación en el mercado de bonos industriales a una reclasificación en el rating, pero no así para los bonos de servicios públicos. Absorción gradual de la nueva información proporcionada por el rating, más lenta en los bonos industriales.
WEINSTEIN (1977)	Bonos industriales y de servicios públicos	No hay evidencia de reacción en el precio de los bonos ni antes ni después del anuncio de cambio de rating (excepto una pequeña reacción entre los 7-18 meses antes del anuncio).
SCHNEEWEIS y BRANCH (1980), pág. 40	Bonos industriales y de servicios públicos	La reacción anterior o posterior del mercado es de magnitud muy modesta. El mercado de bonos industriales reacciona de forma más lenta que el de servicios públicos.
PEAVY y SCOTT (1986), pág. 268	Análisis de la separación de los Local Exchange Telephone Companies de la empresa AT&T.	Inexistencia de reacción en el mercado de bonos tras el anuncio de cambio de rating por parte de S&P y Moody's; el mercado reaccionó con antelación.
WAKEMAN (1987), págs. 17-18	Bonos	No hay evidencia de reacción del mercado de capitales ante el anuncio de cambios de rating (el mercado reacciona aproximadamente un año antes).
ZAIMA y McCARTHY (1988), pág. 496	Bonos y acciones ordinarias	El mercado percibe las bajadas de rating como información significativa, reduciendo los rendimientos de acciones y bonos, pero no reacciona ante subidas del rating.
HAND <i>et al.</i> (1992), pag. 752	Bonos y acciones ordinarias	El precio de bonos y acciones se ve afectado tanto por los anuncios de cambios de rating como por su inclusión en listas de vigilancia.
WANSLEY <i>et al.</i> (1992), págs. 747-748	Bonos industriales y de servicios públicos.	El mercado de bonos no resulta menos eficiente que el mercado de acciones; generalmente se produce un ajuste completo en el precio de los bonos en la semana de anuncio del cambio de rating. La reducción en el rating afecta al precio de los bonos pero el incremento no. Los bonos industriales son más sensibles a los cambios que los bonos de servicios públicos.
CRABBE y POST (1994), pág. 55	"Commercial papers" (2) de bancos	Los cambios en los ratings de los "commercial papers" suelen ir acompañados por cambios en los ratings de bonos, pero no a la inversa.
HITE y WARGA (1997), pág. 36	Bonos	Efecto significativo cuando el rating de una empresa es disminuido tanto en el mes en que se realiza el anuncio como en el periodo anterior al mismo (especialmente cuando se pasa del grado de inversión al especulativo). Efecto más débil para las subidas, excepto al pasar del grado especulativo al de inversión.

Fuente: Elaboración propia a partir de VERONA MARTEL (1999a).

Notas: (1) Si no se indica nada en contra, los estudios se centran en el mercado norteamericano.

(2) Los "commercial papers" hacen referencia a emisiones de deuda a corto plazo (tipo pagarés de empresa).

Efectos sobre el mercado de bonos del anuncio de cambios en el rating de bonos

Tabla 3.11

② Efectos sobre el mercado de acciones ordinarias del anuncio de cambios en el rating de bonos.

Los cambios en el rating de bonos pueden afectar también al precio de las acciones ordinarias del emisor, siendo numerosos los estudios empíricos en este sentido (Tabla 3.12).

Autor	Emisiones analizadas (1)	Reacción del mercado
PINCHES y SINGLETON (1978), págs. 41-42	Bonos y acciones ordinarias de compañías de transportes, servicios públicos e industriales	Anticipación de los cambios por el mercado (con 15-18 meses de antelación), tanto para incrementos como para disminuciones.
GRIFFIN y SANVICENTE (1982), pág. 118	Bonos industriales y acciones ordinarias	Reacción del mercado ante el anuncio de un descenso del rating, no así ante el anuncio de un ascenso.
HOLTHAUSEN y LEFTWICH (1986), pág. 57	Bonos y acciones ordinarias	Las bajadas del rating afectan al mercado de acciones ordinarias, mientras que las subidas sólo tienen un efecto muy débil.
CORNELL et al. (1989), págs. 478-479.	Bonos y acciones ordinarias	El precio de las acciones reacciona a las bajadas de rating mucho más que a las subidas. Esta reacción resulta atribuible a la variable "activos netos intangibles de la empresa", pues las empresas de rating tienen una mayor ventaja a la hora de su valoración.
HSUEH y LIU (1992), pág. 238	Bonos industriales y acciones ordinarias	El efecto del anuncio de rating varía de una empresa a otra y a lo largo del tiempo, según la cantidad de información disponible en el momento del anuncio.
SCHWEITZER et al. (1992), pág. 262	Deuda bancaria y acciones ordinarias	Significativo efecto de las disminuciones de rating y pequeño efecto de los incrementos.
GOH y EDERINGTON (1993), págs. 161-162	Bonos con disminuciones de rating y acciones ordinarias	Reacción del mercado ante disminuciones de rating por deterioro en las perspectivas financieras de la empresa. Ausencia de reacción cuando la disminución se debe a un incremento en el endeudamiento.
CAMINO BLASCO y CARDONE RIPORELLA (1994), pág. 63	Bonos y acciones, <i>mercado español</i>	Reacción positiva del mercado antes las subidas de rating pero no ante las bajadas.
NAYAR y ROZEFF (1994), pág. 1448	"Commercial papers" (2) y acciones ordinarias	Efectos similares a los cambios en los ratings de bonos a largo plazo: significativo para las bajadas e inexistente para las subidas.
BARRON et al. (1997), págs. 500 y 508	Bonos y acciones ordinarias, <i>mercado británico</i>	El mercado reacciona ante las bajadas de ratings para bonos a largo plazo, no ante las subidas. Ausencia de reacción para cambios en ratings a corto plazo.
GONZÁLEZ MÉNDEZ y GONZÁLEZ RODRÍGUEZ (1997)	Bonos y acciones, <i>mercado español</i>	Estudio similar al anterior pero con una muestra mucho mayor de empresas. Reacción negativa del mercado ante las bajadas de rating y pequeña reacción positiva ante las subidas.

Fuente: Elaboración propia a partir de VERONA MARTEL (1999a).

Notas: (1) Cuando no se indica nada en contra, los estudios se centran en el mercado norteamericano.

(2) Los "commercial papers" hacen referencia a emisiones de deuda a corto plazo (tipo pagarés de empresa).

Efectos sobre el mercado de acciones ordinarias del anuncio de cambios en el rating de bonos

Tabla 3.12

De nuevo no existe unanimidad respecto a las conclusiones obtenidas, si bien suele admitirse la existencia de tal efecto, especialmente en el caso de disminuciones del rating debidas al deterioro de las perspectivas financieras de la empresa³², al

³² La segunda causa de disminuciones en el rating, que corresponde al incremento en el nivel de endeudamiento de la entidad, no suele provocar reacciones en el mercado de acciones ordinarias (VERONA MARTEL, 1999a, pág. 30).

tiempo que no parecen existir diferencias entre los efectos de las modificaciones para empresas financieras y no financieras.

⑤ *Efectos sobre el mercado de capitales del anuncio de cambios en el rating de acciones preferentes.*

Por lo que respecta a los efectos en el mercado de capitales derivados de cambios en el rating de acciones preferentes, cabe comentar la existencia de un número reducido de estudios en este sentido, lo que limita la posibilidad de extraer conclusiones plenamente válidas. Teniendo en cuenta esta limitación, la Tabla 3.13 resume las principales investigaciones realizadas.

Autor	Emisiones analizadas (1)	Reacción del mercado
DAVIDSON y GLASCOCK (1985), pág. 41	Acciones preferentes y ordinarias	El mercado de acciones ordinarias prevé el cambio de rating aproximadamente 40 días antes de que se produzca el anuncio. Pequeña reacción tras el anuncio que varía según el sector de actividad (inexistencia de reacción para empresas de servicios públicos, existencia de reacción reducida para el resto).
STICKEL (1986), págs. 213-214	Acciones preferentes y ordinarias	Reacción del precio de las acciones preferentes pero no del precio de las acciones ordinarias.
WANSLEY <i>et al.</i> (1990)	Acciones preferentes	El precio de las acciones preferentes se ve afectado por el cambio en el rating, sobre todo en el caso de disminuciones del mismo.

Fuente: Elaboración propia a partir de VERONA MARTEL (1999a).

Nota: (1) Estos estudios se centran en el mercado norteamericano.

Efectos sobre el mercado de capitales del anuncio de cambios en el rating de acciones preferentes

Tabla 3.13

④ *Efectos sobre el mercado de capitales del anuncio de la colocación de un rating en la lista de vigilancia.*

La inclusión de un rating en la denominada “lista de vigilancia”, si bien no asegura el cambio futuro de la calificación (incremento o disminución), sin embargo sí puede tener efectos sobre el mercado de capitales, especialmente por lo que respecta al precio de bonos y acciones ordinarias y preferentes.

La mayor parte de los estudios empíricos en este ámbito se han centrado en el análisis del mercado norteamericano y de la lista de vigilancia proporcionada por S&P, conocida como “*CreditWatch*”, concluyendo la existencia de reacciones significativas en el caso de potenciales disminuciones del rating y apenas relevantes para los incrementos esperados (Tabla 3.14).

Autor	Emisiones analizadas (1)	Reacción del mercado
WANSLEY y CLAURETIE (1985), pág. 41	Bonos y acciones ordinarias	Reacción significativa en el caso de una disminución prevista en el rating e inexistente para los incrementos potenciales. El mercado de bonos responde de forma menos eficiente que el mercado de acciones.
HOLTHAUSEN y LEFTWICH (1986), págs. 57-79.	Bonos y acciones ordinarias	Efecto significativo sobre las acciones ordinarias, tanto en el caso de una potencial subida como de una potencial bajada. No obstante, las resoluciones de la lista proporcionan menos información que los cambios de rating no precedidos por la inclusión en ésta.
WANSLEY <i>et al.</i> (1990), págs. 265, 271 y 284	Acciones preferentes	Reacción significativa cuando el rating es colocado en la lista por razones negativas y posteriormente disminuido. Ausencia de reacción en otro caso.
HAND <i>et al.</i> (1992), pág. 752	Bonos y acciones ordinarias	El precio de las acciones y bonos se ve afectado por los anuncios de inclusión del rating en la lista de vigilancia.
WANSLEY <i>et al.</i> (1992), pág. 747	Bonos	Ausencia de reacción en el mercado de bonos en la fecha de colocación del rating en la lista de vigilancia.
BARRON <i>et al.</i> (1997), pág. 506	Bonos y acciones ordinarias, <i>mercado británico</i>	Inexistencia de reacción en el mercado de acciones.

Fuente: Elaboración propia a partir de VERONA MARTEL (1999a).

Nota: **(1)** Cuando no se indica nada en contra, los estudios se centran en el mercado norteamericano y en la lista de vigilancia "CreditWatch" de STANDARD & POOR'S.

Efectos sobre el mercado de capitales del anuncio de la colocación de un rating en la lista de vigilancia

Tabla 3.14

Como conclusión, puede afirmarse que los cambios en los ratings de bonos y acciones preferentes, así como su posicionamiento en listas de vigilancia, pueden afectar a los precios de los valores en el mercado, especialmente cuando tiene lugar una variación de carácter negativo y los mercados presentan información incompleta y asimétrica.

3.3.5. Diferencias en el rating otorgado por distintas agencias ("split ratings")

Cuando los emisores solicitan el rating para una misma emisión a más de una agencia, o bien cuando distintas agencias actúan "de oficio" respecto a la calificación de un mismo emisor, pueden producirse diferencias ("split ratings") entre las calificaciones finales obtenidas.

Estas diferencias, debidas a distintas causas, provocan una serie de reacciones en los inversores que resulta necesario considerar. Las principales investigaciones en este ámbito hacen referencia a los procesos de "split ratings" acontecidos en el mercado norteamericano, que se resumen en la Tabla 3.15.

Autor	Aspecto analizado	Reacciones ante el "split ratings"
BILLINGSLEY <i>et al.</i> (1985), pág. 65	Estimación y evaluación de la interpretación de los inversores acerca de la información contenida en el "split ratings".	El rendimiento del bono calificado por dos ratings diferente es similar al de un bono calificado con el rating inferior. No hay agencias con más influencia que otras.
LIU y MOORE (1987), págs. 83-84	Influencia del "split ratings" en el precio de los bonos en el mercado.	El mercado considera el menor rating como indicativo de la calidad del bono. No hay agencias con más influencia que otras.
PERRY <i>et al.</i> (1988), pág. 239	Efecto del "split ratings" sobre el rendimiento de bonos.	Mayor influencia cuando los ratings pertenecen a la misma categoría pero presentan distinto modificador (A+ vs. A-, Aaa vs. Aa, etc.)
HSUEH y KIDWELL (1988), pág. 52	Análisis de la información proporcionada por la presencia de dos ratings	La existencia de dos ratings (idénticos o no) añade información al mercado y reduce el coste de la emisión, pues el valor de la información adicional es superior al coste de obtención del segundo rating.
THOMPSON y VAZ (1990), págs. 466-470.	Efecto del "split ratings" sobre el rendimiento de bonos.	El rendimiento de una emisión con dos ratings idénticos resulta inferior al de una emisión similar con un solo rating. Si los ratings son diferentes, el rendimiento se aproxima al de las emisiones con el rating más bajo.
REITER y ZIEBART (1991), pág. 45	Efecto del "split ratings" sobre el rendimiento de bonos.	El rendimiento de los bonos parece consistente con el mayor de los ratings.

Fuente: Elaboración propia a partir de VERONA MARTEL (1999a).

Efectos derivados de diferencias en las calificaciones ("split ratings")

Tabla 3.15

No obstante lo anterior, las calificaciones asignadas por las agencias suelen ser bastante semejantes, lo que reduce el número de conflictos a resolver. Así, de acuerdo con BEATTIE y SEARLE (1992a), los ratings suelen coincidir en cerca del 75% de los casos, con una correlación entre S&P y Moody's próxima al 97% en el año 1990 (Tabla 3.16 y Figura 3.5); THOMPSON y VAZ (1990) encuentran semejanzas en el 85% de los casos, si bien otros autores como BEATTIE y SEARLE (1992a) reducen las coincidencias al 56% de las emisiones con múltiple calificación.

Agencia	Número de compañías analizadas	Porcentaje de ratings idénticos	Correlación entre las escalas (*)	Diferencias medias en ratings (**)
CBRS	37	38	0.83	0.78
DBRS	51	28	0.72	-0.25
Duff	524	50	0.92	0.38
Fitch Investors Ser.	295	47	0.90	0.29
IBCA	134	28	0.83	0.05
JBRI	65	11	0.67	1.75
MCM	343	26	0.90	-1.04
NIS	33	33	0.63	1.09
S&P	1398	64	0.97	0.05

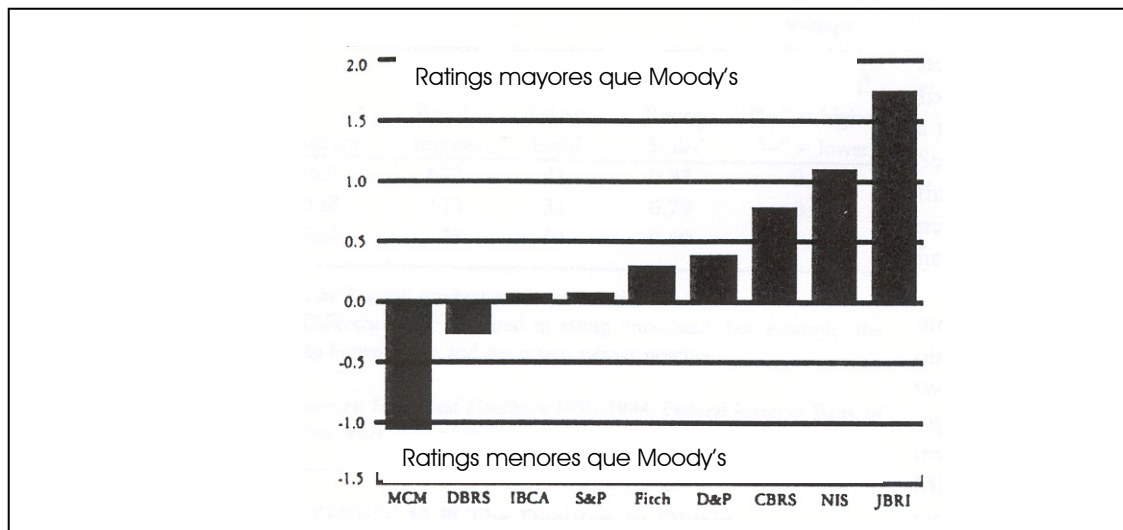
Fuente: Elaboración propia a partir de BEATTIE y SEARLE (1992a) (traducción libre).

Notas: (*) Coeficiente de correlación de Pearson

(**) Diferencias medidas a partir de las calificaciones ordinales (por ejemplo, la diferencia entre A+ y A- es 2)

Diferencias entre las calificaciones otorgadas por las principales agencias de rating norteamericanas: Comparación con Moody's (1990)

Tabla 3.16



Fuente: Adaptado de BEATTIE y SEARLE (1992a) (traducción libre).

Diferencias medias entre las calificaciones otorgadas por Moody's y las principales agencias de rating norteamericanas (1990)

Figura 3.5

Otro análisis comparativo entre las cuatro principales agencias de rating a nivel mundial (*S&P*, *Moody's*, *Fitch* y *Duff & Phelps*) puede consultarse en CANTOR y PACKER (1997), quienes analizan las calificaciones otorgadas para 363 firmas norteamericanas, obteniendo los resultados descritos en la Tabla 3.17.

	Distribución de los ratings de Duff & Phelps respecto a:		Distribución de los ratings de Fitch respecto a:	
	Moody's	Standard & Poor's	Moody's	Standard & Poor's
Porcentaje de ratings superiores	49,7	43,2	58,7	49,7
Porcentaje de ratings idénticos	39,6	44,0	35,5	43,2
Porcentaje de ratings inferiores	10,7	12,8	5,8	7,1
Diferencia media	0,60	0,46	0,74	0,56

Fuente: CANTOR y PACKER (1997), traducción libre

Distribución de calificaciones entre las principales agencias de rating

Tabla 3.17

Por lo que respecta a los factores causantes de las diferencias entre las calificaciones otorgadas por las agencias, cabe destacar el estudio de EDERINGTON (1986, pág. 46) en el que considera tres hipótesis iniciales, referidas a las agencias *Moody's* y *S&P*:

- ✓ Las agencias tienen normas de solvencia distintas para una o más categorías de rating.
- ✓ Las agencias consideran algún factor distintivo o utilizan ponderaciones diferentes para evaluar los mismos factores.
- ✓ Existen diferencias de tipo aleatorio en las opiniones de los calificadores, que constituyen el elemento subjetivo del rating.

Después de contrastar las tres hipótesis, el autor no encuentra evidencias de las dos primeras pero sí de la tercera, lo que corrobora la complejidad de los procesos de rating y su subjetividad, elemento que incentiva a los emisores a solicitar varias calificaciones para obtener una información final suficientemente contrastada. No obstante, otros autores como BEATTIE y SEARLE (1992a) sí consideran la influencia del segundo factor en las diferencias de rating, al tiempo que las propias agencias suelen admitir la confluencia de las dos últimas hipótesis.

3.3.6. Efecto de la solicitud de calificación sobre los ratings otorgados

El negocio de las agencias de calificación depende en gran medida de las tasas abonadas por las empresas que solicitan ratings. Según la SEC, cerca del 90% de los ingresos de agencias como *Moody's* y *Fitch* proceden de esta fuente, lo que ha llevado a cuestionar su independencia a la hora de otorgar calificaciones de crédito (BAKER y MANSI, 2002; POON, 2003).

Ante esta situación, diversos estudios han analizado la relación entre la solicitud o no de la calificación y el rating otorgado por las agencias. En particular, si los ratings no solicitados ("de oficio") fuesen sistemáticamente más reducidos que los ratings solicitados, las empresas con rating de oficio podrían verse obligadas a requerirlo formalmente, si consideran que la calificación pública resulta demasiado baja y perjudica a su reputación crediticia (SCHULTZ, 1991).

POON (2003) analizó los ratings otorgados por S&P respecto a 265 corporaciones de 15 países para el periodo 1998-2000, observando que las calificaciones de oficio resultaban sistemáticamente inferiores a los ratings solicitados. Una de las posibles explicaciones de este comportamiento radicaría en que los ratings de oficio se basan únicamente en información pública, por lo que las agencias son más conservadoras en su calificación, al no conocer la situación de la gestión interna de la empresa (GOLIN, 2001, pág. 535).

A partir de ratings de empresas no estadounidenses para el periodo 1996-2002, BYOUN y SHIN (2003) aislaron el efecto de los ratings solicitados y no solicitados sobre el valor de la empresa, observando que el mercado reaccionaba ante cualquier cambio en las calificaciones de oficio, mientras que sólo reaccionaba ante incrementos en las calificaciones solicitadas³³. De esta forma, los ratings públicos recogerían información más relevante sobre la empresa que los ratings solicitados.

Por su parte, FEINBERG *et al.* (2004) analizaron 203 ratings de empresas otorgados por cinco agencias diferentes para el periodo 1993-1998, de las que una emitía únicamente ratings solicitados (Duff and Phelps), otra otorgaba mayoritariamente ratings solicitados (Fitch), dos emitían ratings solicitados y de oficio (S&P y Moody's), y la última elaborada únicamente ratings no solicitados (McCarthy, Crisanti & Maffei -MCM-). Los resultados permitían observar que los ratings de Duff and Phelps (solicitados) eran superiores a los del resto de entidades, al tiempo que los descensos en las calificaciones eran menores y se producían de forma más tardía. Por el contrario, los ratings otorgados por MCM (de oficio) eran inferiores a los del resto de agencias y se actualizaban antes, lo que indicaba una mayor independencia de la agencia.

POON y FIRTH (2005) analizan los ratings otorgados por Fitch a fecha de Enero de 2002 respecto a 1.060 bancos internacionales de 82 países, así como los principales determinantes de éstos. Usando medias de 4 y 5 indicadores financieros para los tres años previos a la calificación³⁴, los autores observan que los ratings de oficio son inferiores a los solicitados, si bien las entidades con ratings públicos tienen una estructura financiera más débil que los bancos que solicitan la calificación, lo que podría explicar la decisión o no de solicitud.

3.4. Ventajas e inconvenientes de los procesos de calificación

3.4.1. Utilidad del rating

La existencia de ratings proporciona una información muy útil para todos los agentes que participan en los mercados financieros, entre los que destacan los siguientes (CHARLTON y PRESCOTT, 1993; DALLAS, 1993; VERONA MARTEL, 1999b; 2000):

³³ KLIGER y SARIG (2000) obtuvieron un resultado similar respecto a la reacción del mercado ante aumentos en ratings solicitados.

³⁴ Previamente seleccionados respecto a indicadores relativos al tamaño, rentabilidad, calidad de los activos, liquidez y adecuación del capital de las empresas.

❶ Inversores:

A medida que los mercados financieros evolucionan y se globalizan, las decisiones de inversión se vuelven cada vez más complejas. Así, en la actualidad es posible que entren en contacto prestamistas y prestatarios muy alejados geográficamente entre sí, con escasas posibilidades de enjuiciamiento de la capacidad real crediticia mutua, acudiendo a los ratings para obtener esta información.

Por otro lado, cada vez es más común la desintermediación financiera, por lo que los prestatarios suelen acudir directamente a los inversores para colocar sus títulos (utilizando las entidades financieras como meros distribuidores comisionistas del producto ofertado). Ante esta situación, el rating proporciona información razonable, actualizada y fácilmente comprensible de la capacidad crediticia de los emisores a un precio asequible, beneficiando no sólo a los pequeños inversores, que por falta de conocimientos o recursos financieros no pueden realizar su propio análisis crediticio, sino también a los grandes inversores que, a pesar de contar con un departamento propio de análisis, pueden utilizar los datos contenidos en el informe de rating como una segunda opinión³⁵.

De esta forma, el rating actúa como un “*indicador de referencia*” útil, sintético y sencillo de comprender y manejar, que plasma la capacidad real de la compañía para devolver el principal y pagar sus intereses y que ayuda a solucionar los problemas de información asimétrica que suelen existir en los mercados de capitales. Así, una compañía que desee obtener nueva financiación puede utilizar los servicios de estas agencias para dar a conocer al mercado el verdadero valor de la empresa, consciente de que las agencias de rating proporcionarán información fiable y segura, utilizando la calificación proporcionada para fijar el precio de sus emisiones (MILLON y THAKOR, 1985; CAMPBELL y HEINKEL, 1984; HSUEH y KIDWELL, 1988).

De acuerdo con DATTA *et al.* (1996), el rating de un bono representa una certificación adicional acerca de la calidad de la empresa, que al tiempo que permite al inversor reducir la incertidumbre “*ex ante*” asociada con las nuevas emisiones, permite a los emisores con elevada calificación el contacto con partícipes más prestigiosos.

En este sentido, la información elaborada por la agencia de calificación puede resultar más exacta y actualizada que la desarrollada por el propio inversor, pues el personal de la agencia mantiene una comunicación periódica con las entidades analizadas, obteniendo información actualizada y relevante por parte del propio cuadro directivo de la entidad³⁶.

Una de las utilidades más importantes de la calificación del riesgo para el inversor radica en la determinación de si el riesgo de crédito de una inversión resulta o no congruente con las propias preferencias, al tiempo que puede calcularse el rendimiento apropiado del instrumento de deuda en términos de riesgo/remuneración. Por otro lado, el rating amplía las alternativas de inversión, permitiendo

³⁵ En este sentido, mantener un departamento propio de crédito genera unos costes que no pueden ser soportados por la mayoría de los inversores, constituyendo el rating una fuente de información externa que permite mitigar este inconveniente.

³⁶ CHARLTON y PRESCOTT (1993) comentan la importancia de este hecho en aquellos casos en los que la posición financiera de la entidad pueda verse adversamente afectada por un imprevisto, pues el propio emisor entrará en contacto con la agencia de rating para comunicarle tal circunstancia y las medidas adoptadas para solventarlo, evitando la circulación de rumores infundados en los mercados financieros.

una mejor diversificación de la cartera así como la realización de comparaciones cuasi-homogéneas entre el riesgo asociado con emisores de diferentes países. Esta circunstancia resulta especialmente útil en los mercados financieros actuales, caracterizados por una amplia gama de productos ofertados, por lo que suele ser habitual la inclusión de los ratings en las políticas de inversión de los gestores de fondos, que exigen una determinada calificación mínima para poder considerar las emisiones en su cartera de inversión, especialmente por lo que respecta a las operaciones de orden internacional.

Dado que las calificaciones realizadas por las agencias se limitan a la valoración de la capacidad crediticia de una determinada entidad, constituyen un servicio dirigido fundamentalmente al inversor en renta fija (CHARLTON y PRESCOTT, 1993), resultando una guía muy sencilla para que éste pueda formular una decisión en el mercado de valores (CACHÓN BLANCO, 1994). Así, aunque también podrían proporcionar algún servicio al inversor en renta variable, no consideran cuestiones como el nivel de cotización de las acciones del emisor ni su posible evolución futura en el mercado, aspectos básicos para la toma de decisiones de inversión en renta variable. Por otro lado, tampoco se trata de recomendaciones de compra, venta o mantenimiento de los títulos, lo que limita su aplicabilidad en este ámbito.

Lógicamente, la importancia del rating depende de la credibilidad de las agencias que lo desarrollan, de forma que a medida que aumenta la credibilidad de una agencia de calificación crediticia, muchos inversores, especialmente bancos y compañías aseguradoras, se inclinan por aceptar las opiniones de la agencia sobre sus propias valoraciones internas de riesgo crediticio. Este reconocimiento externo es el que realmente proporciona una medida de la objetividad e independencia de la agencia de calificación, y la credibilidad continuada de la misma es la que le permite operar en su entorno comercial.

Como señalan CHARLTON y PRESCOTT (1993), la experiencia y profesionalidad de los analistas de la agencia a la hora de asignar las calificaciones, evitando tanto el exceso de cautela como el de euforia, resultan decisivas para su continuidad en el mercado, junto con la independencia de la misma respecto a propietarios, evitando posibles conflictos de intereses.

② Emisores:

Junto con los inversores constituyen el grupo de agentes que más se ven afectados por la existencia de calificaciones. La calificación crediticia mejora la eficiencia de los mercados de capitales, por lo que los emisores fuertes se benefician pagando un menor tipo de interés, mientras que los débiles se ven perjudicados, teniendo que ofertar un tipo de interés muy superior (EDERINGTON *et al.*, 1987; DATTA *et al.*, 1996; ZIEBART y REITER, 1992). Así, una de las principales diferencias entre los mercados calificados y no, es la existencia de un mayor diferencial de tipos en los primeros que en los segundos.

Por otro lado, la existencia de ratings genera un incremento de la afluencia de inversores al mercado, lo que resulta especialmente interesante para emisores poco conocidos que acuden por primera vez al mercado, siempre que consigan obtener una buena calificación por parte de las agencias. Además de proporcionar una mayor flexibilidad financiera a las empresas que acuden a los mercados de capitales para la

emisión de deuda, permitiéndoles controlar el proceso de endeudamiento y reduciendo el coste financiero del mismo, un rating positivo puede mejorar la imagen de estas entidades a nivel global, proporcionándoles una publicidad gratuita³⁷. Así, CRABBE y POST (1994) y DIAMOND (1989) consideran el rating de una empresa como un indicador de su reputación, por lo que los cambios en los ratings proporcionan información acerca de la evolución de la reputación de la firma.

En este sentido, los ratings facilitan la colocación de la deuda en unos mercados cada vez más internacionalizados en los que la confianza en un nombre conocido y un patrimonio neto elevado ya no resulta suficiente para evaluar el riesgo de crédito de los emisores. Al representar los ratings una opinión cualificada e independiente, se reduce la necesidad de que el intermediario tenga que convencer al inversor del potencial beneficio de su inversión, derivado de la comparación entre el binomio rentabilidad-riesgo, al tiempo que facilita el contacto con aquellos inversores institucionales cuyas normas internas exijan niveles mínimos de rating para poder considerar una inversión.

Además, los ratings ayudan a disminuir la percepción errónea de algunos inversores respecto a las emisiones de deuda, de forma que una calificación positiva constituye una manera de comunicar la fortaleza financiera de la entidad a los mercados de capitales.

Como consecuencia, WAKEMAN (1987, págs. 19-20) afirma que el coste que para una empresa puede suponer la calificación de su deuda se ve cubierto por las ventajas derivadas del rating, como menor tipo de interés, aumento del número de compradores, etc.

Por su parte, BOLTON y SCHARFSTEIN (1996, pág. 1) afirman que entre los factores que determinan la estructura de deuda óptima de una empresa se encuentra el rating, idea compartida por NAYAR y ROZEFF (1994, pág. 1431), al considerar que el efecto que el rating de la empresa ejerce respecto al precio de las acciones demuestra la importancia del proceso de calificación para la financiación empresarial.

Ahora bien, todas estas ventajas se tornan inconvenientes cuando el emisor obtiene una calificación reducida, o si el rating previamente obtenido es revisado a la baja. Por otro lado, habitualmente el rating se otorga a petición del emisor, teniendo un coste monetario asociado a cargo del mismo, además del consumo de tiempo que suponen las reuniones con las agencias de rating para los directivos de la empresa analizada.

Asimismo, la importancia del rating para el emisor depende en gran medida de la capacidad y credibilidad de las agencias de calificación y del peso específico que éstas tengan respecto a las decisiones de los inversores.

③ *Intermediarios financieros:*

Dado que los intermediarios financieros actúan como aseguradores y vendedores de títulos de renta fija, se ven también afectados por el sistema de rating, si bien en menor medida que los inversores y emisores antes referidos.

³⁷ La prensa económica recoge de forma profusa la emisión de ratings, al tiempo que las propias publicaciones periódicas de las grandes agencias de calificación (S&P y Moody's, fundamentalmente) informan también de los ratings otorgados.

Las calificaciones pueden facilitar la venta de instrumentos de deuda, al reducir la necesidad de convencer al inversor ante emisiones que presenten un buen nivel de rating, si bien lógicamente el efecto es el contrario ante calificaciones reducidas. Por otro lado, puesto que son numerosos los inversores institucionales cuyas normas internas exigen calificaciones mínimas, si la deuda está calificada el mercado potencial del intermediario se incrementa (DALLAS, 1993).

Otra ventaja importante para los intermediarios hace referencia al hecho de que la calificación puede suministrar una base objetiva para el establecimiento del rendimiento de un título de renta fija respecto al esquema riesgo/remuneración, esto es, evita que los intermediarios puedan verse forzados por sus clientes al lanzamiento de una emisión con los precios más favorables, que no tienen por qué estar directamente relacionados con la calidad real del emisor. Las agencias de rating contribuyen a que las condiciones de la emisión se fijen debidamente, sin deterioro excesivo para la imagen del intermediario.

Por otro lado, el sistema de calificaciones contribuye a reducir la responsabilidad de los intermediarios respecto a la evaluación de los riesgos de crédito presentes en el mercado, pues el propio rating señala al inversor el riesgo subyacente a la emisión.

④ Autoridades reguladoras:

Las entidades reguladoras pueden ser los bancos centrales, el Ministerio de Economía y/o los organismos específicos de control de los mercados financieros, fundamentalmente la Comisión Nacional del Mercado de Valores y la Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones, en el caso español.

Su objetivo es conseguir un funcionamiento eficiente de los mercados, de forma que un mecanismo eficaz de calificación puede contribuir a aumentar la transparencia y la eficiencia del mercado al establecer una base racional para los precios de los productos financieros. De esta forma, al aceptar calificaciones el mercado impone una cierta autorregulación, retirando del mercado los casos de solvencia más débil y reforzando a las empresas más fuertes.

Teniendo en cuenta esta interesante ventaja, las autoridades reguladoras de diferentes países han dictado normas relacionadas con el rating, bien referentes a la necesidad de calificación de las emisiones de determinados activos financieros o bien relativas a la exigencia de que determinadas instituciones financieras únicamente puedan adquirir activos calificados con determinados niveles de rating. Cabe comentar que las primeras regulaciones en la materia únicamente distinguían entre valores “de inversión”, calificados como BBB o superior, y valores “especulativos”, calificados como BB o inferior, exigiendo que en el caso de compra de estos últimos se destinase un capital adicional a la cobertura de su riesgo asociado. Ahora bien, aunque la distinción entre valores de inversión y especulativos continua siendo de gran importancia, se han incrementado mucho las regulaciones relativas a requerimientos mínimos de capital, riesgo de quiebra y prohibiciones de inversión³⁸.

³⁸ Así, ya la primera regulación de 1936 en EE.UU. prohibía a los bancos comprar emisiones de carácter especulativo (véase la Tabla 3.39).

Si los reguladores utilizan los ratings para la emisión de normas, resulta necesario controlar la calidad de las agencias cuyas calificaciones se empleen como base para tales reglas. Así, en la actualidad la *Securities and Exchange Comisión* (SEC) norteamericana otorga la consideración de "*Nationally Recognized Statistical Rating Organizations*" (NRSROs) a un número limitado de agencias (5 en el año 2006)³⁹, mientras que los restantes reguladores suelen apoyarse en las designaciones realizadas por la SEC. No obstante, los procesos y condiciones establecidos para la designación de agencias como NRSROs no resultan muy explícitos, por lo que algunos analistas apuntan la necesidad de redefinir exactamente lo que este concepto supone, habiéndose realizado distintos estudios en este sentido por parte de la SEC⁴⁰.

Si una agencia de rating solicita a la SEC la declaración como NRSRO, ésta lleva a cabo una investigación acerca de su historia, propiedad, empleados, recursos financieros, políticas y procedimientos internos, siendo el principal test empleado:

"el reconocimiento por la mayoría de los usuarios de ratings en los Estados Unidos como un emisor de ratings creíbles y confiables". SEC (1994), traducción libre.

La existencia de una pluralidad de agencias susceptibles de consideración ha llevado a los reguladores al establecimiento de mecanismos para resolver posibles discrepancias entre las calificaciones otorgadas por éstas. Para ello, resulta habitual aceptar el primer o segundo rating más elevado, si bien los reguladores del *sector asegurador* utilizan análisis independientes para resolver los conflictos⁴¹, basados en otorgar a cada agencia una categoría entre seis, indicativa de su importancia.

Con carácter general, las razones por las que los reguladores utilizan los ratings pueden clasificarse en tres grandes categorías (VERONA MARTEL, 2000; DALE y THOMAS, 1991):

- *Prudencia*, para restringir o prohibir a determinadas instituciones la compra de emisiones de alto riesgo, generalmente BB o inferior; ejemplo: reguladores de Inglaterra.
- *Protección*, imponiendo niveles mínimos de ratings que deben cumplir las emisiones al objeto de proteger a los inversores; ejemplo: reguladores de Australia.
- *Eficiencia de los mercados financieros*, incrementando la información de éstos acerca de los niveles de riesgo de las emisiones; ejemplo: reguladores de Francia, Suiza, y mercado de eurobonos.

Finalmente, el empleo de calificaciones contribuye a obtener un beneficio global para toda la economía nacional, tal como indica DALLAS (1993):

³⁹ Las agencias reconocidas como NRSROs en 2006 eran: (1) Moody's Investors Service, Inc.; (2) Fitch Ratings, Inc.; (3) Standard & Poor's; (4) Dominion Bond Rating Service Limited ("DBRS"); y (5) A.M. Best Company Ratings, Inc. Desde 1975 la SEC ha reconocido otras cuatro agencias adicionales que posteriormente fueron absorbidas o adquiridas por otras NRSROs: (1) Duff and Phelps, Inc.; (2) McCarthy, Crisanti & Maffei, Inc.; (3) IBCA Limited y su subsidiaria, IBCA, Inc.; y (4) Thomson BankWatch, Inc.

⁴⁰ Más información en este ámbito puede consultarse en: <http://www.sec.gov/divisions/marketreg/ratingagency.htm>

⁴¹ Como comentan CANTOR y PACKER (1995), ambas opciones presentan ventajas e inconvenientes, pues mientras la primera resulta ciertamente arbitraria e inflacionista, la segunda supone incurrir en costes adicionales.

“Un mercado de capitales eficiente puede, a su vez, generar economías en la formación de capital, un potencial de atracción de mayores entradas de capital de inversores extranjeros y, en último término, una mayor integración del país en los mercados financieros internacionales. Las calificaciones, por sí solas, no bastan para lograr esos objetivos de largo alcance, pero un sistema de calificaciones sólido puede contribuir a esos fines”.

A pesar de las ventajas previas, el proceso de rating presenta también inconvenientes. El principal de ellos es su limitada validez en el tiempo, que influye en la variable *credibilidad* de los mismos, que se analiza a continuación.

3.4.2. Credibilidad del rating

Una de las principales críticas soportadas por las agencias de rating hace referencia al escaso control que habitualmente se realiza respecto a la calidad e independencia de las calificaciones otorgadas. En este sentido, suelen ser habituales las sospechas acerca de la mayor sensibilidad de las agencias respecto a los emisores que solicitan (y pagan) el rating⁴², así como el cierto relajamiento de las mismas una vez que han sido reconocidas por las entidades reguladoras de los países en los que operan. Por otro lado, el reducido número de agencias de calificación (en muchos países únicamente operan dos entidades) puede reducir la propia disciplina que un mercado competitivo podría ejercer.

Para conocer la validez y credibilidad real de las calificaciones otorgadas por las agencias debe analizarse el grado de acierto en la predicción del incumplimiento de las obligaciones derivadas de la deuda calificada, por lo que hace referencia al pago de intereses y la devolución del principal, esto es, debería existir una correlación negativa entre las mejores calificaciones y la probabilidad de incumplimiento de las mismas.

No obstante, a la hora de analizar el signo de tal relación se plantea la dificultad de establecer un valor estándar común respecto a diversos países, pues generalmente el porcentaje de pequeñas empresas en el tejido empresarial de un país influye de forma fundamental en la tasa global de fracaso. De esta forma, autores como BARDOS (1998) demuestran que en países como Austria, Alemania y Alemania, donde el entorno legal en ocasiones contribuye al reconocimiento de la quiebra, las pequeñas empresas presentan un mayor riesgo de fracaso que las empresas más grandes. Por el contrario, en aquellas normativas que toman en consideración la proporción de activos de dudoso cobro presentes en el balance de la entidad (como en el caso español), el efecto del tamaño tiende a diluirse. Por otro lado, pueden existir diferencias sectoriales respecto al riesgo de incumplimiento de las calificaciones (LÓPEZ PASCUAL, 1997a; 1997b; 1997c), así como respecto a títulos públicos y privados (ALTMAN y SUGGIT, 1997; 2000).

Asimismo, con independencia del tamaño de la firma, la eficacia del proceso de rating depende de dos criterios básicos (CSBB, 2000, pag. 76):

- ✓ *Estabilidad*: Toda calificación debería mantenerse estable durante el periodo de tiempo al que haga referencia; así, si un rating es válido para el horizonte

⁴² No obstante, hechos como la disminución del rating de S&P a su propietarios McGraw-Hill en 1971 han reforzado la imagen de integridad e independencia de las agencias.

temporal de un año, apenas debería ser objeto de modificaciones en ese tiempo.

- ✓ *Sensibilidad*: Toda calificación debería responder a los cambios que se produzcan en la situación de la empresa analizada; de esta forma, los ratings más elevados deberían ser reducidos con la suficiente antelación para permitir a los usuarios tomar decisiones relevantes al respecto. La sensibilidad de las calificaciones se estudia a través del análisis de sus matrices de transición a lo largo del tiempo, tal como se ha analizado en el apartado 3.3.4.

De esta forma, los ratings deben proporcionar un ranking razonable de los riesgos de crédito relativos, al tiempo que tendrían que proporcionar una guía respecto al riesgo absoluto de crédito, esto es, los niveles de rating correspondientes a las distintas categorías deberían presentar una relación clara y estable con la probabilidad de incumplimiento a lo largo del tiempo (CANTOR y PACKER, 1995). Para determinar esta relación conviene distinguir entre las emisiones con grado de inversión y aquellas de tipo especulativo, al objeto de comparar los incumplimientos vinculados a cada una.

Como se ha comentado, la mayoría de las agencias dividen la escala general de clasificaciones en ambos tramos, correspondiendo la escala de inversión a las emisiones calificadas en el tramo AAA a BBB- (o equivalente), y la escala especulativa a las inversiones calificadas desde BB+ hasta D. Se considera que los valores de inversión poseen características positivas que permiten esperar que los pagos de intereses y principal se realicen puntualmente en tiempo y forma, representando AAA una calidad “máxima” y BBB- una calidad “adecuada” (DALLAS, 1993). Para las emisiones calificadas en la escala especulativa (BB+ a D) se considera que existen vulnerabilidades que sugieren una posibilidad real de incumplimiento.

Los estudios empíricos que han analizado la relación entre la calificación o rating de una emisión y el incumplimiento de las obligaciones vinculadas a la misma son muy numerosos, si bien la mayoría se refieren al mercado norteamericano y a los ratings otorgados por las agencias más conocidas: *S&P* y *Moody's*. Los análisis realizados han llevado a establecer tres criterios diferentes respecto a la determinación del horizonte de tiempo sujeto a estudio:

- 1.- Fijación de una fecha común de inicio n para todas las empresas, clasificadas respecto a su rating. La tasa de incumplimiento se calcula para cada grupo y año sucesivo ($n+1$, $n+2$, etc.), comparándose los resultados anuales para cada grupo.
- 2.- Se establece como fecha de inicio del análisis la fecha específica de asignación del rating para cada empresa o n_k . De esta forma, para la entidad k -ésima se establece un horizonte temporal propio (n_k+1 , n_k+2 , etc.), calculándose la tasa de incumplimiento para cada año y comparándose la misma con los periodos equivalentes de las distintas empresas. Esta opción tiene la ventaja de que favorece la asociación entre el rating de la entidad y sus estados financieros, facilitando el estudio de la relevancia de la información contable externa para el proceso de rating.

- 3.- Se toma como fecha de inicio la fecha de incumplimiento para cada empresa, realizándose un estudio “hacia atrás” para la estimación de la relación entre dicho fracaso y el rating previamente otorgado a la entidad; también se incluyen en el estudio empresas sin incumplimientos al objeto de estimar la tasa real de fallido.

Si bien cualquiera de estas propuestas podría ser utilizada para la evaluación de la credibilidad del sistema de rating, las dos últimas son las más habituales.

A continuación se recogen algunos de los estudios empíricos más significativos en este ámbito, clasificados en función de los ítems analizados:

➤ *Tasas relativas de incumplimiento*

- HICKMAN (1958): Analiza los bonos con incumplimientos de pago en el periodo 1900-1943, encontrando una relación inversa entre los impagos y el rating que poseían.

- ALTMAN y NAMMACHER (1985): Estudian incumplimientos para las décadas de los años 70 y 80 del siglo XX, concluyendo que es más frecuente el impago en los bonos calificados como BBB o inferiores.

- STANDARD & POOR'S (1991): Análisis del periodo comprendido entre enero 1981-diciembre 1990, que demuestra la elevada correlación existente entre el rating otorgado a una emisión y el riesgo de impago para la misma, cercano al 20% en el caso de títulos especulativos e inferior al 8% para el grado de inversión. Resultados similares se obtienen por STANDARD & POOR'S (1993a; 1994).

- MOODY'S (1993; 1994b): Análisis de la relación entre la probabilidad de incumplimiento para los bonos calificados en las diversas categorías entre los años 1970-1992 y 1970-1993, concluyendo que los inversores calificados en el grado de inversión presentan un menor riesgo real que los incluidos en la escala especulativa, siendo próximos al 0% para el tramo AAA-A, entre el 1,8 y el 8,3% para el tramo Baa-Ba y superiores al 20% para los calificados como B o inferiores. Estos resultados son confirmados por un estudio posterior respecto a las calificaciones otorgadas por S&P entre 1981 y 1993 (BRAND *et al.*, 1994).

- ALTMAN y SUGGIT (1997; 2000): Análisis de la tasa de incumplimiento relacionada con empréstitos bancarios sindicados en los EE.UU.⁴³. La muestra analizada considera 4.069 ratings de 2.184 emisores diferentes, por un importe total de 2.400 millones de dólares, para el periodo 1991-1996, incluyendo tanto empréstitos bancarios sindicados como bonos corrientes de corporaciones, que son comparados entre sí. Los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 3.18.

De acuerdo con el estudio realizado por ALTMAN y SUGGIT (1997), parecen existir pocas diferencias entre las tasas de incumplimiento de los empréstitos bancarios sindicados y los bonos corporativos, siendo ligeramente superiores para los primeros. Este estudio fue posteriormente complementado con el realizado por GROSSMAN *et al.* (1997), quienes analizan los incumplimientos experimentados por 60 empréstitos bancarios sindicados para el periodo 1991-1997, encontrando que el valor recuperado

⁴³ Se dice que un préstamo o empréstito es “sindicado” cuando ha sido otorgado por varias entidades crediticias.

de los mismos (82% de media) resultaba claramente superior al obtenido para la deuda “senior” garantizada (42%) y deuda subordinada (39%).

Rating	Incumplimientos a 1 año (%)		Incumplimientos a 5 años (%)	
	<i>Empréstitos bancarios</i>	<i>Bonos de corporaciones</i>	<i>Empréstitos bancarios</i>	<i>Bonos de corporaciones</i>
Aaa	0,00	0,00	0,00	0,00
Aa	0,00	0,00	0,00	0,00
A	0,00	0,00	0,12	0,05
Baa	0,04	0,00	0,04	0,54
Ba	0,17	0,00	7,10	4,42
B	2,30	0,81	9,97	9,24
Caa	15,24	2,65	31,77	29,51

Fuente: Adaptado de ALTMAN y SUGGIT (1997) y (111), traducción libre

Tasas de incumplimiento de empréstitos bancarios vs. bonos corporativos

Tabla 3.18

- BRAND y BAHAR (1999) y KEENAN (1999): Estudios realizados para las dos principales agencias de rating en los que se analizan los impagos observados respecto a 7.300 obligaciones calificadas por S&P entre 1981 y 1998 (BRAND y BAHAR, 1999) y respecto a 15.200 emisiones y 2.200 emisores calificados por Moody's entre 1920 y 1998. En ambos casos la metodología es similar, centrándose el análisis en los emisores y considerando como incumplimiento el impago (BRAND y BAHAR, 1999) y retraso en el pago del principal o intereses de la deuda (KEENAN, 1999). Los resultados obtenidos por ambos estudios se resumen en la Tabla 3.19:

Rating		Incumplimientos a 1 año (%)		Incumplimientos a 5 años (%)	
AAA	Aaa	0,00	0,00	0,15	0,22
AA+	Aa1	0,00	0,00	0,27	0,25
AA	Aa2	0,00	0,00	0,11	0,50
AA-	Aa3	0,00	0,07	0,40	0,45
A+	A1	0,03	0,00	0,48	0,75
A	A2	0,04	0,00	0,32	0,66
A-	A3	0,07	0,00	0,82	0,45
BBB+	Baa1	0,20	0,04	1,15	1,45
BBB	Baa2	0,19	0,08	1,36	1,29
BBB-	Baa3	0,30	0,31	3,21	2,79
BB+	Ba1	0,62	0,64	5,79	8,45
BB	Ba2	0,78	0,59	6,88	9,66
BB-	Ba3	1,19	2,55	12,23	20,76
B+	B1	2,42	3,56	16,18	25,56
B	B2	7,93	6,85	24,66	28,52
B-	B3	9,84	12,41	29,16	37,49
CCC	Caa1-C	20,39	18,31	41,29	38,30
Grado de inversión		0,08	0,04	0,71	0,82
Grado especulativo		3,83	3,67	16,08	20,26

Fuente: BRAND y BAHAR (1999) y KEENAN (1999)

Nota: Los datos de BRAND y BAHAR (1994) hacen referencia al periodo 1981-1998, y los de KEENAN (1999) al periodo 1983-1998.

Tasas de incumplimiento de obligaciones respecto a ratings (1 y 5 años)

Tabla 3.19

A la vista de la tabla anterior puede observarse la existencia de correlación inversa entre la calificación otorgada y la probabilidad de incumplimiento. De esta forma, un menor rating presenta una mayor probabilidad de impago, al tiempo que los ratings inferiores se muestran más inestables, confirmando estudios previos como el realizado por ALTMAN (1989). Por otro lado, las tasas de incumplimiento parecen exhibir un comportamiento consistente con el ciclo económico (LÖFFLER, 2001), de forma que condiciones adversas de negocio coinciden con incrementos en las tasas de incumplimiento para todas las categorías (BRAND y BAHAR, 1999; CANTOR y FONS, 1999).

- CAREY y HRYCAY (2001): Análisis de la proporción de emisores con incumplimientos en cada categoría de rating, llevando a cabo una revisión y contraste de otros trabajos anteriores. La investigación desarrollada es muy completa, con análisis de sesgos, estabilidad, evolución temporal y estacionalidad⁴⁴ para cada tipo de rating, considerándose además técnicas de simulación. Los datos analizados hacen referencia a calificaciones proporcionadas para corporaciones no financieras por la agencia Moody's, periodo 1970-1998, utilizándose los resultados obtenidos para diseñar métodos internos de rating para entidades bancarias. Los autores emplean modelos estadísticos de predicción de riesgo basados en análisis descriptivos y en modelos logit (Tabla 3.20), contrastando los resultados obtenidos con los derivados de estudios previos de similares características⁴⁵.

Variable independiente (1)	Periodo de estimación					
	1970-1987 (3)		1988-1993 (3)		1970-1993	
	Coeficiente	Valor p	Coeficiente	Valor p	Coeficiente	Valor p
Beneficio / gastos por intereses (2)	-0.4766	0.0001	-0.4232	0.0001	-0.4517	0.0001
Pasivo exigible total / pasivo total	5.1667	0.0001	4.2779	0.0001	4.8246	0.0001
Activo circulante / pasivo circulante	-0.0086	0.0969	-0.0010	0.2243	-0.0016	0.01190
Activo total (<i>logaritmo neperiano</i>)	-0.0661	0.5105	-0.2088	0.0397	-0.1313	0.0641

Fuente: CAREY y HRYCAY (2001), anexo.

Notas: (1) La variable independiente toma el valor 1 cuando se ha producido un incumplimiento en al menos un año del periodo analizado y 0 en caso contrario.

(2) Beneficio antes de intereses, impuestos, amortizaciones y depreciaciones de activos a largo plazo.

(3) Los porcentajes de error tipo I y II fueron los siguientes: para el periodo 1970-1987 (muestra de estimación): 0,62% y 31,88% (respectivamente); para el periodo 1988-1993 (muestra de test): 1,61% y 39,44% (respectivamente).

Modelo logit para la estimación de incumplimientos de empresas calificadas

Tabla 3.20

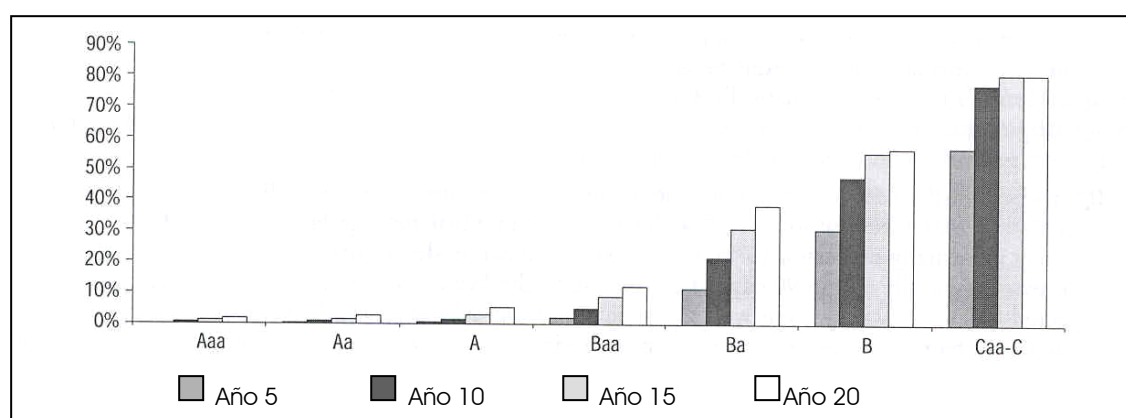
Como puede observarse, los autores utilizan ratios financieros para estimar la probabilidad de incumplimiento, siendo el signo de los mismos coherente con el

⁴⁴ Los autores encuentran evidencias de estacionalidad respecto al ciclo económico, especialmente relacionada con las categorías A, Baa y Ba (ratings de Moody's).

⁴⁵ Véase, por ejemplo, ALTMAN y SAUNDERS (1998); DELIANIS y GESKE (1998); DELIANIS y GESKE (1998); FALKENSTEIN (2000); y SOBEHART *et al.* (2000).

análisis económico (a mayor beneficio, capital circulante y tamaño de la empresa *menor* probabilidad de incumplimiento, a mayor exigibilidad del pasivo *mayor* probabilidad de incumplimiento). Este tipo de ratios se utiliza también en los modelos de estimación de calificaciones, lo que incrementa la confianza respecto a la utilidad de la información contable en este tipo de análisis.

- MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002): De forma más reciente, la agencia Moody's ha publicado un estudio acerca de la relación entre la calidad de las distintas categorías de rating y las tasas relativas de incumplimiento para el periodo 1970-2001, observando una relación inversa, especialmente por lo que respecta a la escala especulativa. Asimismo, destaca la inespecificidad de las calificaciones respecto a periodos de tiempo, esto es, la relación obtenida entre las distintas tasas (por categorías de rating) se mantiene prácticamente constante a lo largo del tiempo (Figura 3.6).



Fuente: MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002, pág. 8).

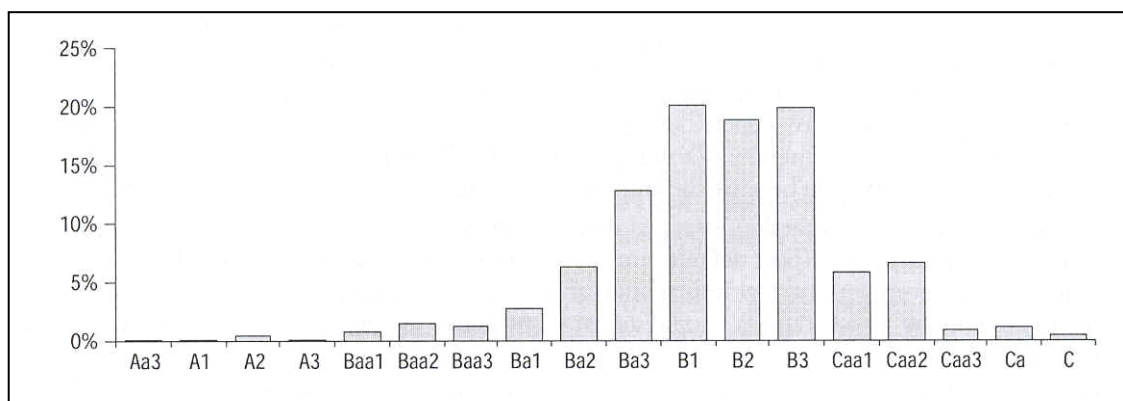
Relación entre las calificaciones y la probabilidad de incumplimiento a lo largo del tiempo

Figura 3.6

Por otro lado, se analiza la distribución de las calificaciones un año antes de producirse el incumplimiento, respecto al periodo 1983-2001, observándose que la "mediana" corresponde a la calificación B2 y que el 90% de las insolvencias están vinculadas a ratings iguales o inferiores a Ba3 (Figura 3.7).

De acuerdo con los resultados anteriores y con otros múltiples estudios en la materia⁴⁶, existen evidencias empíricas suficientes para concluir que los emisores calificados dentro del grado de inversión presentan una mayor calidad crediticia y, por consiguiente, un menor riesgo de incumplimiento que los emisores calificados dentro de la escala especulativa, esto es, existe una elevada correlación entre el rating otorgado y la probabilidad real de incumplimiento.

⁴⁶ Véase, por ejemplo, IOSCO (1998).



Fuente: MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002 pág. 9).

Distribución de las calificaciones un año antes del fracaso (1983-2001)

Figura 3.7

➤ Estacionalidad del incumplimiento

- ALTMAN (1989): Análisis de la varianza de los rendimientos de las acciones de diversas compañías estadounidenses para el periodo 1973-1987, tomando como unidad de análisis las emisiones de bonos. El autor observa una relación inversa entre la categoría de rating y su varianza (indicativa del riesgo de mercado), tal como se recoge en la Tabla 3.21⁴⁷.

Por otro lado, ALTMAN (1989) encuentra evidencia de estacionalidad respecto a la tasa de incumplimiento, tal que la probabilidad marginal de fracaso se incrementa rápidamente en los tres primeros años de vida de la emisión, estabilizándose posteriormente, efecto contrastado asimismo en estudios posteriores (CAOQUETTE *et al.*, 1998; KEENAN, 1999).

Rating	Puntos base de variación
AAA	43
AA	73
A	99
BBB	166
BB	299
B	404
CCC	724

Fuente: ALTMAN (1989).

Relación entre ratings y rendimientos

Tabla 3.21

- CANTOR y PACKER (1995): Este autor argumenta la no intencionalidad de las agencias de rating de mantener la misma probabilidad de incumplimiento para

⁴⁷ No obstante, esta relación es prácticamente inexistente para el mercado francés según ARTUS *et al.*, (1993).

cada una de sus categorías a lo largo del tiempo sino que, por el contrario, existen variaciones debidas a causas externas, como el ciclo económico⁴⁸.

No obstante, aún cuando la presencia de variaciones cíclicas resulta inevitable, los riesgos asociados a largo plazo sí deberían exhibir una cierta estabilidad, que por otro lado se presume por parte de legisladores y reguladores a la hora de dictar diferentes normas afectadas por los ratings. Ahora bien, distintos análisis respecto a la tasa de incumplimiento asociada a las calificaciones a lo largo del tiempo muestran que la misma varía sustancialmente; así, por ejemplo, en el caso del rating B de Moody's, el riesgo asociado de incumplimiento pasó del 11,1% en 1971 al 34,3% en 1989, esto es, en 18 años se triplicó.

➤ *Homogeneidad en las tasas de incumplimiento por categorías*

- CAOINETTE *et al.* (1998) y KEALNOFER *et al.* (1998): Estos autores analizan el grado de homogeneidad existente entre las distintas categorías de rating, encontrando evidencia de la existencia de un importante componente de heterogeneidad, tal que para algunos ratings la probabilidad media de incumplimiento llega a ser el doble que la mediana. Este comportamiento suele achacarse a la dificultad para establecer los límites entre las diversas categorías y a la ausencia de actualizaciones adecuadas para los títulos calificados.

➤ *Pérdida esperada en caso de incumplimiento*

- VAN DE CASTLE y KEISMAN (1999): Análisis de la pérdida real asociada con el incumplimiento, considerando una muestra de 829 instrumentos de deuda calificados por S&P (periodo 1987-1998) y Moody's (periodo 1982-1996) respecto a 219 incumplimientos. Los autores calculan el valor actual neto del bono obtenido por los inversores (porcentaje respecto a su precio de adquisición), descontado de acuerdo con la fecha en que se cobró el último cupón. Los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 3.22.

Tipo de deuda	Standard & Poor's		Moody's	
	Valor actual recuperado (%)	Desviación estándar	Valor actual recuperado (%)	Desviación estándar
Empréstito bancario	84,5	24,9	70,26	21,33
Deuda prioritaria ("senior") garantizada	65,7	28,4	55,15	24,31
Deuda prioritaria ("senior") no garantizada	49,3	35,8	51,31	26,30
Deuda prioritaria ("senior") subordinada	36,8	31,0	39,05	24,39
Deuda subordinada	26,1	30,3	31,66	20,58
Deuda secundaria ("junior") garantizada	13,6	24,4	20,39	15,36

Fuente: Adaptado de VAN DE CASTLE y KEISMAN (1999) y CSBB (2000), traducción libre.

Nota: El valor actual recuperado está expresado como porcentaje respecto al precio de adquisición.

Estudio empírico sobre valores actuales recuperados en caso de incumplimiento

Tabla 3.22

⁴⁸ Así lo confirma, entre otros, el análisis desarrollado por BANGIA *et al.* (2000).

De acuerdo con la tabla anterior, las emisiones de naturaleza bancaria son las que presentan un mayor porcentaje de retorno, al tiempo que la deuda “senior”⁴⁹ permite una recuperación del capital invertido muy superior a la deuda “junior”, sobre todo si la primera se encuentra garantizada.

Finalmente, por lo que respecta a la limitada validez de los ratings asignados, cabe comentar la presencia de servicios específicos que, como el *Rating Outlook* de S&P, evalúan la posible dirección que puede tomar a medio y largo plazo la calificación de la deuda de un emisor determinado, considerando tanto condiciones económicas globales como las específicas del sector. Ahora bien, dicha previsión no tiene por qué ser un paso previo para una modificación de la calificación o para incluir la misma en una lista de vigilancia o “*credit watch*”.

3.4.3. Costes derivados del proceso de calificación

Originariamente las agencias de rating proporcionaban calificaciones públicas de emisiones y emisores de forma gratuita, financiándose exclusivamente a través de la venta de publicaciones y material especializado. No obstante, tales publicaciones eran copiadas rápidamente una vez publicadas, por lo que a medida que se incrementó la demanda de calificaciones (por otra parte, cada vez más complejas) se comprobó que estos recursos resultaban insuficientes para cubrir los gastos de las agencias, iniciándose el cobro de comisiones por parte de las mismas. A su vez, estos ingresos se utilizaron para expandir los productos y servicios de las entidades, incrementando sus ventajas competitivas frente a analistas privados y otras instituciones de carácter financiero (CANTOR y PACKER, 1995).

Las agencias *Fitch Investors Service* y *Moody's* fueron las primeras en cobrar comisiones respecto a la calificación de emisiones para el mercado de bonos norteamericano en 1970, si bien S&P adoptó esta práctica tan sólo unos años después⁵⁰; así, en la actualidad se estima que aproximadamente cuatro quintas partes de los ingresos de las principales agencias proceden de comisiones cobradas a los emisores (EDERINGTON, 1986).

Las comisiones por rating varían según el tamaño y tipo de emisión, si bien en el caso de una emisión nueva de bonos a largo plazo suelen situarse entre el 2-3% del principal por cada año de calificación; no obstante, las tasas suelen ser bastante flexibles respecto a clientes habituales de la entidad.

Podría pensarse que el hecho de cobrar comisiones por calificación podría motivar a las agencias a otorgar ratings inflados para satisfacer a sus clientes. Sin embargo, la necesidad de mantener un elevado prestigio en el mercado, clave para la supervivencia y expansión de la agencia, limita este riesgo (STEIN, 1992). Por otro lado, si bien podría suponerse la existencia de sanciones legales significativas en el caso de ratings fraudulentos, lo cierto es que aún no se han materializado leyes específicas para

⁴⁹ Por otro lado, CAOUILLE *et al.* (1998) comprueban en su estudio que la deuda tipo “senior” apenas presenta diferencias respecto al porcentaje recuperado para las emisiones de grado de inversión y grado especulativo.

⁵⁰ Para ser más precisos, S&P comenzó a cargar comisiones a los emisores de bonos municipales ya en 1968.

sancionar este tipo de comportamientos, por lo que la propia sanción del mercado continua siendo la única aplicable hasta la actualidad⁵¹.

Tales comisiones por calificación no son necesariamente negativas para los emisores, pues el pago de la tarifa puede entenderse como una “inversión” y no como un gasto corriente, ya que una buena calificación permite reducir el tipo de interés de la entidad, al tiempo que, si el rating ha sido solicitado por la entidad emisora, ésta puede prohibir su publicación (REDONDO, 1992).

3.5. Evolución del proceso de rating

El proceso de calificación de deuda por parte de las agencias de rating ha experimentado un crecimiento continuado desde su origen a finales del siglo XIX – inicios del siglo XX. El desarrollo de los mercados de capitales, con la aparición de una gran diversidad de oferentes poco conocidos para los inversores, así como las insolvencias acontecidas respecto a empresas de reconocido prestigio, han incrementado la necesidad de contar con calificaciones externas que permitan evaluar “a priori” el riesgo asociado con cada emisión.

A continuación se analizan de forma resumida los principales hitos en la aparición y desarrollo de las agencias de rating, así como en el empleo de las calificaciones por ellas proporcionadas respecto a los mercados de capitales a nivel mundial.

3.5.1. El desarrollo de las agencias de rating

3.5.1.1. Aspectos generales y características más significativas

Las agencias de rating son las encargadas de elaborar las calificaciones crediticias de las diversas emisiones y emisores, definiéndose como sigue (MAROTO ACÍN, 1993):

“Entidades independientes que tienen por objeto la calificación de la calidad de las emisiones y la solvencia de los emisores de determinado activo financiero para afrontar el pago de los rendimientos periódicos del mismo y la eventual amortización de su principal.”

De acuerdo con esta definición, las características principales de las agencias de rating son las siguientes:

- ✓ Independencia respecto a presiones de los distintos agentes del mercado.
- ✓ Especialización en estudios relacionados con la determinación de la calidad crediticia de emisiones y emisores de títulos negociables.

Las agencias de rating surgieron en EE.UU. en la última mitad del siglo XIX, consecuencia de la gran expansión geográfica y económica del país que aceleró el desarrollo de sus mercados de renta fija y variable, lo que incrementó la necesidad de los inversores de conocer la auténtica situación financiera de numerosas compañías,

⁵¹ CANTOR y PACKER (1995) comentan el caso de las conocidas quiebras de las empresas norteamericanas Washington Public Power Supply en 1983 y Executive Life en 1991, que contaban con ratings favorables; los pleitos establecidos por los inversores contra las agencias de calificación fueron abandonados antes de dictarse un veredicto definitivo.

especialmente ferroviarias, que se financiaban fundamentalmente a través de emisiones de bonos.

De esta forma, al concluir el siglo XIX la práctica de realizar informes crediticios destinados a informar a los inversores acerca del riesgo real de insolvencia había dado lugar al proceso de calificación crediticia. Basta saber que tres agencias constituidas en aquella época (*Poor's Publishing Company* y *Standard Statistics Company*, fundadas en torno a 1860⁵² y *Moody's Investors Service Inc.* establecida en 1900) continúan siendo en la actualidad las mayores del mundo.

Las agencias de rating tuvieron como precursoras a las denominadas "agencias de crédito mercantil" ("*mercantile credit agencies*"), cuyo objeto social era el análisis de la capacidad de pago de las sociedades mercantiles respecto a sus obligaciones financieras. La primera agencia mercantil fue establecida en Nueva York en el año 1841 por Louis Tappan, tras la crisis financiera acontecida en 1837, siendo adquirida posteriormente por Robert Dun, que publicó la primera guía de ratings en 1859 (CANTOR y PACKER, 1995). John Bradstreet formó en 1849 una agencia similar, publicando a su vez un libro de ratings en 1857. Finalmente en 1933 ambas agencias se fusionaron dando lugar a la *Dun and Bradstreet*, que en 1962 adquirió a la agencia *Moody's*.

La expansión del negocio de la calificación de deuda se inició en 1909 cuando John Moody comenzó a calificar compañías ferroviarias estadounidenses, para extender el rating un año después a bonos de empresas industriales y de servicios públicos. Otras empresas realizaron sus primeros ratings poco después: *Poor's Publishing Company* en 1916, *Standard Statistics Company* en 1922 (posteriormente fusionadas en la agencia *Standard & Poor's*), *Fitch Publishing Company* en 1924, etc.

A partir de los años 20, la entrada de compañías fuertes en el negocio de los ratings ha sido muy escasa, destacando la aparición de la *Chicago-based Duff & Phelps* que, si bien llevaba calificando compañías de servicios públicos desde 1932, no alcanzó popularidad hasta 1982.

Otra agencia significativa, la *McCarthy, Crisanti y Maffei*, fue fundada en 1975 y adquirida por la *Xerox Financial Services* antes de integrarse en la *Duff & Phelps* en 1991. Cabe comentar que las cuatro agencias anteriores compiten a su vez con compañías de rating especializadas, como la *Thompson Financial Bankwatch* y la *IBCA Limited*⁵³ para ratings de instituciones financieras y, particularmente, la agencia *A.M. Best* para el sector de aseguradoras.

A medida que los mercados de capitales se han desarrollado a nivel internacional, se ha incrementado también el uso de ratings en los mercados financieros de las economías más desarrolladas, así como de varios mercados emergentes (DALE y THOMAS, 1991). De esta forma, a finales de 1999 se consideraba la existencia de entre 130 y 150 agencias de rating en el mundo, con una gran disparidad de características tanto por lo que respecta al tamaño de las mismas como al número de activos calificados y grado de internacionalización.

⁵² Como ya se ha indicado, en 1941 se fusionaron la *Poor's Publishing Company* y la *Standard Statistics Company*, dando lugar a la actual *Standard & Poor's*.

⁵³ Integrada en la actualidad en la agencia *Fitch*₍₂₎.

No obstante lo anterior, en los últimos años se han desarrollado diversos procesos de fusión entre las agencias más fuertes a nivel mundial, destacando el que tuvo lugar en 1997 entre la agencia *Fitch Investors Service* y la europea *IBCA Limited*, así como la adquisición por parte del grupo de la *Duff & Phelps* en el año 2000, dando lugar a una nueva agencia denominada *Fitch Ratings* o *Fitch₍₂₎* (si bien se sigue manteniendo la agencia *Duff & Phelps* como filial del grupo), que como se ha comentado, en diciembre de 2000 adquirió también a la agencias *Thompson's Financial Bankwatch*. Por otro lado, son numerosas las agencias subsidiarias de compañías más grandes, de forma que la matriz se encuentra asociada con negocios de calificación o de servicios financieros diversos (por ejemplo, la agencia *Italrating DCR*) o bien, a pesar de no poseer el control de la entidad, existe una agencia de rating que domina al atomizado accionariado de otra (por ejemplo, la agencia *RAM*, controlada por *Fitch₍₂₎*).

3.5.1.2. Clasificación de las agencias de rating

Por lo que respecta a la clasificación de las diversas agencias de rating, suele ser habitual el empleo de alguno de los siguientes criterios:

- *Estrategia de mercado*: Se distingue entre agencias que operan a nivel global (generalmente de origen norteamericano) y agencias que presentan estrategias de nicho, bien sea a nivel sectorial o geográfico, destacando entre estas últimas las calificadoras suecas.
- *Extensión del rating*: Se diferencia entre aquellas entidades que proporcionan ratings de un número limitado de empresas y aquellas que califican a la totalidad de las compañías del mercado analizado, generalmente a través de la utilización de modelos estadísticos; de nuevo entre estas últimas destacan las agencias nórdicas (principalmente suecas y noruegas) que, centrándose en sus mercados nacionales, emplean datos financieros objetivos para alcanzar un grado de cobertura del 100% respecto a los sectores objeto de estudio (CSBB, 2000, pág. 15).
- *Área de rating*: A este respecto, suele ser habitual clasificar las agencias de rating en tres grupos diferenciados: (1) agencias *nacionales*, que tratan de conseguir la cobertura total de su mercado nacional de calificaciones; (2) agencias *regionales*, que restringen el ámbito de sus análisis a diversas regiones de carácter supra-nacional (zona mediterránea, Asia-pacífico, Europa central y oriental, etc.); y (3) agencias *globales*, sin limitaciones geográficas respecto al ámbito de estudio.
- *Prácticas de mercado*: Las agencias de rating pueden clasificarse atendiendo al tipo de tasas que cobran para financiar sus actividades. Así, cabe distinguir entre *tasas de elaboración de ratings*, cobradas a los emisores interesados en que una determinada agencia califique su emisión, y *tasas de acceso* a bases de datos privadas (generalmente históricas) e informes de calificación emitidos por las agencias, cobradas a todo el público interesado en acceder a dicha información. Mientras que en el último caso el importe de la tasa suele ser de algunas decenas de dólares por cada informe, en el primer caso la tarifa varía dependiendo de la agencia y del sector de actividad al que pertenezca el emisor.
- *Solicitud del rating*: Puede diferenciarse entre agencias que únicamente llevan a cabo calificaciones por encargo, y entidades que también elaboran ratings “de oficio”,

si bien en este último caso sólo suele estar disponible la información pública de carácter económico-financiero emitida por la entidad analizada. Por otro lado, en el caso de ratings elaborados “*motu proprio*”, la entidad calificada no suele tener la posibilidad de reclamar acerca de la categoría finalmente asignada, sino que, por el contrario, en la mayoría de los casos ni siquiera recibe notificación respecto a la elaboración de tal calificación por parte de la agencia; así, cabe destacar el caso sueco, donde la notificación realizada a las entidades calificadas acerca de ratings no solicitados depende de la naturaleza de la entidad, de modo que si la empresa no tiene forma societaria siempre se procede a la notificación, mientras que en el caso de sociedades anónimas y limitadas únicamente se lleva a cabo la comunicación cuando el informe elaborado por la agencia incluye información relativa a los propietarios, trabajadores o equipo directivo de la firma (CSBB, 2000).

Al objeto de comprender mejor el desarrollo de las principales agencias de rating a nivel mundial, a continuación se resumen las entidades más significativas respecto a los países del G10⁵⁴, considerando los años 1995 y 2001. (Tablas 3.23 y 3.24).

Publicac. primer rating	Nombre de la agencia	País de origen	Año de- signación por la SEC	Plantilla	Propiedad	Principales áreas de rating
1909	Moody's Investors Service ("Moody's")	EE.UU.	1975	674	Dun and Bradstreet	Todas
1922	Fitch Investors Service ("Fitch")	EE.UU.	1975	>200	Independiente	Todas
1923	Standard & Poor's Corporation (S&P)	EE.UU.	1975	>700	McGraw-Hill	Todas
1972	Canadian Bond Rating ("CBRS")	Canadá	--	26	Independiente	Todas (Canadá)
1974	Thompson Financial Bankwatch ("Thom")	EE.UU.	1991	40	Fitch Ratings	Instituciones financieras
1975	Japanese Bond Rating Institute ("JBRI")	Japón	--	91	Japan Economic Journal (Nikkei)	Todas (Japón)
1977	Dominion Bond Rating Services ("DBRS")	Canadá	--	20	Independiente	Todas (Canadá)
1978	IBCA, Ltd. ("IBCA")	Reino Unido	1990	50	Independiente	Instituciones financieras
1980	Duff & Phelps Credit Rating Co. ("Duff")	EE.UU.	1982	160	Fitch Ratings	Todas
1985	Japanese Credit Rating Agency ("JCRA")	Japón	--	61	Instituciones financieras	Todas (Japón)
1985	Nippon Investor Service Inc. ("NIS")	Japón	--	70	Instituciones financieras	Todas (Japón)
1975	McCarthy, Crisanti and Maffei ("MCM")	EE.UU.	1983	-- Cerrada	Fitch Ratings	Todas (EE.UU.)

Fuente: Adaptado y actualizado a partir de CANTOR y PACKER (1995).

Principales agencias de rating respecto al G10 (1995)

Tabla 3.23

⁵⁴ No obstante, en la Tabla 3.24 también se consideran 2 agencias externas al G10, al tiempo que se incluyen referencias más amplias respecto al entorno geográfico de operación de las entidades, tipo de calificación (global/regional), prácticas de mercado y activos financieros calificados. El G10 o “Grupo de los 10” está formado por los 10 países más industrializados del mundo: Alemania, Bélgica, Canadá, EE.UU., Francia, Italia, Japón, Países Bajos, Reino Unido y Suecia.

Año de constitución (forma actual)	Nombre de la agencia	Oficinas centrales	Plantilla aproximada	Ratings asignados	Propiedad	Estrategia de mercado / Ámbito geográfico	Tipo de calificaciones	Tipos de tasas	Emisión de ratings no solicitados	Ratings públicos	Reconocimiento por parte de supervisores
1899	A. M. Best Co.	EE.UU.	> 400	5.400	Independ.	Global / 65 países	Deuda y acciones preferentes de compañías aseguradoras	--	--	Sí	No
1972	Bonhairs Kreditfakta I Norden AB	Suecia	20	780.000 (todas)	The Bonnier Group	Regional (Suecia)	Compañías públicas y privadas	Acceso	Sí	Sólo por suscripción	No
1976	Canadian Bond Rating Service	Canadá	35	> 500 emisores públicos y privados	Privada	Regional (Canadá)	Bonos y deuda a corto plazo	--	--	Sí	Sí
1933	Credit Safe AB	Suecia	21	690.000 de 770.000 (en Suecia)	Compañía nueva	Regional (Suecia)	Compañías públicas y privadas	Acceso	Sí	Sólo por suscripción	No
1999	Dominion Bond Rating Service	Canadá	30	> 500 emisores privados y gubernam.	Privada	Regional (Canadá)	Bonos y deuda a corto plazo	--	--	Sí	Sí
2000	Fitch	EE.UU.	1.200	1.600 bancos, 1.000 empresas, 700 aseguradoras, 17.000 bonos municipales.	FIMALAC (Francia)	Global / 75 países (40 oficinas)	Deuda y acciones preferentes de compañías, estados soberanos, gobiernos, financiación estructurada	--	Sí (no para Duff & Phelps)	Sí	Sí
1933	Dun & Bradstreet	EE.UU.	11.000	53 millones	Independ.	Global / 230 países	Fuerza financiera de empresas, riesgo de crédito, capacidad de pago	Acceso	Sí	No	No
1999	Euro Ratings AG	Alemania	7 analistas	--	Accionistas Independ.	Regional / (Alemania y Austria)	Empresas de tamaño medio	--	--	Sí	No
1982	Instantia Creditlysystem AB International	Suecia	5	Todas las empresas de la base Kreditfakta (780.000)	Privado (Familia Koster)	Regional / Suecia	Compañías públicas y privadas	Acceso	Sí	Sólo por suscripción	No
1996	Itarating DCR SpA	Italia	--	53	Un banco de inversión italiano (50%) y Duff & Phelps (15%)	Regional / Italia	Bonos (corporaciones, gobiernos locales, entidades financieras), compañías aseguradoras, financiación estructurada	Emisor	No	En algunos casos	Sí
1985	Japan Credit Rating Agency, Ltd (JCR)	Japón	74	600	Inversores Institucionales	Global	Bonos (corporaciones, estados soberanos), papel comercial	Elabor.	Sí	Sí	Sí
1985	Japan Rating and Investment Information, Inc (R&I)	Japón	140	1.100	Periodico Nikkei	Global / 35 países	Bonos (corporaciones, estados soberanos), papel comercial	--	--	Sí	Sí
1989	KMV Corporation	EE.UU.	--	25.000	Independ.	Global	Riesgo de crédito de bancos comerciales e industriales y compañías aseguradoras	Acceso	Sí	Sólo por suscripción	No

Principales agencias de rating respecto al G10 (2001)
Tabla 3.24 (I)

1984	Lace Financial Corp.	EE.UU.	--	4.000 entidades financieras, 35 aseguradoras, 1.600 empresas, 4.000 emisiones	--	Global	Empresas aseguradoras, bancos comerciales, grupos bancarios, uniones de crédito, etc.	Acceso	No	Sólo por suscripción	No
1975	Mitani & Co	Japón	--	4.000 emisiones, 1.600 empresas	Independ.	Regional / Japón	Emisiones de corporaciones industriales, instituciones financieras y de servicios públicos. Garantías bancarias.	Acceso	No	Sí	Sí
1962	Moody's Investors Service	EE.UU.	1.500	> 9.000	Dun & Bradstreet	Global / 70 países	Bonos (corporaciones, estados soberanos, instituciones financieras, financiación estructurada, empresas de servicio público, etc), depósitos bancarios, papel comercial	Elabor.	Sí	Sí	Sí
1999	R@S Rating Services AG	Alemania	8 analistas	--	Independ.	Regional / Alemania	Mediantes y pequeñas empresas	Elabor.	No	Sí	Sí
1941	Standard & Poor's	EE.UU.	1.000 analistas	> 6.000 emisores corporativos (1997)	McGraw-Hill	Global / > 70 países (22 oficinas)	Bonos (corporaciones, instituciones financieras, financiación estructurada, aseguradoras, fondos de inversión, finanzas públicas, estados soberanos)	Elabor.	Sí	Sí	Sí
--	SVEFO Sverige AB	Suecia	30	Todas las empresas de la base KreditFakta (780.000)	Privada (Lennart Agren)	Regional / Suecia	Compañías públicas y privadas	Elabor.	Sí	Sólo por suscripción	No
1990	Rating Agency Malaysia Bred (RAM)	Malasia	--	--	Entidades financieras asiáticas y Fitch	--	Corporaciones, instituciones financieras	Elabor.	--	Sí	--
1982	Capital Intelligence	Chipre	11 analistas	> 400 bancos	Independ.	Regional / 37 países	Bancos	Elabor.	Sí	Sólo por suscripción	--

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2000), págs. 14-32.

Notas: -- indica la inexistencia de datos respecto al ítem analizado.

Una información más detallada acerca de las principales características de cada agencia puede consultarse en (CSBB (2000), págs. 28-32.

Principales agencias de rating respecto al G10 (2001) Tabla 3.24 (y II)

A la vista de las tablas anteriores puede observarse que la estructura de propiedad de las agencias de calificación no suele presentar conflictos de intereses, pues la mayoría de ellas o bien son propiedad de instituciones no financieras o bien actúan de forma independiente⁵⁵.

Por otro lado, a medida que se han desarrollado los mercados de capitales se ha incrementado el ámbito del rating, de forma que las agencias más fuertes no sólo califican las emisiones de bonos a corto y largo plazo, sino que consideran otros muchos instrumentos de deuda: bonos municipales, opciones preferentes, deuda con garantía hipotecaria, certificados de depósito, colocaciones privadas, etc. Más recientemente se han aplicado los ratings a otros tipos de riesgo, como los relacionados con productos derivados, con la capacidad de atender a los pagos por parte de entidades aseguradoras, la volatilidad de precios de fondos, etc. (CANTOR y PACKER, 1995).

El incremento de la demanda de calificaciones ha generado una gran expansión de las agencias de rating norteamericanas fuera de sus propias fronteras nacionales; así, por ejemplo, *Moody's* ha abierto oficinas en ciudades como Tokio, Londres, París, Sydney, Frankfurt o Madrid, calificando las emisiones de más de 1.200 entidades no estadounidenses. *S&P*, por su parte, ha establecido oficinas en Tokio, Londres, París, Melbourne, Toronto, Frankfurt, Estocolmo y México D.F. al tiempo que ha establecido filiales o adquirido agencias en países como Suecia, Australia, España o México. Por otro lado, *Duff & Phelps* ha constituido empresas tipo "joint-venture" en varios países de América Latina. La Tabla 3.25 recoge las principales relaciones de dominio entre las agencias de rating más significativas y agencias más pequeñas de países no- (datos para 1993).

Finalmente, la Tabla 3.26 resume la importancia relativa de los distintos mercados de actuación de las principales agencias de rating a nivel mundial (datos para el año 2000).

⁵⁵ *Moody's* es una subsidiaria de la empresa Dun and Bradstreet, que domina la calificación de créditos comerciales, *S&P* es propiedad del grupo editorial McGraw-Hill y *Fitch Investors Service* fue adquirida en 1989 por inversores independientes. Por otro lado, en EE.UU. las instituciones federales velan por evitar estos conflictos de intereses, destacando el intento fallido de adquisición de la *Duff & Phelps* por parte del *Security Pacific Bank* en 1984, al prohibir la Reserva Federal la emisión de ratings públicos por la primera en caso de una potencial adquisición, al existir un evidente conflicto de intereses (EDERINGTON y YAWITZ, 1987).

Nombre	Compañía	País	Ori- gen	Propietario	Servicios										
					1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
PCA	Calificadora de Riesgo P.C.A., S.A.	Argentina	1992	Fitch ₍₂₎ , CCAA & Inversores	N	S	S	S	N	S	S	S	S	S	S
AR PTY	Australian Rating PTY Limited	Australia	1980	S & P	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	N
AMMA	Aninat, Méndez, Merino y Asdos. Clasificadora de Riesgo Limitada	Chile	1988	Privado	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	N
CCCA	Clasificadores Asociados y Cia. Ltada	Chile	1988	Privado	N	S	S	S	N	S	S	S	S	S	S
ECONSULT	Clasificadora de Riesgo Econsult Clasificadora de Riesgo Limitado	Chile	1988	Privado	N	S	S	S	N	S	S	S	S	S	N
FELLER	Feller Schleyer Rating Clasificadora de Riesgo Limitada	Chile	1988	Privado	N	S	S	S	N	S	S	S	S	S	N
HUMPHREYS	Clasificadora de Riesgo Humphreys Limitada	Chile	1988	Privado	N	S	S	S	N	S	S	S	N	S	N
RATE	Rate Clasificad. de Riesgo Ltada.	Chile	1988	Privado	N	S	S	S	N	S	S	S	S	S	N
CI	Capital Intelligence Limited	Chipre	1982	Privado	N	S	N	N	S	S	S	N	S	N	N
FITCH	Fitch Ratings España, S.A.	España	1992	Fitch ₍₂₎	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	S
S&P ESPAÑA	S&P España, S.A.	España	1992	S&P, Entidades Públicas&Inversores	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	S
CIB	Credit Information Bureau, Inc.	Filipinas	1982	Entidades financ.	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	N
CIS	Capital Information Services Ltd	Hong-Kong	N/D	Privado	S	S	N	S	S	N	S	N	S	N	N
CRISIL	The Credit Rating Information Services of India Limited	India	1988	Entidades financ.	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	N
KIS	Korean Investors Service Inc.	Corea Sur	1985	Entidades financ.	N	S	S	S	N	S	S	N	N	S	N
NORDISK	Nordisk Rating AB	Noruega	N/D	S&P	N	N	S	S	N	S	S	N	S	S	N
MISA	Moody's Investors Service, S.A.	España	1992	Moody's	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	S
KMCC	Korea Management & Credit Rating Corporation	Corea Sur	1983	Entidades finac.	N	S	S	S	N	S	S	N	S	S	N
NICE	National Information and Credit Evaluation Inc.	Corea Sur	1986	Entidades financ.	N	S	S	S	N	S	S	N	N	S	N
CAVAL	Calificadora Valores S.A. de C.V.	México	1989	Privado	N	S	S	S	N	S	S	S	S	S	S
CPR	Companhia Portuguesa de Rating Sociedade Anónima	Portugal	1988	Entidades financ.	N	N	S	S	N	S	S	N	S	S	S

Fuente: Adaptado y actualizado a partir de CHARLTON y PRESCOTT (1993).

- Notas:
1. Oficinas en el extranjero.
 2. Calificación de entidades emisoras de deuda
 3. Calificación de emisiones de deuda.
 4. Calificación de entidades domésticas
 5. Calificación de entidades no domésticas
 6. Calificación a corto plazo.
 7. Calificación a largo plazo.
 8. Calificación de empresas aseguradoras.
 9. Calificación de entidades financieras.
 10. Calificación de entidades no financieras
 11. Calificación de riesgo país (soberano)
- N/D: No disponible

Principales agencias de rating no-G10

Tabla 3.25

Número de entidades	Dun & Bradstreet	Fitch ₍₂₎ (1)	Moody's	S&P	Total
Bancos					
Estados Unidos	120	170	668	320	757
Europa, Oriente Medio y África	73	308	596	338	862
Asia	3	35	248	60	274
América Latina	52	38	148	45	175
TOTAL	248	551	1660	763	2068
Corporaciones industriales					
Estados Unidos	434	245	2645	2224	3297
Europa, Oriente Medio y África	138	92	362	370	520
Asia	8	3	286	94	318
América Latina	85	11	109	164	215
TOTAL	665	351	3402	2852	4350

Fuente: Adaptado de CSBB (2000), págs. 33-34

Mercados geográficos de las principales agencias de rating

Tabla 3.26 (I)

	Dun & Bradstreet	Fitch ₍₂₎ (1)	Moody's	S&P	Total
Estados soberanos					
Estados Unidos	1	1	1	1	1
Europa, Oriente Medio y África	21	38	65	46	--
Asia	11	8	18	17	--
América Latina	11	5	23	17	--
TOTAL	44	52	107	81	--
Sub-soberanos					
Estados Unidos	109	--	--	--	--
Europa, Oriente Medio y África	8	36	76	75	86
Asia	0	0	1	1	0
América Latina	10	2	10	10	7
TOTAL	127	--	--	--	--
Compañías aseguradoras					
Estados Unidos	427	0	495	2091	2061
Europa, Oriente Medio y África	14	10	92	476	476
Asia	0	0	17	43	43
América Latina	4	0	0	20	20
TOTAL	445	10	604	2630	2630
Financiación estructurada					
Estados Unidos	458	922	1149	1524	2100
Europa, Oriente Medio y África	101	60	312	318	500
Asia	2	15	91	150	200
América Latina	15	2	16	22	37
TOTAL	575	999	1568	2014	2937

Fuente: Adaptado de CSBB (2000), págs. 33-34.

Notas: (1) Los datos son previos a la fusión de Fitch₍₂₎ y Thompson Financial Bankwatch.

Mercados geográficos de las principales agencias de rating

Tabla 3.26 (y II)

Asimismo, en los mercados menos desarrollados actúan agencias locales independientes que otorgan los ratings (Tabla 3.27). En este punto, existen algunas dudas sobre la capacidad de estas agencias a la hora de realizar las calificaciones, ante el riesgo de que sus metodologías sean menos rigurosas y otorguen ratings más altos.

PAÍS	NOMBRE	ACTIVOS CALIFICADOS
Argentina	Value Calificadora de Riesgo, S.A.	Bonos, valores, bonos de titulización y depósitos bancarios
Chile	Feller Rate – Clasificadora de Riesgo, LTDA	Bonos, acciones, depósitos
India	Credit Analysis & Research Ltd. (CARE)	Bonos y depósitos a plazo
India	The Credit Rating Information Services of India Ltd. (CRISIL)	Bonos, pagarés de empresa y obligaciones estructuradas
Israel	MAALOT – The Israel Securities Rating Ltd.	Bonos
Corea	Korea Management Consulting & Credit Rating Corporation	Bonos y pagarés de empresa
Corea	National Information & Credit Evaluation, Inc.	Bonos y pagarés de empresa
Corea	Korea Investors Service Co.	Bonos y pagarés de empresa
Pakistán	DCR – VIS Credit Rating Company Limited	Bonos y acciones
Filipinas	Credit Information Bureau, Inc.	Bonos y pagarés de empresa
Portugal	Compañía Portuguesa de Rating S.A.	Bonos y pagarés de empresa
Sudáfrica	CA - Ratings	Bonos
Tailandia	Thai Rating & Information Service Company Ltd.	Bonos

Fuente: Adaptado de SAMANIEGO MEDINA y MARTÍN MARÍN (2005), págs. 8-10.

Principales agencias locales de rating

Tabla 3.27

Por lo que respecta al reconocimiento de las agencias de rating a nivel mundial, cabe comentar la inexistencia de un procedimiento establecido al respecto, diferenciándose dos tipos destacados: reconocimiento *de mercado* y reconocimiento *oficial* (CHARLTON y PRESCOTT, 1993).

El reconocimiento *de mercado* se consigue únicamente cuando un número significativo de inversores se fían de la opinión de la agencia, por lo que resulta difícil de alcanzar a corto plazo. No obstante, este reconocimiento resulta vital para la generación de ingresos por rating, lo que constituye una fuerte barrera de acceso al mercado para las entidades de nueva creación. Así, los inversores no aceptarán la opinión de una agencia si previamente no han tenido ocasión de evaluar su comportamiento a lo largo de las diferentes etapas del ciclo económico. También resulta de gran importancia conseguir un elevado grado de independencia respecto a las presiones externas, así como un comportamiento ético intachable para lograr que el mercado tenga la seguridad de que los datos confidenciales aportados para el análisis de rating se utilizan únicamente de forma privativa sin filtrarse al exterior.

El reconocimiento oficial es importante en aquellos países donde las autoridades exigen la calificación de las emisiones de deuda, destacando los casos de Francia, Chile y Malasia. Un análisis detallado de este aspecto se realiza en el apartado 3.5.2.

3.5.1.3. Las agencias de calificación en el mercado español

El mercado español de calificaciones apenas tuvo desarrollo hasta la década de los años 80 del siglo XX, caracterizada por un fuerte crecimiento de la Economía nacional debido al ingreso efectivo de España en la Comunidad Europea (1986) y al incremento de la inversión extranjera, que reclamaba una mayor información sobre las principales empresas y entidades financieras del país, así como la mayor liberalización de los mercados de capitales.

Desde entonces, el gran volumen del mercado de deuda español (el cuarto por tamaño entre los que integran la Unión Europea) ha llevado a diversas agencias a efectuar calificaciones respecto a las emisiones realizadas en el mismo. Actualmente, existen tres grandes agencias de calificación establecidas en España: *Fitch⁽²⁾ Ratings España*, *Standard & Poor's España* (inicialmente denominado *Iberating*, cuyo accionista principal es S&P) y *Moody's Investors Service España* (CHARLTON y PRESCOTT, 1993).

Fitch Ratings España

La agencia Fitch Ratings España surge en 2000 a partir de la agencia Fitch-IBCA España, constituida en 1997 como consecuencia de la fusión de las agencias Fitch e IBCA. Su antecesora directa es la agencia IBCA Rating España, constituida en enero de 1992 con el objeto social de la calificación de obligaciones de empresas españolas (mercado nacional e internacional). El principal accionista de la agencia era IBCA Limited, mientras que el resto de accionistas minoritarios únicamente participaban como parte interesada en el desarrollo de un mercado español de calificaciones, sin ejercer acciones gerenciales.

Al objeto de conseguir el reconocimiento de las calificaciones entre los inversores institucionales, IBCA España contaba con un consejo promotor formado por representantes de los usuarios, distribuidores y organizadores del mercado de emisiones de renta fija, además de los accionistas minoritarios, las sociedades rectoras de bolsas de valores, etc. Su función principal era promover el desarrollo del mercado financiero nacional, así como fomentar el uso de los ratings en la toma de decisiones de riesgo.

Con la aparición de Fitch Ratings España se ha reforzado la estructura económico-financiera de la agencia, manteniéndose el objeto social de la entidad e incrementándose los esfuerzos respecto al desarrollo de los mercados de capitales.

Standard & Poor's España

La agencia S&P España se constituyó inicialmente con el nombre de Iberating en julio de 1992 como filial de S&P en España, siendo esta empresa su principal accionista aún en la actualidad. Esta dependencia de S&P ha llevado a que las calificaciones de grandes compañías españolas respecto a los mercados de capitales se hagan desde las sedes de S&P en el extranjero, a partir de los informes elaborados por los agentes presentes en el mercado nacional. Finalmente cabe destacar el hecho de que sus calificaciones utilizan una escala ligeramente diferente de la empleada por las agencias de calificación internacionales.

Moody's Investors Service España

Esta agencia se constituyó en noviembre de 1992 como subsidiaria de Moody's Investors Service y, si bien inicialmente operaba desde el extranjero, presenta ya una sucursal en Madrid. Respecto a esta entidad cabe destacar fundamentalmente el acuerdo alcanzado en marzo de 2001 por la agencia de calificación Moody's (a través de su división Moody's Risk Management Services), Oliver, Wyman & Company (consultora estratégica dedicada al sector de servicios financieros) y Equifax Ibérica (compañía líder en el desarrollo del comercio global mediante la gestión de información y el proceso de transacciones) al objeto de desarrollar modelos de evaluación de riesgo de crédito a través de los cuales otorgar calificación crediticia (rating) a empresas españolas y que, en palabras de la propia agencia:

“(...) contribuirá a una mejor medición y gestión del riesgo de todo el sector crediticio español y jugará un papel clave en el desarrollo y evolución de sus mercados financieros”.

3.5.2. Aplicación de las calificaciones en los mercados de capitales

El empleo de calificaciones en los mercados de capitales varía de forma considerable de un país u otro, reflejando las diferencias de tamaño y desarrollo de los mismos, así como la posible existencia de regulaciones nacionales que exijan un determinado rating mínimo para algunos tipos específicos de inversiones⁵⁶.

⁵⁶ Un análisis detallado del empleo del rating por parte de las principales normativas reguladoras de la gestión de riesgos financieros puede consultarse en el Capítulo 1.

A continuación se analiza la incidencia de las calificaciones crediticias en los mercados de capitales, tanto desde una perspectiva internacional como respecto a los mercados nacionales más significativos.

3.5.2.1. Aplicación en los mercados internacionales de capitales

3.5.2.1.1. Incidencia de los Acuerdos de Capitales de Basilea

Los mercados internacionales de capitales se encuentran regulados a nivel internacional a través de los sucesivos acuerdos de Basilea I (CSBB, 1988) y Basilea II (2004).

En este último documento, se contempla la posibilidad de que las entidades utilicen los ratings para la gestión del riesgo de crédito de sus posiciones, mediante dos enfoques básicos:

- ✓ El Enfoque Estandarizado (*"Standardised Approach"*), similar a las recomendaciones del Acuerdo de 1988, basado en la división de las distintas exposiciones al riesgo de crédito en categorías supervisadas, establecidas a partir de las características observables de tales exposiciones (por ejemplo, si la exposición se deriva de un préstamo corporativo, de una hipoteca residencia, etc).

Este enfoque establece ponderaciones fijas de riesgo de crédito para cada categoría, haciendo uso de medidas externas de riesgo como las desarrolladas por las agencias IECD de exportación o los ratings publicados por agencias privadas de calificación crediticia.

- ✓ El Enfoque basado en calificaciones internas o IRB (*"Internal rating-based approach"*), que difiere sustancialmente de la propuesta anterior, al considerar que los ratings internos calculados por los propios bancos pueden servir como información inicial para el cálculo de los requisitos mínimos de capital.

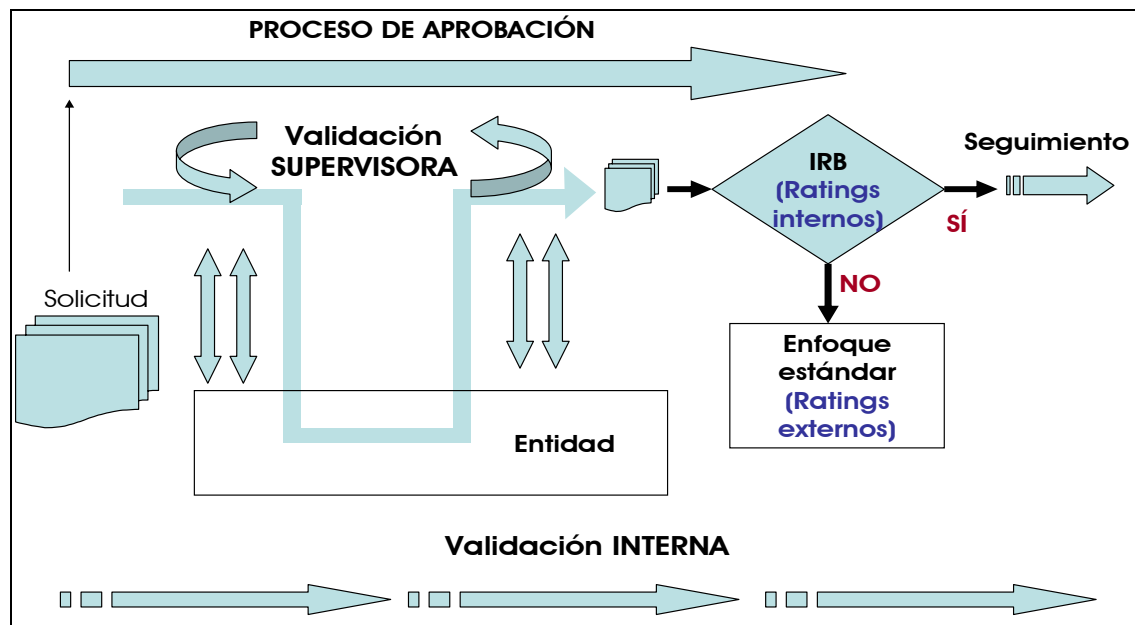
En particular, el desarrollo de modelos internos de ratings puede y debe apoyarse en los determinantes de los ratings externos de las entidades, al objeto de garantizar la solidez y eficacia de los modelos obtenidos.

De esta forma, el Nuevo Acuerdo de Basilea ha estimulado enormemente el empleo de ratings, externos e internos, por parte de las entidades financieras, que precisan utilizarlos para la gestión de riesgo de crédito asociado a sus posiciones en instrumentos financieros negociados y créditos respecto a clientes particulares y empresas.

Si bien las condiciones específicas de cada enfoque (básico e IRB) se desarrollan en el Capítulo 1, cabe analizar aquí un nuevo documento aparecido en el año 2005 que, bajo el título de *"Studies on the Validation of Internal Rating Systems"* (CSBB, 2005b), estudia en detalle los procesos de validación de los sistemas internos de rating.

Asimismo, el uso de ratings internos y su asociación a calificaciones externas resulta particularmente interesante respecto a las denominadas carteras de bajo incumplimiento, para las que se ha formulado un documento específico, bajo la denominación *"Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework"* (CSBB, 2005c).

A continuación se comentan ambas problemáticas (validación de los sistemas internos de rating y particularidades de las carteras de bajo incumplimiento), dado que inciden de forma significativa en el uso de los distintos tipos de calificaciones crediticias por parte de las instituciones financieras (Figura 3.8).



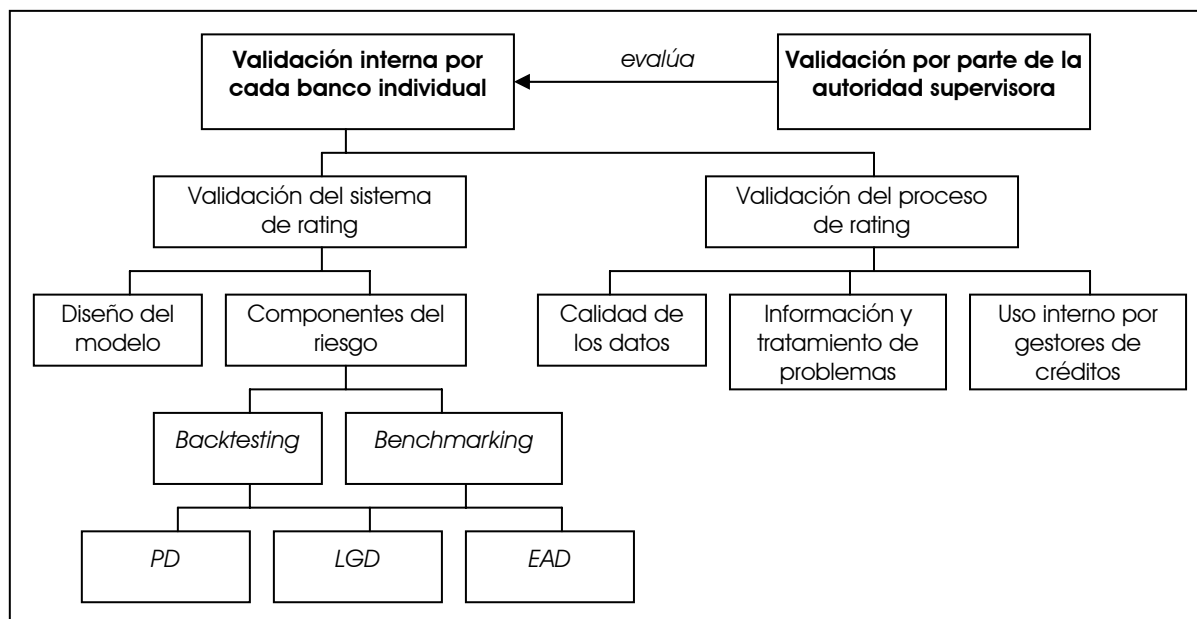
Fuente: Adaptado de MORAL TURIEL (2005), pág. 26.

Incidencia de los sistemas de validación en el uso de ratings Figura 3.8

3.5.2.1.1.1. Efectos de los procesos de validación de los sistemas internos de rating

La Figura 3.9 resume el modelo general de validación propuesto para la aceptación de los modelos internos de rating desarrollados por las entidades financieras a nivel internacional.

Como puede observarse, los procesos de validación afectan tanto a los bancos individuales, que los utilizan para asegurarse de que los ratings generados por sus sistemas internos resultan válidos para la gestión del riesgo de crédito, como a las autoridades supervisoras, que evalúan si los sistemas desarrollados se adaptan o no a las normas vigentes.



Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2005b), pág. 8.

Componentes del sistema de validación de ratings

Figura 3.9

El proceso de validación tiene dos componentes fundamentales: (1) la validación del sistema interno de rating y de los componentes del riesgo (PD, LGD y EAD, principalmente); y (2) la validación del proceso de rating, que se centra en la implementación de la metodología propiamente dicha.

La validación del *sistema interno de rating* puede descomponerse en dos módulos diferenciados:

- ✓ La evaluación del diseño del sistema interno de rating (“diseño del modelo”), que podría incluir aspectos como la revisión cualitativa del modelo estadístico construido, la relevancia de los datos utilizados por el banco, la selección de los factores de riesgo, etc.
- ✓ La valoración de las estimaciones realizadas respecto a los componentes del riesgo (PD, LGD y EAD), que podrían realizarse bien mediante pruebas de “backtesting” (empleo de métodos estadísticos para el testeo de las estimaciones obtenidas para los tres componentes del riesgo) o bien mediante modelos de “benchmarking” (comparación de las estimaciones realizadas entre bancos o respecto a referentes externos como agencias de rating). Mientras que la validación de la probabilidad de incumplimiento (LD) puede realizarse utilizando distintas metodologías alternativas, sin embargo, la validación de la severidad de la pérdida (LGD) y la exposición en el momento del incumplimiento (EAD) es un campo de estudio poco desarrollado hasta el momento.

Por lo que respecta a la validación del *proceso de rating*, deben analizarse aspectos como la calidad de los datos utilizados, el proceso de información interno, el

proceso establecido para la resolución de problemas y el empleo del sistema por parte de los gestores de riesgos.

La correcta validación del sistema interno de rating exige distinguir diferentes modelos de calificación, que pueden agruparse a partir de dos características básicas:

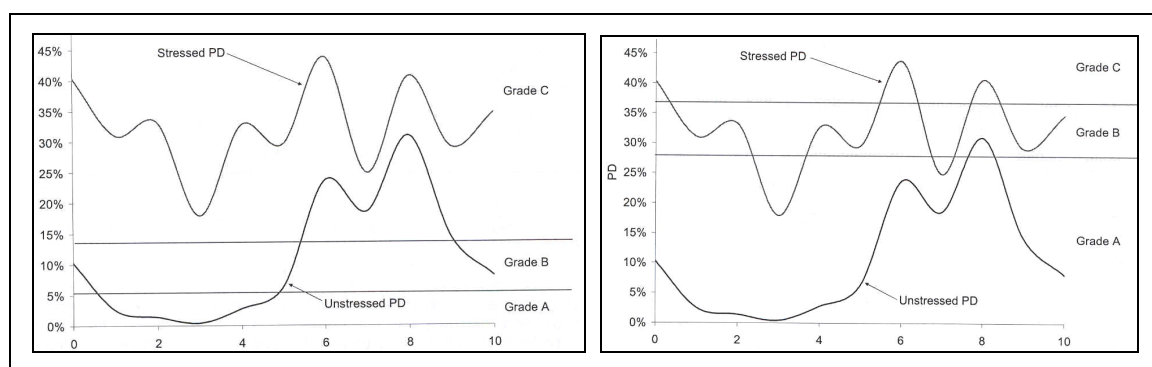
- *Modelos puntuales ("point-in-time" o PIT) vs. modelos acíclicos ("through-the-cycle" o TTC):* Mientras que los primeros emplean toda la información disponible sobre una determinada contraparte para su asignación a una categoría de riesgo (incluyendo aspectos relacionados con la fase del ciclo económico que corresponda), lo segundos evitan considerar condiciones macroeconómicas de tipo cíclico.
- *Modelos que consideran estimaciones de PD no extremas ("unstressed") vs. estimaciones extremas ("stressed"):* Mientras que las estimaciones no extremas consideran únicamente las condiciones habituales del entorno, las estimaciones extremas asumen condiciones adversas atípicas, si bien se muestran menos afectadas por los cambios en el ciclo económico.

Como puede observarse en la Tabla 3.28 y en la Figura 3.9, las dos bases de clasificación se encuentran relacionadas entre sí, de forma que para conseguir una estimación estable debe combinarse un modelo PIT con una estimación no extrema, o bien un modelo TTC con una estimación extrema; cualquier otra combinación dará lugar a estimaciones sesgadas a lo largo del ciclo económico.

Características de las estimaciones de PD	Filosofía del modelo interno de rating	
	Point-in-time (PIT)	Through-the-cycle (TTC)
No extremas ("unstressed")	Estable	Negativa
Extremas ("stressed")	Positiva	Estable

Fuente: Adaptado de CSBB (2005b), pág. 17.

Correlación entre las estimaciones de PD, tipo de modelo de calificación y las fases del ciclo económico
Tabla 3.28



Modelo Point-in-time (PIT)

Modelo Through-the-cycle

Fuente: Adaptado de CSBB (2005b), págs. 15-16.

Variación de las probabilidades de incumplimiento según el modelo de calificación
Figura 3.10

Al objeto de contrastar si los modelos internos de rating verifican las condiciones requeridas, especialmente respecto a la estimación eficaz de los componentes de riesgo (en particular, de la PD), cabe analizar las características de las dos metodologías básicas de validación propuestas: “*backtesting*” y “*benchmarking*”.

A) Validación mediante análisis retrospectivo o “backtesting”

Los métodos estadísticos utilizados para el análisis y validación de los sistemas internos de rating de las entidades se apoyan en la definición de dos categorías de prestatarios:

- Obligados que entrarán en incumplimiento en un periodo de tiempo predefinido.
- Obligados que no entrarán en incumplimiento durante dicho periodo temporal.

Habitualmente no se puede conocer a priori la categoría a la que pertenece cada prestatario, por lo que los bancos se enfrentan inicialmente a un problema clasificatorio de tipo binario, conocido como *discriminación*. No obstante, en la práctica dicho problema binario se transforma en un problema multiclase, dado que se establecen distintas calificaciones para los individuos sanos y con problemas, asociándoles diferentes probabilidades de incumplimiento (PD).

El poder discriminatorio de un sistema de rating hace referencia a su capacidad para clasificar a priori a los individuos de forma correcta, evitando procesos de sobreajuste respecto a la base de datos de referencia, por lo que debe juzgarse a partir de una submuestra de validación.

Por su parte, la tarea de calibración se refiere a la contrastación a posteriori de las PDs pronosticadas por el sistema y las tasas de incumplimiento realmente observadas, lo que puede realizarse de forma conjunta para todas las categorías o de forma individualizada para cada clase. Dicha tarea de calibración se corresponde con la metodología de validación conocida como “*backtesting*”, que se basa en la estimación de la capacidad predictiva de los modelos de rating diseñados en el pasado a partir de los datos observados en el futuro.

Existe un conjunto de técnicas estadísticas que pueden utilizarse tanto para determinar el poder discriminatorio como la calibración de un sistema de rating, si bien en la práctica su utilidad puede ser limitada, pues como señala MORAL TURIEL (2005, pág. 35):

“Incluso en carteras con un número de acreditados algo, encontrar un contraste estadístico adecuado para determinar si las observaciones respaldan, o no, las PDs estimadas por el modelo es muy difícil”.

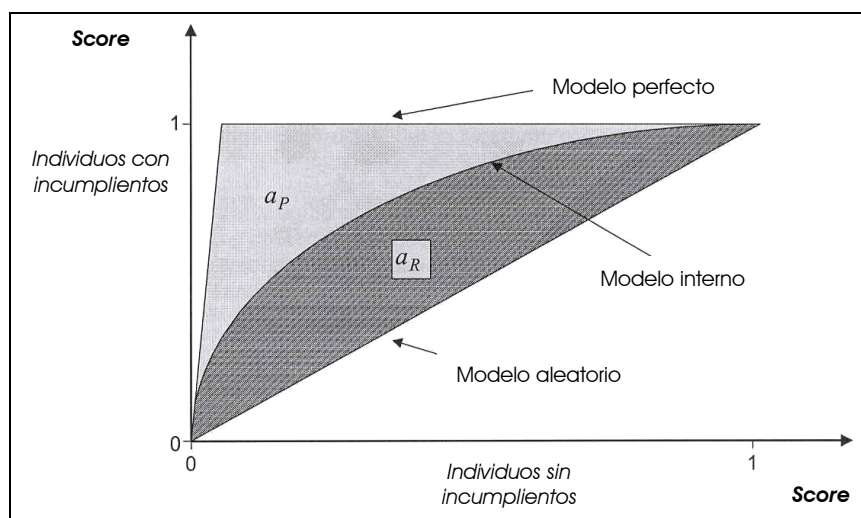
En todo caso, la aplicación de estas técnicas, que mejora a medida que se dispone de un mayor volumen de datos, debería complementarse con información de tipo cualitativo al objeto de conseguir un resultado más completo.

❶ Análisis del poder discriminatorio

Entre las metodologías más habituales en la industria bancaria para la medición del poder discriminatorio de los modelos de gestión del riesgo financiero destacan las siguientes⁵⁷:

- 1.1. *Cumulative Accuracy Profile (CAP) y su índice resumen, conocido como Ratio de Precisión o Accuracy Ratio (AR)*. Esta medida, conocida también como la curva de Gini o la curva de Lorenz, es una herramienta visual que relaciona dos muestras, representativas de las puntuaciones (“scores”) otorgadas a individuos con y sin incumplimientos por parte del modelo.

Para construir la curva CAP, se ordenan todos los individuos según sus respectivos scores, en orden descendente, de forma que para una determinada fracción x del total de individuos ($0\% \leq x \leq 100\%$), se calcula el porcentaje $d(x)$ de sujetos de cada muestra con puntuaciones iguales o inferiores a x .



Fuente: Adaptado de CSBB (2005b), pág. 36.

Ejemplo de curva CAP
Figura 3.11

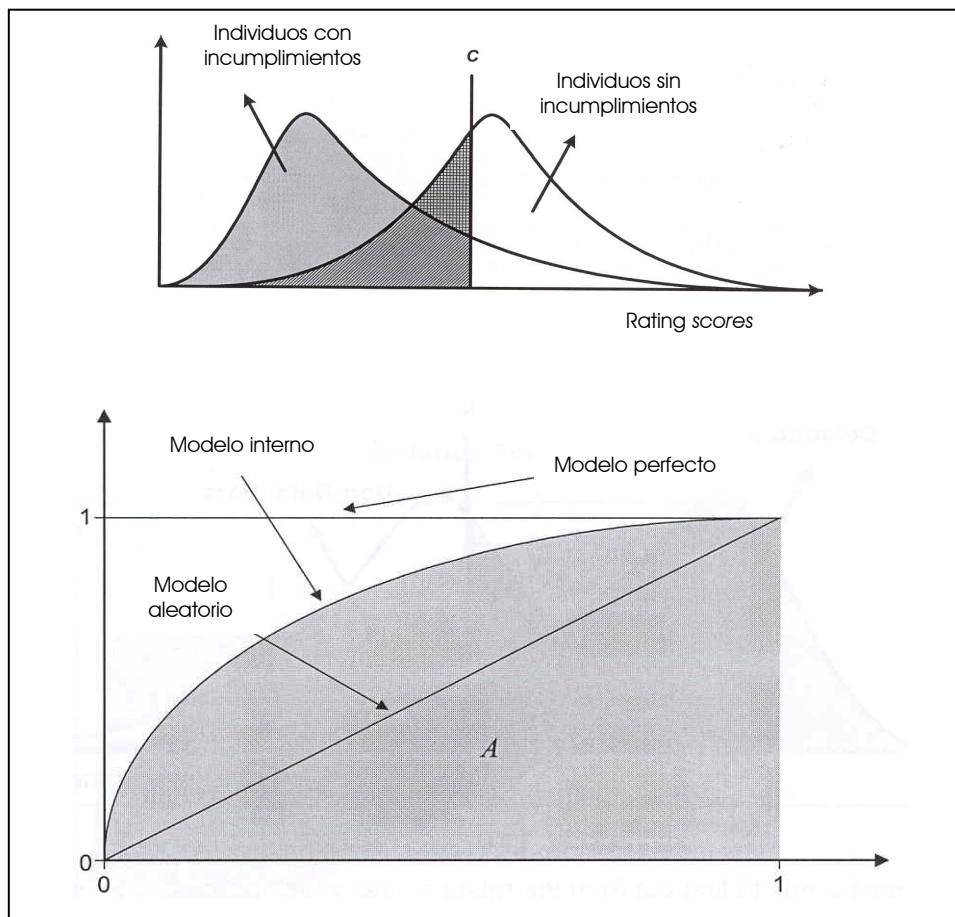
El índice resumen más habitual de esta media es el Ratio de Precisión o coeficiente de Gini, que se obtiene a partir de las áreas definidas por la curva:

$$AR = \frac{a_R}{a_p},$$

siendo mejor el modelo cuanto más se aproxime AR a 1.

- 1.2. *La Curva ROC (“Receiver Operating Characteristic”) y sus índices resumen, la medida ROC (“ROC measure”) y el índice de Pietra*. Al igual que en el caso anterior, la curva ROC es una medida visual, construida a partir de dos muestras de individuos incumplidos y no.

⁵⁷ El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea recomienda preferentemente el empleo de las curvas CAP y ROC (CSBB, 2005b, pág. 32).



Fuente: Adaptado de CSBB (2005b), págs. 37-38.

Ejemplo de curva ROC
Figura 3.12

La construcción de la curva resulta ligeramente más compleja que en el caso anterior. Para ello, se parte de la distribución de los ratings para cada grupo de individuos, estableciendo un punto de corte C que permite obtener una tasa de incumplimientos $HR(C)$ y un ratio de “falsa alarma” o $FAR(C)$. Para cada posible punto de corte C_i incluido en el rango de puntuaciones otorgadas a los individuos, se calculan los correspondientes $HR(C_i)$ y $FAR(C_i)$, que son representados mediante la curva ROC.

Uno de los índices resúmenes de la curva es la denominada “medida ROC” o área bajo la curva (AUC), que resulta una transformación del ratio AR previo⁵⁸:

$$AUC = \int_0^1 HR(FAR) d(FAR),$$

siendo mejor el modelo cuanto más se aproxime AUC a 1. Las propiedades estadísticas de la medida AUC son bien conocidas, y

⁵⁸ De hecho, puede demostrarse que: $AR=2AUC-1$.

coinciden con el estadístico de Mann-Whitney. Asimismo, se pueden calcular intervalos de confianza para esta medida.

Por su parte, el índice de Pietra constituye otro importante indicador relacionado con la curva ROC, que representa el área máxima que tendría un triángulo que pudiera inscribirse entre la curva ROC y la diagonal aleatoria, informando acerca de la parte interna de la curva ROC interna que no presenta capacidad discriminativa.

$$\text{Índice de Pietra} = \sqrt{2}/4 \max_c |HR(C) - FAR(C)|$$

El índice de Pietra puede interpretarse asimismo en términos del estadístico de Kolmogorov-Smirnov.

- 1.3. *La tasa bayesiana de error (error de clasificación o error mínimo)*, que especifica la probabilidad mínima de error si el sistema interno de calificación fuera utilizado para la toma de decisiones binarias ("sí"/"no") acerca de si una determinado individuo va a tener o no una situación de incumplimiento. Dicho error, que depende de la probabilidad de incumplimiento de la muestra⁵⁹, puede estimarse de forma paramétrica, asumiendo distribuciones normales; o de forma no paramétrica, mediante estimadores de tipo kernel, que resultan sensibles ante muestras de tamaño reducido.

Así, por ejemplo, en el caso de una curva tipo ROC, el error bayesiano asociado se obtendría como sigue:

$$\text{Error bayesiano} = \min(p_D(1 - HR(C)) + (1 - p_D)FAR(C))$$

- 1.4. *Medidas de entropía condicional, distancia de Kullback-Leiber y el ratio de entropía de información condicional ("Conditional Information Entropy Ratio" o CIER)*. La entropía es un concepto procedente de la Teoría de la Información, que hace referencia a la cantidad de incertidumbre que es eliminada mediante un experimento. Para un determinado evento con probabilidad p se tiene que:

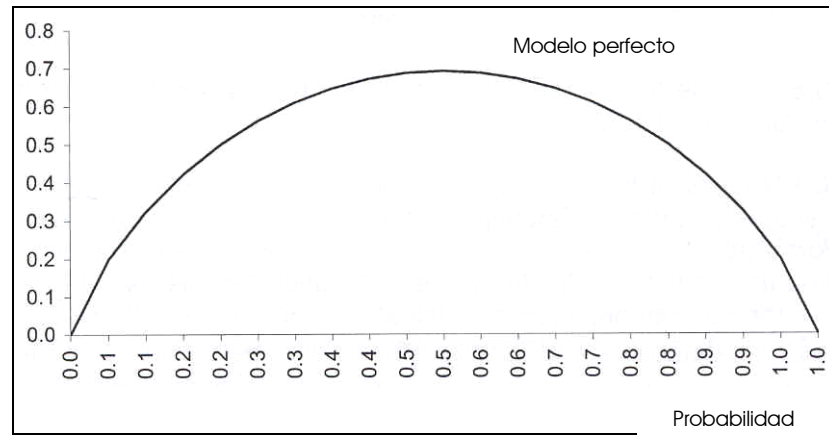
$$H(p) = -(p \log(p) + (1 - p) \log(1 - p)),$$

de forma que la entropía es máxima para $p=1/2$.

En este caso, se considera que el experimento se refiere a la observación de un individuo a lo largo del tiempo, al objeto de decidir sobre su solvencia o insolvencia. La incertidumbre es superior cuanto menor sea el poder clasificatorio del sistema interno de rating (similar PD para las distintas categorías).

Como consecuencia, el empleo de medidas de minimización de la entropía como la Entropía Condicional, la distancia de *Kullback-Leibler* o el ratio CIER puede utilizarse para la adecuada construcción de la escala interna de calificaciones.

⁵⁹ No obstante, en la práctica es habitual considerar una probabilidad ficticia de incumplimiento del 50%; en este caso la tasa de error obtenida es equivalente al estadístico de Kolmogorov-Smirnov y al índice de Pietra.



Fuente: Adaptado de CSBB (2005b), pág. 43.

Entropía de la información

Figura 3.13

- 1.5. *Medidas de valor de la información (divergencia, índice de estabilidad, etc.), relacionadas también con la medición y minización de la entropía de un determinado experimento. Estas medidas informan de las diferencias entre la distribución de puntuaciones entre individuos con y sin incumplimiento, aproximándose también al índice de Pietra.*

Si se considera el caso de distribuciones de puntuaciones con densidad f_D para los sujetos con incumplimientos y $f_{\bar{D}}$ para los sujetos sin problemas, la medida de valor de la información (IV) se define como la suma de la entropía relativa de la segunda distribución con respecto a la primera, más la entropía relativa de la primera distribución con respecto a la segunda:

$$IV = E \left[\log \frac{f_D(S)}{f_{\bar{D}}(S)} \middle| D \right] + E \left[\log \frac{f_{\bar{D}}(S)}{f_D(S)} \middle| \bar{D} \right] = \int (f_D(s) - f_{\bar{D}}(s)) \log \frac{f_D(s)}{f_{\bar{D}}(s)} ds$$

- 1.6. *La τ de Kendall y la D de Somers, aplicables a los denominados “shadow ratings”, o modelos de calificación que tratan de emular a los sistemas de ratings externos, al objeto de ser posteriormente aplicados a individuos no calificados externamente. Estos modelos se pueden construir cuando se dispone de una base de datos suficiente que incluye información contable de individuos calificados externamente, de forma que la probabilidad de incumplimiento para el “shadow rating” se deriva de las calificaciones externas.*

En este caso, el grado de concordancia entre ambos sistemas (X, Y) puede medirse a través de dos estadísticos de ordenación, la τ de Kendall:

$$\tau_{XY} = P(X_1 < X_2, Y_1 < Y_2) + P(X_1 > X_2, Y_1 > Y_2) - P(X_1 < X_2, Y_1 > Y_2) - P(X_1 > X_2, Y_1 < Y_2),$$

donde (X_1, Y_1) y (X_2, Y_2) son copias independientes de (X, Y) .

Y la D de Somers, versión condicional de la medida anterior que coincide con el Ratio de Precisión en el caso de un sistema con dos únicas categorías:

$$D_{XY} = \frac{\tau_{XY}}{\tau_{YY}}$$

- 1.7. La medida “Brier Score”, que es un estimador muestral de la diferencia media al cuadrado entre los indicadores de incumplimiento en una cartera (θ_j , con $j=1$ en caso de incumplimiento, $j=0$ en caso de no incumplimiento) y la probabilidad de incumplimiento estimada por el modelo de rating o credit scoring (p_j). La expresión de este indicador es la siguiente:

$$B = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (p_j - \theta_j)^2 ,$$

siendo n el total de individuos analizados.

2 Calibración del sistema de rating

Las herramientas estadísticas de calibración tratan de determinar si la magnitud de las diferencias entre las PD estimadas y reales puede ser aceptable para la entidad supervisora, o si por el contrario el banco analizado debe reformular su modelo interno de calificación. Entre las principales metodologías que se han considerado para la medición de la calidad de las estimaciones de PD destacan las siguientes:

- 2.1. *El test binomial*, que puede utilizarse para analizar el grado de corrección de las predicciones de PD realizadas en un periodo, si bien debe aplicarse para cada categoría por separado. La hipótesis nula (H_0) del test es la de “predicción correcta”.
- 2.2. *El test Chi-cuadrado o Hosmer-Lemeshow*, que permite analizar varias categorías de forma simultánea, si bien se basa en las presunciones de independencia y normalidad de cada grupo.
- 2.3. *El test normal*, que permite tratar con variables relacionadas entre sí, y constituye un test multi-periodo aplicable a cada categoría de rating por separado.
- 2.4. *La propuesta basada en “semáforos” (“traffic lights”)*, introducida en la Enmienda para el Riesgo de Mercado de 1996. En este caso, los bancos utilizan sus modelos internos de rating para estimar una cierta cuantía de pérdidas (“Value at Risk”) que no podrá ser excedida por la pérdidas reales con una probabilidad del 99%. Dependiendo del número de excesos observados, puede no aplicarse ningún factor de multiplicación (“zona verde”), un factor incremental proporcional al número de excesos (“zona amarilla”) o un factor multiplicador máximo (“zona roja”). Para decidir la zona de cada color, se aproxima la distribución observada para el número de incumplimientos mediante una distribución normal, usando sus cuantiles para definir cada zona (verde, amarilla, naranja –en su caso- y roja).

B) Validación mediante referentes o "benchmarking"

En el contexto de la validación de calificaciones, el *benchmarking* puede definirse como la comparación de los ratings internos de la entidad con información externa, pública o no pública. En el caso de las principales agencias de rating, como S&P o Moody's, suele estar disponible información detallada sobre las firmas que éstas califican, aunque el proceso de rating sigue considerándose en muchos casos como una "caja negra" (CSBB, 2005b, pág. 96).

La forma más directa de benchmarking es la que hace referencia a las estimaciones de PD, dado que habitualmente se definen en una escala de 0 a 1 y son específicas de cada prestatario; por el contrario, la comparación de las estimaciones de LGD y EAD suele ser más complicada, dado que resultan específicas de cada exposición concreta. El benchmarking forma parte en numerosas ocasiones del propio proceso interno de calificación de los bancos, que utilizan los ratings externos para calibrar su propio sistema IRB en términos de la probabilidad de incumplimiento (PD).

El empleo de técnicas de benchmarking trata de superar muchas de las limitaciones derivadas de las pruebas de backtesting, tales como el efecto de las correlaciones entre valores, las limitaciones de datos, o las dificultades para definir criterios robustos para la validación de sistemas IRB.

Asimismo, los beneficios del benchmarking se incrementan en el caso de que las entidades bancarias y los supervisores construyan reglas de decisión objetivas, definiendo claramente los atributos empleados y sus relaciones (CSBB, 2005b, pág. 98).

Con carácter general pueden diferenciarse dos formas de llevar a cabo validaciones mediante benchmarking:

- ✓ Comparación de los componentes de riesgo estimados internamente por la entidad (principalmente PD) respecto a un panel de deudores comunes relativo al conjunto de bancos ("*pooling*") Esto permite determinar la correlación de las estimaciones y la identificación de espúreos, pero no informa de si las estimaciones son o no ajustadas. La principal dificultad radica en la identificación de los distintos grupos de prestatarios.
- ✓ Comparación de las estimaciones internas con una referencia ("*benchmark*") independiente y externo (por ejemplo, el rating proporcionado por un supervisor o una agencia de calificación), al que se le otorga credibilidad. En este caso las desviaciones observadas sí permiten calibrar y/o revisar las estimaciones internas.

Centrando el análisis en el segundo enfoque, existen dos aspectos claves para la realización del benchmarking: (1) la selección del punto de referencia ("*benchmark*"); y (2) la asociación ("*mapping*") entre las calificaciones internas y el punto de referencia.

❶ Selección del punto de referencia ("*benchmark*")

La selección del referente no resulta una tarea sencilla, y precisa conocer determinados aspectos relacionados con las variables del modelo ("*stressed*" o "*unstressed*", PIC o TTC, etc)⁶⁰.

⁶⁰ La asunción de equivalencia entre las características de los modelos internos y externos puede asumirse con carácter general para calificaciones de bancos, empresas y soberanos, pero no así para posiciones minoristas y accionarias (CSBB, 2005b, pág. 101).

Dado que la mayoría de los bancos utilizan estrategias del tipo “bottom up” (de abajo a arriba) para la modelización de su riesgo de crédito, las políticas de riesgo desarrolladas suelen ser diferentes para las distintas áreas de negocio, lo que genera dos consecuencias importantes respecto a la selección del “benchmark”:

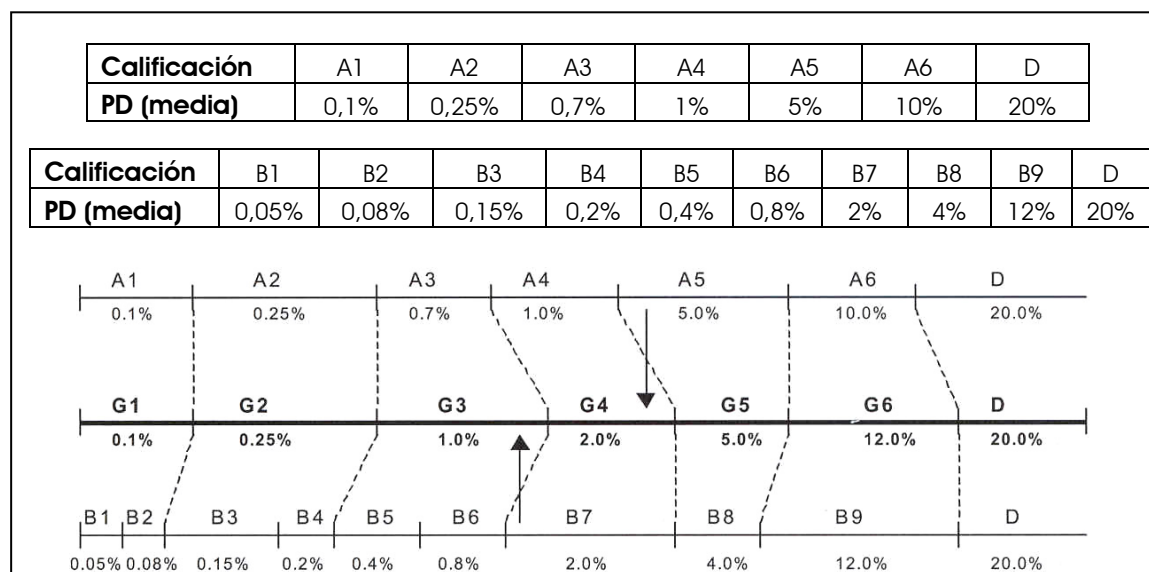
- La selección del referente no es independiente de las características de la actividad analizada; así, por ejemplo, un “benchmark” con 20 categorías puede ser excesivo para algunas áreas de negocio pero no para otras, etc.
- La agregación de diferentes escalas (desarrolladas para líneas de negocio específicas) en una única escala general puede afectar a la consistencia final del modelo.

Al objeto de limitar estos inconvenientes, CSBB (2005b, pág. 99) establece la necesidad de desarrollar modelos internos que sean consistentes con los externos, para lo que se precisa información acerca del diseño de estos últimos.

❷ Asociación o mapping entre las calificaciones internas y el punto de referencia

El mapping hace referencia a la relación “uno-a-uno” que puede establecerse entre el modelo interno y su referente. En muchas ocasiones la formalización de tal relación puede ser difícil, dado que se precisan reglas no ambiguas entre ambos sistemas. Para realizar la asociación, suele ser habitual considerar la media de las estimaciones de PDs para cada categoría como base de la relación, si bien también es necesario considerar la distribución de los individuos dentro de cada grupo. Asimismo, deben considerarse las posibles variaciones a lo largo del tiempo, que afectan a la verdadera media de la PD, y que están relacionadas con las matrices de transición entre categorías.

La Figura 3.14 recoge una propuesta de asociación para dos escalas diferentes (A y B), que se suponen homogéneas en sus características (“stressed”, “unstressed”, etc), respecto a una escala general o G.



Fuente: Adaptado de CSBB (2005b), págs. 99-100.

Mapping o asociación entre diferentes escalas de rating
Figura 3.14

Como puede observarse, la relación no es directa pues, por ejemplo, parte de los individuos incluidos en el grupo B7 (2%) serían calificados como G3 (1%), o bien parte de los individuos de la categoría A5 (5%) se incluirían en G4 (2%), etc.

De esta forma, el problema del “mapping” puede analizarse como un problema de optimización de la granularidad de la escala general utilizada, al objeto de perder el mínimo posible de información. Así, cuanto más próximas entre las escalas internas y la escalas externas, más sencilla será la asociación y más fácil la validación de los sistemas desarrollados. En este sentido, una forma pragmática de conseguir consistencia entre las escalas es el “backtesting”, que puede definirse como un benchmarking a posteriori, y que consiste en el ajuste temporal de los requerimientos de capital, según las condiciones del ciclo económico.

En el caso de carteras de bajo incumplimiento, la validación mediante benchmarking está especialmente recomendada (CSBB, 2005c), pudiendo compararse los ratings y matrices de migración internos con los procedentes de agencias externas de ratings y con juicios de expertos internos y externos a la entidad, como se analiza a continuación.

3.5.2.1.1.2. Aplicación de ratings para la gestión de carteras de bajo incumplimiento

La gestión del riesgo de crédito asociado con las denominadas “cartera de bajo incumplimiento” (“low-default portfolios” o LDP) presenta especiales dificultades, razón por la cual el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea emitió en 2005 un documento específico para su estudio, bajo la denominación “*Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework*” (CSBB, 2005c).

Si bien dicho documento ya ha sido objeto de análisis en el *Capítulo 1*⁶¹, es necesario destacar aquí las implicaciones de este tipo de carteras respecto a la gestión de riesgos mediante ratings (externos e internos), tanto a nivel teórico como respecto a diversos estudios empíricos realizados recientemente.

Cabe recordar que no existe una definición única de las carteras LDP, si bien se admite que su característica principal es la existencia de un número muy pequeño de eventos de fallido, bien como consecuencia de una probabilidad de incumplimiento (PD) muy reducida, bien debido al reducido tamaño global de la base de datos analizada, o bien por una combinación de ambas circunstancias.

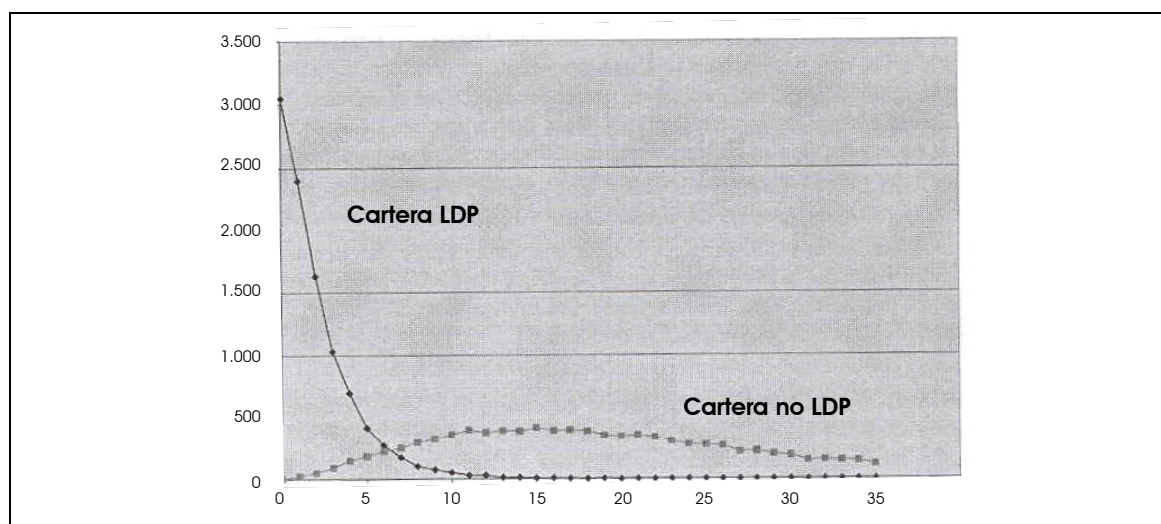
En la práctica, entre las carteras tipo LDP se incluyen tres categorías diferenciadas: (1) subcarteras con una PD histórica reducida (posiciones frente a soberanos, bancos, compañías de seguros, empresas con elevado rating, etc.); (2) subcarteras que integran un número reducido de activos (préstamos concedidos para la financiación de proyectos, etc.); (3) subcarteras de reciente formación, con escasa experiencia acumulada (posiciones frente a empresas de países emergentes, etc.)

Este tipo de carteras constituye una proporción muy importante de las exposiciones de los bancos universales (CSBB, 2005; MORAL TURIEL, 2005;

⁶¹ Véase el apartado 1.3.2.2.1.1.1.

FINANCIAL SERVICES AUTHORITY, 2006). No obstante, su gestión mediante modelos IRB suele presentar problemas, pues la aplicación de metodologías de validación como “backtesting” podría poner de manifiesto problemas de precisión en las estimaciones, al tiempo que la estimación de los componentes de riesgo mediante modelos estadísticos no cumpliría el requisito de confiabilidad.

En particular, la estimación de la probabilidad de incumplimiento resulta muy compleja, pues la distribución de fallidos suele ser muy asimétrica, dado que la mediana de la PD suele estar por debajo de la media⁶². BENJAMIN *et al.* (2006) han analizado este tipo de distribuciones a través de procesos de simulación; considerando dos carteras homogéneas, integradas por 100 posiciones cada una, con una correlación entre activos del 12% y una PD real del 2% y del 20% (respectivamente), los autores simulan 10.000 posibles frecuencias anuales de incumplimiento (Figura 3.15).



Fuente: Adaptado de BENJAMIN *et al.* (2006), pág. 6.

Distribución de incumplimientos para carteras tipo LDP
Figura 3.15

Como puede observarse, la cartera LDP presenta una distribución muy asimétrica hacia la izquierda, situándose la mediana de fallidos en el valor cero; por el contrario, la cartera no LDP presenta una distribución más próxima a la función normal estándar, estando centrada en un valor próximo a la PD real (20 fallidos por cada 100 posiciones).

De esta forma, si se consideran frecuencias históricas para la estimación de las PD asociadas a carteras tipo LDP, aunque la calibración sea precisa, como consecuencia de la asimetría los procesos de “backtesting” detectarán que, para una mayoría de carteras, la PD estimada resulta superior a la PD observada.

Ante esta situación, se plantean dos alternativas para la gestión de las carteras LDPs (CSBB, 2005c):

⁶² Muchas carteras LDP pueden tener PD medias superiores a cero, pero aún así existe una alta probabilidad de que, para un determinado año, no ocurran fallidos (la mediana se sitúa en cero).

- *Enfoque estándar*: Supondría aplicar ratings externos para la gestión del riesgo de crédito de este tipo de carteras. Si bien muchas posiciones incluidas en la primera subcartera LDP tienen asociadas calificaciones externas (soberanos, bancos, aseguradoras, etc.), para las dos subcarteras restantes resultaría impracticable esta alternativa⁶³. Asimismo, la aplicación de este enfoque para carteras LDP supondría penalizar a las entidades con buenas prácticas de gestión de riesgos (LIBA-ISDA-BBA, 2004).
- *Enfoque IRB adaptado*: Considera técnicas específicas para mejorar la riqueza de los datos disponibles (compartición de datos entre varias entidades, agrupación de grados, modelos adecuados para el tratamiento de datos escasos, etc). Además, propone nuevas metodologías para la validación de los sistemas, más flexibles y basadas en “benchmarking” (comparación entre los ratings internos y los ratings externos proporcionados por una agencia especializada, etc). Este enfoque resultaría de aplicación a cualquiera de las subcarteras LDP previamente comentadas.

A partir de este Documento, se han desarrollado distintos estudios tendentes a determinar las mejores prácticas para la gestión del riesgo de crédito en carteras tipo LDP, según el enfoque IRB adaptado (ISDA-LIBA-BBA, 2004; 2005; FORREST, 2005; PLUTO y TASCHÉ, 2005; RISK RESEARCH TEAM, 2006; SCHUERMAN y HANSON, 2006; BENJAMIN *et al.*, 2006; FINANCIAL SERVICES AUTHORITY, 2006).

En primer lugar, diversas asociaciones privadas y organismos reguladores nacionales han estudiado a la problemática de la gestión de riesgos para carteras tipo LDP. En particular, destacan los estudios realizados por el Grupo de Trabajo ISDA-LIBA-BBA, que integra a expertos de la “*International Swaps and Derivatives Association*” (IBDA), la “*London Investment Banking Association*” (LIBA) y la “*British Bankers’ Association*” (BBA).

Así, en el Documento “*The IRB Approach for Low Default Portfolios*” (ISDA-LIBA-BBA, 2004), se plantea el desarrollo de modelos híbridos que combinen técnicas estadísticas avanzadas con juicios expertos. En particular, se destaca la necesidad de utilizar inductores de riesgo bien definidos para el desarrollo de los modelos IRB, con pesos claramente establecidos para cada variable. Por lo que respecta a la validación de los sistemas, se insiste en la conveniencia de utilizar modelos de “benchmarking” que comparen los ratings internos con modelos externos (como las calificaciones crediticias proporcionadas por agencias de rating, precios de mercado, etc.)

Posteriormente, el Documento “*Low Default Portfolios*” (ISDA-LIBA-BBA, 2005) propone un modelo para el desarrollo del enfoque IRB respecto a carteras de bajo incumplimiento, en siete etapas:

- ✓ Identificación de inductores de riesgo (“*risk drivers*” o “*risk indicators*”) o variables explicativas del riesgo de crédito de la posición; incluye aspectos relacionados con la situación económica-financiera del prestatario, características de la industria, estructura de la transacción, calidad de la

⁶³ Incluso muchas posiciones incluidas en la primera subcartera no tienen ratings externos asociados; por el contrario, en los mercados financieros europeos la existencia de ratings se reduce en muchos casos a algunas empresas cotizadas.

gestión, etc. Su identificación debe basarse en técnicas estadísticamente válidas, siempre que sea posible.

- ✓ Asignación de pesos (*"scoring"*). En el caso de que se utilicen modelos de credit scoring como paso previo a la asignación de ratings, debe asignarse a cada inductor de riesgo un "score" o peso específico, habitualmente normalizado. Para ello, pueden utilizarse técnicas estadísticas de análisis basadas en datos históricos, si existen, o juicios de expertos.
- ✓ Calibración de pesos (*"weighting and calibration"*). Los pesos asociados a las variables deben calibrarse periódicamente, a partir del grado de correlación entre cada input y la calidad crediticia de las posiciones a calificar.
- ✓ Asignación del rating (*"assigning a rating"*). El modelo final utilizado para la asignación de ratings suele ser complejo y sofisticado, integrando variables explicativas cuantitativas y cualitativas. En todo caso, dicho modelo debe basarse en un proceso bien estructurado y suficientemente documentado, que facilite su validación a lo largo del tiempo.
- ✓ Asignación de la PD (*"Allocating PD"*). Si no se dispone de datos internos suficientes para la estimación histórica de la PD, los ratings internos deben asociarse a calificaciones externas, aplicando un elevado grado de conservadurismo; esta alternativa se recomienda particularmente si existe una elevada correlación entre las exposiciones internas calificadas y aquéllas calificadas por agencias externas. Las asociaciones deben ser revisadas y actualizadas periódicamente.
- ✓ Test del modelo (*"Model testing"*). El modelo final obtenido debe ser testado respecto a un periodo de tiempo extenso, a fin de realizar las modificaciones que se consideren oportunas.
- ✓ Retroalimentación y desarrollo del modelo (*"Feedback and Model Development"*). A medida que la empresa gane experiencia en la gestión internas de carteras LDP, debe utilizar estos datos para mejorar el modelo y evitar repetir errores pasados.

Por lo que respecta a la validación del modelo obtenido, se insiste en la conveniencia de aplicar técnicas de "benchmarking" apoyadas en calificaciones crediticias externas.

A partir de los Documentos previos, la autoridad reguladora de los mercados financieros del Reino Unido (*"Financial Services Authority"*) ha publicado en 2006 un estudio sobre la incidencia de las carteras LDP respecto al enfoque IRB propuesto por Basilea II (FINANCIAL SERVICES AUTHORITY, 2006). En este análisis, se hace énfasis en la necesidad de aplicar técnicas conservadoras para la estimación de los distintos componentes de riesgo (en particular, de la probabilidad de incumplimiento), así como la conveniencia de asociar los ratings internos a la escala utilizada por alguna agencia externa de calificación.

Por lo que respecta a las investigaciones empíricas en este ámbito, destaca el estudio pionero de PLUTO y TASCHE (2005), que desarrolla una metodología original para la obtención de la PD asociada a cada grado, a través del denominado principio de "la estimación más prudente" (*"most prudent estimation principle"*).

Para ello, emplean un modelo de incumplimiento sencillo, basado en la estimación matemática de intervalos de confianza de la probabilidad de incumplimiento para cada grado, suponiendo que la PD de un rating es, en las peores condiciones, igual que la PD de los ratings con niveles de solvencia inmediatamente inferiores. Así, obtienen las relaciones:

$$1 - \gamma \leq (1 - PD_i)^{\sum_{j=i}^J n_j} \quad (a)$$

$$1 - \gamma \leq \sum_{k=0}^K \binom{\sum_{j=i}^J n_j}{k} (PD_i)^k (1 - PD_i)^{\sum_{j=i}^J n_j - k} \quad (b)$$

donde PD_i es la probabilidad más prudente de incumplimiento del i -ésimo grado analizado, n_j es el tamaño muestral asociado con el j -ésimo grado (igual o de calidad inferior al rating i), y γ es el nivel de confianza utilizado (mayor cuanto menor es la muestra, siendo habitual utilizar niveles próximos al 90%).

La relación (a) asume que no existen eventos de incumplimiento observados para ninguno de los grados durante el último periodo; la relación (b) considera la existencia de un total de K eventos de incumplimiento para la cartera analizada.

La investigación considera la presencia de eventos de incumplimiento independientes entre sí, si bien podría adaptarse para la presencia de fallidos correlacionados. Uno de los aspectos más originales de la investigación consiste en la estimación de intervalos de confianza conservadores para cada grado; entre sus limitaciones, destaca la asunción de una distribución binomial en la cartera respecto al número de incumplimientos, lo que no siempre se cumple en la práctica.

FORREST (2005) desarrolla un análisis bastante similar al propuesto por PLUTO y TASCHE (2005), si bien utiliza datos históricos para el cálculo de la PD de la cartera, asumiendo un modelo estadístico binomial. A partir de la PD estimada para cada grado y el grado de correlación considerado entre activos, el autor calcula los intervalos de confianza al 95% (valor Chi-cuadrado), ajustando el punto de corte según el total de fallidos observados.

El autor argumenta que su método es estadísticamente válido y robusto, flexible respecto a distintas áreas de negocio y extensivo respecto al uso de los limitados datos disponibles.

A partir de una base de datos histórica integrada por los ratings otorgados por S&P para las obligaciones emitidas por grandes empresas norteamericanas durante 22 años (1981-2002), SCHUERMANN y HANSON (2006) contrastan la utilidad de diversas técnicas para la estimación de intervalos de confianza para la PD a un año.

Los autores aplican procedimientos de bootstrap paramétricos y no paramétricos para la consecución de intervalos de confianza de alta precisión y rango reducido ($\alpha=0,05$), (10.000 replicaciones dado que el problema no es clasificatorio⁶⁴). En particular, el empleo de replicaciones no paramétricas (obtenidas directamente a partir

⁶⁴ En presencia de problemas de clasificación, las replicaciones de bootstrap puede reducirse a un mínimo de 25, siendo recomendable el empleo de 50 submuestras (EFRON y TIBSHIRANI, 1993).

de la base histórica de datos) resulta especialmente útil para la consecución de intervalos ajustados a la realidad⁶⁵.

Así, se observa que los intervalos obtenidos se superponen para la mayoría de los ratings incluidos en el grado de inversión, lo que impide distinguir PDs diferenciadas para los ratings AAA-A. No obstante, en el grado especulativo las diferencias de PD para cada calificación son claras y significativas (Tabla 3.29).

Este estudio aplica técnicas especialmente diseñadas para el tratamiento de muestras reducidas, como el bootstrap, que demuestra un óptimo comportamiento incluso ante datos escasos. No obstante, la investigación presenta el inconveniente de asumir que la PD es constante para cada grado a lo largo del periodo (incluyendo sólo pequeñas diferencias según el estado del ciclo económico), lo que resulta poco creíble para un número de años tan elevado, y va en contra del requerimiento de Basilea II respecto a la actualización periódica de los sistemas internos de rating a medida que se modifica el entorno y los mercados financieros.

Grado de inversión	SCHUERMANN y HANSON (2006) (1)	SCHUERMANN y HANSON (2006) (2)	Grado especulativo	SCHUERMANN y HANSON (2006) (1)	SCHUERMANN y HANSON (2006) (2)
AAA	0,0000%	0,0002%	BB+	0,5501%	0,3301%
AA+	0,0000%	0,0005%	BB	1,1633%	0,4564%
AA	0,0000%	0,0093%	BB-	2,0718%	0,8851%
AA-	0,0384%	0,0044%	B+	3,4980%	1,7541%
A+	0,0520%	0,0046%	B	9,8201%	7,5833%
A	0,0699%	0,0084%	B-	14,3016%	13,4330%
A-	0,0599%	0,0100%	CCC	28,5324%	42,4904%
BBB+	0,3137%	0,0467%			
BBB	0,3633%	0,1165%			
BBB-	0,4012%	0,1453%			

Fuente: Elaboración propia.

Notas: (1) Se ha considerado la PD a un año, sin incluir cambios en el rating para periodos de tiempo inferiores.

(2) Se ha considerado la PD a un año, incluyendo cambios

Estimaciones empíricas de PD para carteras de bajo incumplimiento

Tabla 3.29

BENJAMIN *et al.* (2006) también desarrollan un modelo para la estimación conservadora de la PD de cada grado, considerando aspectos como el tamaño del portafolio, el número de eventos de fallido observados y el nivel de confianza deseado. Para ello, calculan la probabilidad de incumplimiento histórica observada para toda la cartera, que se compara con la PD estimada por el supervisor para carteras de similares características; si la PD histórica es inferior a la estimada, es necesario incrementarla mediante un factor de reescalado. Posteriormente la PD total se distribuye entre los grados según los datos proporcionados por el supervisor.

Entre las ventajas de este trabajo destaca la consideración de niveles de correlación entre los activos de la cartera (12%) y entre cada año analizado (30%),

⁶⁵ Los autores se basan en el trabajo de CHRISTENSEN *et al.* (2004), que emplean métodos de simulación analíticos y paramétricos (basados en bootstrap) para la obtención de intervalos de confianza asociados con las PD de cada grado; CHRISTENSEN *et al.* (2004) observan un óptimo comportamiento de los intervalos basados en bootstrap, con un rango de variación más reducido que los intervalos analíticos, lo que resulta particularmente conveniente en el caso de muestras escasas.

similares a los propuestos por la función de ponderación de activos de Basilea II. Su principal problema radica en el cálculo el factor de escalado más adecuado, así como en la supuesta existencia de datos supervisores disponibles (lo que podría eliminarse parcialmente si se trabajase con ratings externos proporcionados por agencias privadas).

Como conclusión, los diversos trabajos analizados constatan la conveniencia de utilizar ratings externos como fuente básica de información para el desarrollo de ratings internos (FINANCIAL SERVICES AUTHORITY, 2006, pág. 7):

“los ratings externos pueden considerarse como un factor primario para determinar los ratings internos. Cuando un rating externo sea empleado como un factor primario para los ratings internos, la empresa deberá comprender totalmente las asunciones y limitaciones de la metodología utilizada para derivar el rating externo. Se espera que la empresa utilice una combinación de otra información relevantes disponible y/o de juicios expertos para considerar si debe ajustar el rating externo antes de utilizarlo en su modelo interno”.

Asimismo, para la estimación de la probabilidad de incumplimiento asociada con los ratings internos para carteras LDP, se recomienda expresamente la asociación con la escala utilizada por una agencia crediticia externa (RISK RESEACH TEAM, 2006), utilizando las PD externas en el ámbito interno (FINANCIAL SERVICES AUTHORITY, 2006, pág 7):

“Los ratings internos pueden asociarse a las PD externas. Esto resultaría especialmente apropiado cuando exista una elevada correlación entre las contrapartes calificadas internamente y aquéllas calificadas externamente, como en el caso del rating interbancario y de las carteras integradas por soberanos (...) Todas las asociaciones deben ser revisadas y actualizadas de forma regular”.

No obstante, la asociación entre ratings internos y externos suele plantearse en términos cualitativos, lo que reduce su eficacia (PLUTO y TASCHE, 2005). Por el contrario, la comparación basada en los determinantes cuantitativos empleados por ambas escalas constituiría una propuesta más avanzada y acorde con los requisitos impuestos por Basilea II.

3.5.2.1.2. El código de conducta IOSCO para las agencias de calificación

El significativo papel que juegan las agencias de rating en los modernos mercados de capitales, a través de la calificación de un número creciente de emisiones y emisores, exige el establecimiento de un conjunto de garantías que avalen el buen hacer y la objetividad de estas entidades.

Con este objetivo, la *International Organization of Securities Commission* (IOSCO), organismo que aglutina a las autoridades reguladoras de las principales bolsas de valores a nivel mundial, publicó en septiembre de 2003 el Documento “*Principios relativo a la Actividad de las Agencias de Rating*” (“*Principles Regarding the Activities of Credit Rating Agencies*”, IOSCO, 2003a), acompañado del “*Informe sobre las Actividades de las Agencias de Rating*” (“*Report on the Activities of Credit Rating Agencies*”, IOSCO 2003a).

En estos Documentos, desarrollados a partir de una encuesta realizada en 25 países respecto a las prácticas de las agencias de rating, se propone un conjunto de Principios reguladores de esta actividad, relativos a cuatro grandes áreas de interés:

- ✚ *Calidad e integridad del proceso de rating.* Las agencias de ratings deben proporcionar opiniones sobre los emisores que ayuden a reducir la asimetría de información entre prestatarios, prestamistas y otros participantes en el mercado.
- ✚ *Independencia y conflictos de interés.* Las opiniones de las agencias deben ser independientes y estar libres de presiones políticas y económicas, así como de conflictos de interés derivados de la estructura de propiedad de la agencia, de sus actividades de negocio o de los intereses financieros de sus empleados. Las agencias deberían evitar, en la medida de lo posible, actividades, procedimientos o relaciones que comprometan su independencia y objetividad respecto a las operaciones de calificación crediticia.
- ✚ *Transparencia y oportunidad de la información sobre los ratings.* Las agencias deben proporcionar información transparente y a tiempo sobre sus actividades de rating.
- ✚ *Confidencialidad de la información.* Las agencias deben mantener confidencialidad sobre toda la información de carácter privado comunicada por el emisor o sus agentes, empleando para ello acuerdos de confidencialidad o cualquier otro método considerado suficiente por las partes.

Estos Principios han sido diseñados como una herramienta útil para los reguladores, agencias de rating y cualquier otro agente del mercado que desee conocer los términos y condiciones bajo las que deben operar las agencias de calificación, así como la forma de emplear los juicios emitidos por estas entidades.

Al objeto de facilitar su implementación, en diciembre de 2004 se aprueba el Documento “*Fundamentos del Código de Conducta para las Agencias de Ratings de Crédito*” (“*Code of Conduct Fundamentals for Credit Rating Agencies*”, IOSCO, 2004), donde se incluyen normas más detalladas y específicas para el cumplimiento de los Principios previos, agrupadas en tres bloques básicos:

- Calidad e integridad del proceso de rating.
- Independencia de las agencias y evitación de conflictos de intereses.
- Responsabilidades de las agencias respecto a los emisores y al sector público.

El código ofrece un conjunto de medidas prácticas y robustas que sirven de guía para la implementación de los objetivos incluidos en los Principios. Este código debería ser considerado para el diseño de cualquier guía interna de conducta, así como servir de base a los reguladores para seleccionar a las agencias autorizadas a emitir calificaciones en los distintos mercados de capitales nacionales.

3.5.2.2. Aplicaciones en el mercado de EE.UU.

El mercado de deuda de Estados Unidos es el que más ha fomentado el empleo de calificaciones de crédito, tanto por lo que respecta al número de emisores como al tipo de títulos objeto de rating.

El rating se originó en EE.UU., como consecuencia de la expansión geográfica y económica que tuvo lugar durante el siglo XIX y que aceleró el desarrollo de los mercados norteamericanos de capitales al objeto de poder satisfacer la demanda creciente⁶⁶ (VERONA MARTEL, 2000). En consecuencia, resultaba fundamental la información acerca de la situación financiera de diversas compañías ferroviarias que estaban llevando a cabo gran parte del proceso de industrialización del país y que, como se ha comentado, se financiaban a través de emisiones de bonos, por lo que se crearon sociedades con el objetivo de realizar tales estudios, dando lugar a las actuales agencias de *rating*.

Tal como recogen POGUE y SOLDOSKY (1969) y VERONA MARTEL (2000), las primeras personas relacionadas con la calificación de bonos son Roger Babson, Freeman Putney Jr. y John Moody, participando los dos primeros en la elaboración de ratings para la compañía Poor's Publishing Company, y siendo John Moody el primero en publicar ratings en 1909 a través del Moody's Investors Service con el informe conocido como "*Manual of Railroad Securities*", en el que se asigna a cada empresa un rating utilizando básicamente la misma calificación que se mantiene en la actualidad (de la AAA a la C). Asimismo, existe un estudio previo en 1860 por parte de Henry Varnum Poor que recoge un análisis de los ferrocarriles y canales estadounidenses al objeto de que los inversores puedan valorar la viabilidad y calidad crediticia de tales proyectos (DALLAS, 1993). Otros desarrollos importantes de ratings fueron los realizados por la agencia Moody's en 1914 y por la Poor's Corporation en 1922 (ALTMAN y KAO, 1992).

Existen indicios de un amplio uso de calificaciones de bonos a mediados de la década de 1920, siendo considerados por publicaciones sobre inversores y por los propios tribunales de justicia, que los utilizaban como evidencias relevantes en casos relativos a la prudencia de los administradores de fondos de inversión (WEST, 1973).

El principal hito respecto a la historia de los ratings en EE.UU. tuvo lugar con la inclusión en el *Banking Act* de 1936 de la obligación para todos los bancos de acatar la órdenes de la *Comptroller's Office* respecto a los activos financieros susceptibles de compra para su cartera. Este organismo estableció la prohibición de compra de activos financieros especulativos, comentando que para la definición de dicho término deberían consultarse los manuales de rating. No obstante, esta limitación, un tanto ambigua, fue eliminada en 1938 y sustituida casi inmediatamente por una resolución conjunta de la *Comptroller's Office*, el *Secretary of the Treasury*, la *Board of Governors of the Federal Reserve System* y los *Directors of the Federal Deposit Insurance Corporation*. En esta nueva norma, los ratings jugaban un papel aún más significativo, que se ha ampliado en toda la normativa posterior, destacando el caso de la *National Association of Insurance Commissioners*, que en 1951 comienza a comparar el término "bonos de grado de inversión" con los bonos con un rating Baa o superior según Moody's. En la actualidad

⁶⁶ Por el contrario, en Europa la estructura financiera resultaba suficiente para atender las demandas de fondos que se producían.

las normas sobre banca comercial del *Comptroller of the Currency* de EE.UU. consideran como “aptas” para las inversiones de los bancos las obligaciones calificadas con las cuatro máximas categorías (AAA, AA, A, BBB). Como puede observarse, las agencias de calificación se desarrollaron inicialmente en EE.UU., de forma que hasta 1970 todas las agencias de rating existentes seguían siendo norteamericanas. No obstante, la progresiva liberalización de los mercados de capitales y el crecimiento de los mismos en otros países dio lugar a la progresiva aparición de nuevas agencias fuera de EE.UU.⁶⁷, si bien este país concentra aún hoy la principal actividad mundial de calificación.

La utilidad de los ratings ha resultado más evidente tras las sucesivas crisis financieras acontecidas en la economía americana. Así, tras la *Gran Depresión* de los años 30, con una percepción muy alta de la probabilidad de incumplimiento por parte de los inversores, comienza a tomar una mayor importancia la calificación de bonos, siendo también decisiva la crisis de los años 70 y, en concreto, la quiebra en 1970 de la empresa *Penn Central Transportation Company* que incumplió con deudas superiores a los 82 millones de dólares en pagarés considerados como de “primera calidad”, rompiendo la percepción de seguridad asociada con los pagarés de las grandes compañías norteamericanas. Esta circunstancia, unida al espectacular crecimiento de los mercados financieros en la década de los años 60 (con escasa calidad del crédito en múltiples ocasiones) provocó el empleo de ratings en prácticamente todas las emisiones efectuadas en los mercados financieros internacionales, como elemento informativo de la calidad crediticia de las inversiones. Así, en 1936 se prohibió a las entidades bancarias la compra de valores especulativos; en 1994 se vinculó el capital mínimo de cobertura de los grupos bancarios para diferentes tipos de activos al rating de los mismos; y en 1999 se restringió la capacidad de los bancos nacionales para establecer subsidiarios financieros en función del rating de los mismos.

Por otro lado, el impago de la deuda externa por parte de México en 1982, unido a la necesidad de renegociar la deuda pendiente de prácticamente todos los países latinoamericanos, incrementó la demanda de calificaciones respecto a las emisiones realizadas por países soberanos, hasta entonces consideradas como de gran solidez y seguridad. En este sentido, también los grandes bancos han presentado situaciones de insolvencia, destacando la quiebra del *Continental Illinois* o del holding luxemburgués del *Banco Ambrosiano*, en la década de los años 80, o del *Bank of Credit and Commerce International* en los años 90 del siglo XX, que han incrementando la demanda de calificaciones por parte de los inversores.

De esta forma, si bien en la actualidad la proporción exacta de renta calificada resulta difícil de establecer, puede afirmarse que se aproxima al 100%, al tiempo que la mayoría de los inversores institucionales incluyen los ratings entre los criterios considerados a la hora de decidir las inversiones a realizar. De acuerdo con lo expuesto, las razones que han motivado el desarrollo del rating en Estados Unidos pueden resumirse como sigue (STANDARD & POOR'S, 1993b):

⁶⁷ En los años 70 se formaron agencias en Canadá, Japón y el Reino Unido; en los años 80 y 90 han ido apareciendo en países como Argentina, Australia, Chile, Corea, España, Filipinas, Francia, Hong-Kong, India, Malasia, México, Noruega y Portugal (Tablas 3.24 y 3.25).

- ✓ *La complejidad de su mercado de capitales, con un elevado número de emisores de reducido tamaño que, si bien aumenta las posibilidades de inversión, exige un mayor conocimiento de la situación financiera de las empresas al objeto de optimizar la decisión tomada.*
- ✓ *Determinados casos de impago protagonizados por grandes entidades (como la ciudad de Nueva York o la compañía Penn Central), con un fuerte efecto psicológico sobre la percepción del riesgo de los inversores, que han comenzado a utilizar masivamente los ratings como fuente de información.*
- ✓ *Un buen sistema de información financiera, desarrollado a través de los requisitos impuestos por la SEC.*

La Tabla 3.29 resume la evolución de las principales regulaciones financieras respecto al rating en Estados Unidos.

Año	Contenido	Rating mínimo	Nº de ratings	Regulador / Regulación
1936	Se prohíbe a los bancos la compra de valores especulativos	BBB	N.E. (1)	OCC, Reserva Federal y FDIC (3)
1951	Se impone a los mayores bancos requerimientos de capital para los bonos peor calificados	Varios	N.D. (1)	Norma NAIC ⁶⁸
1975	Se incrementa el capital mínimo de cobertura para los "brokers-dealers" respecto a los bonos de grado especulativo	BBB	2	Enmienda de la SEC a la norma 15c3-1
1982	Se facilitan los requisitos de divulgación para los bonos del grado de inversión	BBB	1	Adopción por la SEC del "Integrated Disclosure System" (comunicado #6383)
1984	Facilidad de emisión para determinados títulos no hipotecarios	AA	1	Pronunciamento del Congreso respecto al "Secondary Mortgage Market Enhancement Act" de 1984.
1989	Se permite a los fondos de pensión invertir en títulos avalados por activos con elevada calificación	A	1	Modificación de la restricción "ERISA" (PTE 89-88) por parte del Departamento de Trabajo.
1989	Se prohíbe a las organizaciones de tipo "Savings & Loans" ó S&L (2) la inversión en bonos de grado especulativo	BBB	1	Pronunciamento del Congreso respecto al "Financial Institutions Recovery" y "Reform Act" de 1940
1991	Calificación requerida para las sociedades de inversión inmobiliaria del mercado monetario al objeto de limitar las emisiones de baja calificación	A1 (a corto plazo)	1	Enmienda de la SEC a la regla 2a-7 establecida por la "Investment Company Act" de 1940.
1992	Exención para determinados emisores de títulos garantizados por activos respecto a su registro como sociedad de inversión inmobiliaria	BBB	1	Adopción por parte de la SEC de la regla 3a-7 establecida por la "Investment Company Act" de 1940.
1994	Establecimiento de diferentes porcentajes de capital mínimo para bancos y S&L (2) para distintos tipos de títulos avalados por activos	AAA y BBB	1	Reserva Federal, OCC, FDIC, OTS "Proposed Rule on Recourse and Direct Credit Substitutes"
1998	Restricción de la ayuda que puede prestar el Departamento de Transporte respecto a proyectos de grado de inversión	BBB	1	"Transport Infrastructure Finance and Innovation Act" de 1998
1999	Restricción de la capacidad de los bancos nacionales para establecer subsidiarios financieros	A	1	"Gramm-Leach-Bliley ACT" de 1999

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2000).

Notas: (1) N.E. = No especificado; (2) N.D. = No disponible

(2) Las organizaciones de tipo "Saving & Loans" (ahorro y crédito) pueden asimilarse en cierto modo a las cajas de ahorro españolas.

(3) OCC = Office of the Comptroller of the Currency (OCC); FDIC = Federal Deposit Insurance Corporation; NAIC = National Association of Insurance Commissioners; OTS = Office of Thrift Supervision.

Principales regulaciones financieras respecto al rating (EE.UU.)

Tabla 3.30

⁶⁸ National Association of Insurance Commissioners (NAIC).

Por otro lado, los requisitos de publicidad exigidos por la SEC para las emisiones de bonos a largo plazo en el mercado interior estadounidense suministran una fuente de información muy importante para las empresas americanas, de forma que las agencias de rating pueden llevar a cabo análisis detallados del mercado. Así, como recoge DALLAS (1993):

“En la actualidad, Standard & Poor’s mantiene calificaciones de más de 3.000 emisores empresariales y bancarios, 10.000 entidades municipales, estatales y soberanas, y más de 10.000 emisores de financiación estructurada en el mercado de EE.UU.”

Por otra parte, una de las normas más significativas es el artículo 15.c.3-1 de la *Securities Exchange Act*, que exige que los intermediarios de cambio y bolsa (“*broker-dealers*”) mantengan mayores provisiones de capital para los títulos peor clasificados por agencias de rating reconocidas como NRSROs.

En 1975 la SEC incluyó como NRSROs a Fitch Investors Service, S&P y Moody’s, incorporando en 1982 a la agencia Duff & Phelps; en 1983 a la agencia McCarthy, Crisanti & Maffei; en 1991 a la agencia IBCA; en 1992 a la Thompson Financial Bankwatch (SEC, 1997); en 2003 a la Dominion Bond Rating Service Limited y en 2005 a la agencia A.M.Best. Tras los sucesivos procesos de fusión⁶⁹ a los que se han sometido estas empresas, en la actualidad la SEC considera como NRSROs a *Fitch*₍₂₎, *S&P*, *Moody’s*, *Dominion Bond Rating Service Limited* (“DBRS”) y A.M. Best Company.

Por lo que respecta a los criterios utilizados para la calificación de una agencia como NRSRO, éstos pueden resumirse como sigue (CSBB, 2000, pág. 51):

“Las potenciales NRSROs deben cumplir los siguientes criterios:

- Reconocimiento respecto a credibilidad y fiabilidad por parte de los usuarios principales de rating en los EE.UU.
- Capacidad para operar de forma independiente respecto presiones económicas o de control de las compañías sujetas a rating.
- Empleo de un número adecuado de analistas con el nivel académico y experiencia necesarios para evaluar completamente el riesgo de crédito de un emisor.
- Utilización de procesos sistemáticos de calificación, diseñados para producir ratings creíbles y precisos.
- Existencia de procesos de control internos para la prevención del mal uso de información privilegiada.”

Por lo que respecta a la resolución de posibles conflictos que pudieran surgir entre las calificaciones otorgadas por las diversas agencias, la mayoría de los reguladores americanos suelen aceptar el primer o segundo rating más alto, si bien, como se ha comentado previamente, la *National Association of Insurance Commissioners*

⁶⁹ Las agencias IBCA y Fitch Investors Service se han integrado en Fitch₍₂₎, grupo al cual pertenece también Duff & Phelps, a pesar de conservar su identidad particular, razón por la cual aparece referida de forma independiente. Por su parte, McCarthy, Crisanti & Maffei fue adquirida por Duff & Phelps en 1991, desapareciendo como agencia independiente.

(NAIC) correspondiente al sector asegurador utiliza un procedimiento diferente, estableciendo la *Security Valuation Office* (SVO) su propio juicio respecto a la elección del mayor o menor rating⁷⁰.

Recientemente el Senado de EE.UU. ha aprobado un nuevo acta que, bajo la denominación “*Credit Rating Agency Duopoly Act of 2006*”, revisa el marco de admisión y trabajo de las agencias NRSROs ante los cambios introducidos por la Ley Sarbanes-Oxley de 2002 (SENADO EE.UU. 2006). En particular, se establece la necesidad de fortalecer los controles sobre este tipo de agencias, que deben seguir siendo objeto de admisión específica por parte de la *Securities and Exchange Commission*, y deben proporcionar volúmenes de información crecientes sobre los procesos y metodologías utilizadas para la determinación de sus ratings. Asimismo, se presta especial atención a la resolución de conflictos de interés que podrían aparecer por la prestación adicional de servicios de consultoría y asesoría a las entidades calificadas, o bien por la estructura de propiedad de las propias agencias de rating; en particular, se autoriza al regulador a prohibir estas actividades cuando atenten contra el interés público.

Finalmente cabe comentar las implicaciones que la reciente aprobación del FAS 141⁷¹, titulado “*Business Combinations*” por parte del Financial Accounting Standards Board (FASB) presenta respecto al desarrollo de las agencias de rating en EE.UU. Este documento, aprobado en junio del 2001 y con aplicación a partir del 1 de julio de dicho año, resulta aplicable a las uniones de empresas (fundamentalmente adquisiciones), estableciendo que la entidad compradora deberá contar con una opinión independiente para distribuir el precio de compra entre los activos y pasivos tangibles e intangibles adquiridos, al objeto de determinar el auténtico valor del fondo de comercio que se derive de la transacción. Esta norma contribuirá en los próximos años al desarrollo del negocio de las agencias de calificación, que podrán actuar como expertos independientes respecto a tales tasaciones.

A partir del ejemplo norteamericano, los reguladores de otras naciones como el Reino Unido y Japón han obligado a las agencias de calificación a solicitar su reconocimiento oficial, si bien aún no existe obligación de calificar toda emisión de deuda.

3.5.2.3. El euromercado y las regulaciones de la Unión Europea

3.5.2.3.1. Los mercados de capitales europeos

El segundo gran mercado de capitales respecto al empleo de ratings es el denominado *euromercado*, si bien no se muestra tan activo como el norteamericano. El mercado europeo de bonos es relativamente joven (se constituyó en los años 70 del siglo XX), presentando un menor número de emisiones y una estructura más informal que la del mercado estadounidense.

⁷⁰ La SVO asigna a los bonos seis categorías de calidad (1, 2, 3, 4, 5, 6), que se corresponden con los ratings de las principales agencias, como sigue (VERONA MARTEL, 1999b): 1 = Aaa, Aa y A de Moody's o bien AAA, AA y A de S&P; 2 = Baa de Moody's o bien BBB de S&P; 3 = Ba de Moody's o bien BB de S&P; 4 = B de Moody's o B de S&P; 5 = Caa, Ca y C de Moody's o CCC, CC y C de S&P; 6 = Grado de incumplimiento de ambas agencias.

⁷¹ A su vez el FAS 141 fue parcialmente reformado por la nota 18 del FAS 144 “*Accounting for the Impairment or Disposal of Long-Lived Assets*”, aprobado en agosto de 2001.

Hasta hace relativamente poco tiempo, los mercados de capitales de EE.UU. eran los únicos que operaban libremente a nivel mundial (de hecho aún hoy continúan siendo los mayores del mundo), por lo que la calificación crediticia se concentraba en un número reducido de agencias norteamericanas. No obstante, a medida que estos mercados fueron evolucionando, las agencias fueron internacionalizándose, a través de la calificación de la deuda emitida por organizaciones extranjeras que pretendían acceder a los mercados americanos en busca de fondos (CHARLTON y PRESCOTT, 1993).

Esta calificación de deuda emitida por entidades extranjeras era realizada fundamentalmente por las dos agencias de mayor tamaño (*S&P* y *Moody's*) y, puesto que la misma se destinaba a los mercados estadounidenses, el rating se realizaba de acuerdo a los intereses de EE.UU., sin considerar apenas los mercados nacionales de origen. Como consecuencia, no hubo una demanda importante de calificaciones crediticias en Europa hasta la desregulación de los mercados europeos en la década de los años 80 del siglo XX.

En los primeros años de desarrollo del euromercado los emisores solían ser instituciones multinacionales, gobiernos soberanos, entidades estatales o supranacionales, bancos y empresas grandes muy conocidas, de forma que el riesgo de crédito se evaluaba en base a la reputación asociada a los emisores. No obstante, con el progresivo crecimiento del euromercado se incrementó la base de emisores para dar entrada a entidades más pequeñas y menos conocidas, lo que llevó a un incremento en la necesidad de ratings para identificar la auténtica calidad crediticia, por parte de los inversores, y para conseguir una diferenciación de mercado, por parte de los emisores.

Los principales casos de incumplimientos en el euromercado tuvieron lugar a mediados de los años 80 y principios de los años 90 del siglo XX⁷², demostrando que este mercado no está exento de impagos y precisa, por tanto, del desarrollo de calificaciones que informen sobre el riesgo real de las entidades.

Finalmente, cabe destacar que, de acuerdo con *S&P*, de los 1.581 eurobonos vendidos entre julio de 1991 y junio de 1992 en el euromercado, el 52,1% fueron calificados por *S&P*, alcanzando un 64,2% respecto al volumen de deuda vendida, indicativo de la existencia de un mayor porcentaje de calificación en las emisiones de deuda mayores. Si bien este porcentaje representa un importante incremento respecto a la década de los años 80, lo cierto es que resulta mucho menos significativo que en el caso norteamericano, si bien se presume que el porcentaje de uso del rating se irá incrementando progresivamente en el tiempo a medida que aumente el tamaño y complejidad del euromercado, como ya ocurrió en EE.UU.

Por otro lado, la agencia *Fitch*⁽²⁾ está incrementando su presencia en el sector europeo de calificaciones, situándose IBCA en 1995 por delante de *S&P* y *Moody's* respecto a los mercados británicos y alemanes, y similar respecto al mercado español, previéndose un importante crecimiento en cuanto a la cuota de mercado para los años venideros.

⁷² DALLAS (1993) comenta los incumplimientos protagonizados por *Olympia and York* (Canadá), *Integrated Resources* (EE.UU.) y *The Bond Corporation* (Australia), entidades que operaban en el euromercado.

Entre las principales causas y consecuencias del incremento en el uso de ratings a nivel europeo destacan las siguientes (REDONDO, 1992):

- ✓ La previsible reducción de las funciones desempeñadas por el departamento crediticio de las entidades financieras, que se limitarían al área de concesión o denegación de sus propios préstamos.
- ✓ Incremento de la titulización de las entidades financieras respecto a los activos no hipotecarios sobre el sector privado, al objeto de darlos de baja en el balance de las entidades debido a su fuerte ponderación sobre el coeficiente de solvencia bancario. Esta titulización (conversión en instrumentos de deuda negociables en los mercados financieros) incrementaría aún más la necesidad del rating.
- ✓ Empleo de los ratings para determinar la calidad de los prestatarios de las entidades de crédito y entidades de valores al objeto de calcular un coeficiente de recursos propios más ajustado.

Por lo que respecta al uso de calificaciones por parte de la regulación financiera general de la Unión Europea, la principal norma en este ámbito ha sido traicionalmente la *Directiva 93/6/CEE del Consejo*, de 15 de marzo de 1993, sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito (Directiva CAD I), modificada parcialmente en el año 1998 por la Directiva 98/31/CE o CAD II (DOCE nº L 090 de 25 de marzo de 1998) al objeto de introducir la enmienda para Riesgo de Mercado aprobada en 1996 por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

Esta norma, aplicable a las empresas de inversión y entidades de crédito comunitarias, establecía los requisitos de capital mínimo que deben presentar tales entidades en concepto de cobertura de riesgos, estableciendo diversas ponderaciones según el tipo de activos que integraran la cartera de la entidad. En el caso de activos no cualificados⁷³, tales ponderaciones podían ser objeto de ajuste por parte de las autoridades competentes si el riesgo de impago había sido calificado como muy reducido por al menos dos agencias de calificación crediticia reconocidas, o por sólo una agencia de calificación crediticia, siempre que dichos valores no hubieran sido calificados por debajo de ese nivel por otra agencia de calificación reconocida por las autoridades competentes (art. 12.1).

En la actualidad, la Directiva 93/6/CE ha sido sustituida por la Directiva 2006/49/CE (refundición) o CAD III, adaptada a los requerimientos establecidos por el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea II. El texto de la nueva Directiva se refiere al empleo de calificaciones crediticias en numerosos artículos. En particular, cuando se establece el cálculo de las exigencias de capital para el riesgo de posición (o riesgo de mercado), la norma señala distintas ponderaciones de riesgo según el rating, *interno o externo*, asignado a las posiciones integradas en la cartera de negociación de la entidad.

Otra normativa de gran interés a nivel comunitario ha sido la *Directiva 2000/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo*, de 20 de marzo de 2000, relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y su ejercicio, que unificó a diversas

⁷³ Con carácter general, activos emitidos por empresas de inversión no reconocidas de terceros países, no admitidas a cotización en ningún mercado regulado de un Estado miembro ni en ninguna bolsa de valores reconocida de un país tercero.

Directivas previas en la materia. En esta norma se establecía un coeficiente mínimo de solvencia para las entidades de crédito del 8%, coeficiente que expresaba la proporción existente entre los fondos propios de la entidad (definidos en el artículo 41) y los activos y cuentas de orden ponderados por su riesgo. A su vez tal riesgo se determinaba de acuerdo a lo establecido en el artículo 42, que distinguía entre dos tipos de zonas: *zona A* (países OCDE y que hayan celebrado Acuerdos Generales de Empréstito (AGE) con el Fondo Monetario Internacional) y *zona B* (resto de países). Así, la ponderación asignada a cada tipo de activo dependía tanto de su naturaleza como de la zona a la que pertenecía la entidad emisora. Si bien esta Directiva no hacía referencia expresa al empleo de calificaciones externas, no derogaba el apartado 12 del artículo 1 de la Directiva 93/6/CEE.

En la actualidad, la Directiva 2000/12/CE se encuentra refundida en la Directiva 2002/48/CE, que constituye la necesaria modernización del derecho comunitario ante la entrada en vigor del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea a comienzos del año 2007. Esta Directiva hace extenso uso de los ratings como instrumentos para la gestión de riesgos, al autorizar expresamente la aplicación del enfoque estándar (basado en ratings externos asignados por agencias autorizadas) y del enfoque IRB (basado en modelos internos de calificación) para la gestión del riesgo de crédito, analizados en detalle en el Capítulo 1 de la presente Memoria.

Por lo que respecta al reconocimiento de las agencias de rating por parte de las autoridades supervisoras bancarias de los diferentes países europeos, en algunos casos el reconocimiento abarca a toda la agencia mientras que en otros únicamente afecta a determinadas partes de la entidad, particularmente con relación a aquellas agencias que han surgido como consecuencia de la fusión de entidades previas (fundamentalmente el grupo *Fitch*⁽²⁾ en el caso comunitario) o bien a entidades locales subsidiarias de agencias internacionales que también operan en el país (Tabla 3.31).

El número de entidades reconocidas apenas ha variado a lo largo del tiempo⁷⁴, consecuencia de la relativamente reciente construcción de las listas de agencias por parte de los organismos supervisores (la mayoría de ellas datan de los años 1996 y 1997).

⁷⁴ A excepción de la inclusión de nuevas agencias realizada por Bélgica e Italia.

	CBRS (1)	DBRS	Duff & Phelps (3)	Fitch ₍₂₎	Ital- rating	JCR	JRII	Mikuni	Moody's	S&P
<i>Bélgica</i>			T (2)	T					T	T
<i>Francia</i>	T	T	T	T		T	T		T	T
<i>Italia</i>			T	T	P				T	T
<i>Luxemburgo</i>				T					T	T
<i>Países Bajos</i>	T	T	T	T		T	T		T	T
<i>Suecia</i>		T		T				T	T	T
<i>"Suiza"</i>		T		T				T	T	T
<i>Reino Unido</i>	P	P	P	T		P	P	P	T	T

Fuente: Adaptado de CSBB (2000), pág. 46 (traducción libre)

Notas: (1) CBRS = Canadian Bond Rating Service; DBRS = Dominion Bond Rating Service; JCR = Japan Credit Rating Agency; JRII = Japan Rating and Investment Information; S&P = Standard & Poors Rating Services.

(2) T/P = reconocimiento total / parcial de la agencia por parte de la autoridad reguladora; celdas en blanco = agencias no reconocidas.

(3) La persistencia de Duff & Phelps con posterioridad a su adquisición por Fitch-IBCA (actual Fitch₍₂₎) ha llevado a la inclusión de esta agencia de forma adicional a su matriz.

Agencias de rating reconocidas por la normativa financiera de la Unión Europea

Tabla 3.31

Respecto a los criterios utilizados por los supervisores nacionales para el reconocimiento de las agencias de rating, en todos los casos se consideran aspectos como la objetividad, a excepción de Luxemburgo y Reino Unido que apuestan por el reconocimiento de la agencia en el mercado. Adicionalmente, Bélgica considera explícitamente la característica de independencia e Italia la de transparencia, incluyéndose en ambos países el requisito de credibilidad (Tabla 3.32).

País	Criterios de reconocimiento utilizados
<i>Bélgica</i>	"Las agencias de rating se reconocerán sobre la base de una evaluación general de su credibilidad (entre otras cosas, su uso efectivo por instituciones de crédito belgas) y un examen de su organización y metodología, con particular atención a sus integridad e independencia."
<i>Francia</i>	Esta información no es de dominio público.
<i>Italia</i>	"Las agencias se eligen sobre la base de su credibilidad, objetividad, transparencia y papel jugado en el mercado italiano".
<i>Luxemburgo</i>	"El principal criterio es el reconocimiento internacional de las agencias y su presencia en el mercado."
<i>Países Bajos</i>	Información no disponible.
<i>Suecia</i>	"No se han desarrollado criterios específicos respecto a las agencias de rating que resultan elegibles. Por el contrario, sólo se aceptarán las agencias más importantes que tengan una gran experiencia y cuyo desempeño pueda ser comprobado en caso de necesidad. Las tres agencias de rating que se considera pueden elegirse son aquellas utilizadas por los bancos suecos para calificar sus instrumentos de deuda."
<i>"Suiza"</i>	"Objetividad/experiencia/reputación/independencia/cobertura de las contrapartes localizadas en Europa, Norte América y Japón."
<i>Reino Unido</i>	"Reconocimiento del mercado."

Fuente: Elaboración propia a partir de CSBB (2000)

Criterios de reconocimiento de las agencias de rating en la normativa financiera de la Unión Europea

Tabla 3.32

Los posibles conflictos entre agencias se resuelven considerando las calificaciones de al menos dos de estas entidades, al objeto de reducir el riesgo de manipulación de los ratings.

3.5.2.3.2. El mercado asegurador europeo

El empleo de ratings en el ámbito asegurador europeo ha sido tradicionalmente reducido, dado que las normas reguladoras de los requisitos de solvencia se fundamentaban en los activos, pasivos y primas de cada entidad, sin tener en cuenta su calificación crediticia particular, en el caso de que estuviera disponible.

No obstante lo anterior, la reforma propuesta en los últimos años bajo el marco de Solvencia II ha planteado la conveniencia de utilizar ratings crediticios como mecanismo de apoyo a la toma de decisiones por parte de las entidades supervisoras y, en particular, para orientar la supervisión de carácter prudencial.

De acuerdo con el informe *“Study into the methodologies to assess the overall financial position of an insurance undertaking from the perspective of prudential supervision”* (KPMG, 2003) existen dos tipos de ratings que podrían ser de utilidad en este ámbito:

- ✓ Los ratings de fortaleza financiera de las entidades aseguradoras.
- ✓ Los ratings asociados con emisiones específicas de deuda adquiridas por parte de las empresas de seguros.

Por lo que respecta a los *ratings de fortaleza financiera*, que informan de la capacidad financiera de la empresa para atender sus compromisos de pago futuros, el estudio realizado considera que se trata de medidas directamente relevantes para la protección de los asegurados respecto al riesgo de insolvencia de las aseguradoras. Estos ratings son utilizados por un amplio número de usuarios externos a las empresas de seguros, entre los que destacan:

- Gestores financieros independientes, que los emplean como un factor para decidir qué tipos de productos son los más adecuados para un potencial asegurado.
- Corredores de seguros, que los utilizan para decidir la compañía con la que deben hacer negocios.
- Compradores corporativos de seguros, para decidir la empresa más solvente y segura.
- Cedentes de reaseguro, para evaluar la seguridad de los reaseguradores.
- Inversores y bancos, como una fuente de información para gestionar el riesgo de crédito derivado de las empresas aseguradoras integradas en sus carteras.

Asimismo, las propias entidades aseguradoras conceden gran importancia a sus ratings de fortaleza financiera, dado que afectan a la percepción que el mercado tiene de la entidad, por lo que afecta a su posición competitiva.

Por otra parte, los ratings de fortaleza financiera podrían resultar muy útiles para orientar la supervisión prudencial por parte de las autoridades, que podrían utilizarlos como:

1. Un indicador general de la fortaleza financiera de la empresa. En particular, se considera la conveniencia de emplear los modelos utilizados por las dos principales agencias de rating⁷⁵ como base para el desarrollo de un modelo de capital basado en riesgo para la supervisión de las entidades aseguradoras dentro de la Unión Europea.
2. Un indicador del nivel de esfuerzo supervisor que debería dirigirse a cada compañía individual; así, un menor rating sería indicativo de una mayor necesidad de supervisión por parte de los reguladores.
3. Un indicador del nivel de seguridad de los reaseguradores, al objeto de determinar el capital mínimo necesario de cada empresa de seguros.
4. Un medio para adquirir información procedente de la experiencia que las agencias de ratings han ido acumulando a lo largo de los años. De esta forma, los supervisores comprenderían la evaluación realizada por las agencias respecto a los riesgos a los que se enfrentan las aseguradoras, lo que les permitiría evaluar su propio conocimiento respecto a las distintas categorías de riesgos vinculados a los seguros.
5. Un mecanismo de alerta temprana a nivel supervisor, en particular cuando los ratings de la empresas experimentan cambios y actualizaciones a lo largo del tiempo; por ejemplo, ante los ataques terroristas del 11 de Septiembre de 2001, algunas empresas sufrieron descensos en sus calificaciones que reflejaban las dificultades para atender los pagos derivados de estos hechos.

En cuanto a los *ratings* asociados con emisiones específicas de deuda, KPMG (2003) considera que, dado que la medida de solvencia utilizada por los supervisores debe reflejar los riesgos a los que están expuestas las aseguradoras, este tipo de ratings podría utilizarse para evaluar el riesgo asociado con las inversiones de renta fija realizadas por las entidades de seguros y, de esta forma, para determinar el impacto de dichas inversiones sobre su solvencia. Asimismo, podrían utilizarse para establecer restricciones y cargos respecto a los componentes del capital mínimo necesario de acuerdo con un potencial sistema de solvencia basado en el capital en riesgo. Ahora bien, los ratings asociados con emisiones de deuda no pueden utilizarse para inferir el riesgo particular del emisor, pues si bien un bajo rating de deuda informa de problemas en la solvencia de la entidad emisora, un rating elevado no tiene por qué representar una posición fuerte del emisor sino que depende de las características del contrato (garantías, etc.)

Como conclusión, el informe considera que los ratings de fortaleza financiera constituyen el tipo de calificación crediticia más relevante para la supervisión prudencial por parte de los reguladores, por lo se analiza de forma detallada la metodología empleada para su formulación, así como sus ventajas e inconvenientes respecto a las áreas potenciales de asistencia previamente definidas.

En el ámbito metodológico se considera que, para que los ratings puedan constituir elementos útiles en la gestión prudencial, es preciso que los supervisores

⁷⁵ S&P, que tiene la mayor cuota de mercado en el mercado asegurador europeo, y A.M. Best, que constituye la principal agencia de rating empleada por las aseguradoras estadounidenses. Por su parte, la agencia Moody's se ha especializado más en ratings asociados con emisiones de deuda.

comprendan claramente los determinantes que les afectan y las relaciones entre ellos. De esta forma, KPMG (2003) analiza las metodologías utilizadas por las tres principales agencias de rating (S&P, A.M. Best y Moody's), observando como características más relevantes las siguientes:

- Existen dos tipos básicos de ratings emitidos por las agencias en el ámbito asegurador: los que se solicitan de forma voluntaria por las empresas (ratings interactivos) y los que se otorgan de oficio por las entidades (ratings de oficio o tipo pi). Mientras que en el primer caso los determinantes integran medidas cuantitativas y cualitativas derivadas de entrevistas con las empresas (si bien las cuantitativas prevalecen), en el segundo caso sólo se considera información pública. Todas las agencias emiten ratings interactivos, y dos de ellas elaboran ratings de oficio.
- La actualización de los ratings de oficio se realiza de forma anual, o antes si se ha producido algún evento significativo en la empresa. Los ratings interactivos son objeto de una revisión constante a lo largo del tiempo.
- Los modelos desarrollados para la calificación crediticia se aproximan a los aplicados por la NAIC norteamericana, esto es, se identifican distintos determinantes de riesgo, generalmente de carácter económico-financiero, cuyos valores se integran en una fórmula final, desconocida para los usuarios, que proporciona el riesgo de crédito asociado a cada entidad.
- Existen diferencias en la forma en que las agencias tratan a los grupos de entidades, de forma que una de ellas no otorga ratings para grupos, mientras que el resto sí lo hace.
- El proceso de rating incluye un análisis del mercado de actuación del asegurador. Las agencias consideran los ratings soberanos de cada país, así como factores locales (regulación legal, regulación medioambiental, etc.), oferta de productos, canales de distribución y, particularmente, el nivel de competitividad del mercado.
- El análisis realizado incluye un examen detallado de la capacidad financiera y operativa de cada entidad aseguradora.

Por lo que respecta a la asistencia potencial de los ratings de fortaleza financiera respecto a las decisiones adoptadas por los supervisores, a continuación se analiza de forma detallada cada una de las áreas de influencia.

❶ *Medida de la fortaleza financiera de la empresa*

Una de las funciones básicas de los supervisores es la protección de los asegurados mediante el establecimiento de requisitos mínimos de capital y la observación del cumplimiento de tales estándares por las empresas aseguradoras.

La utilización de ratings de fortaleza financiera presenta múltiples ventajas en este ámbito, dado que por su propia definición los ratings reflejan la capacidad financiera de la empresa para atender los compromisos de pago asumidos con los asegurados. En particular, las calificaciones interactivas incluyen una amplia gama de riesgos que pueden afectar al nivel de solvencia de la empresa; así, aspectos como la posición competitiva de la empresa en el mercado de operaciones permite la evaluación prospectiva de la situación financiera de la entidad.

Asimismo, las agencias de calificación suelen utilizar modelos de adecuación de capital que, a partir de ratios basados en los determinantes del riesgo de crédito, establecen bandas de fluctuación asociadas a cada categoría crediticia⁷⁶ (Tabla 3.33). Si bien dichos modelos no definen el rating final otorgado a cada empresa, sino que constituyen un factor más a considerar por las agencias, pueden resultar de utilidad para el supervisor a la hora de contrastar la robustez de sus propias evaluaciones crediticias.

Entre los principales inconvenientes del empleo de ratings destaca el hecho de que la experiencia histórica ha demostrado que pueden producirse insolvencias incluso en empresas calificadas con los ratings más elevados (“AAA”, “AA”, etc.), como en el caso de la *Health Insurance Holdings* australiana.

Adecuación de capital	Nivel indicativo de rating	Evaluación de la adecuación del capital
< 100%	BB o inferior	Vulnerable
100% - 125%	BBB	Buena
125% - 150%	A	Fuerte
150% - 175%	AA	Muy fuerte
> 175%	AAA	Extremadamente fuerte

Fuente: Elaboración propia a partir de KPMG (2003)

Rangos de adecuación de capital por niveles de rating

Tabla 3.33

② Indicador del esfuerzo supervisor

A la hora de determinar el esfuerzo supervisor que precisa una determinada empresa aseguradora no basta con considerar su posición de solvencia, sino que deben analizarse otros aspectos adicionales, como la competencia de los gestores de la entidad o la efectividad de los sistemas de supervisión de riesgos.

Para que los ratings resulten útiles en este ámbito deben proporcionar información sobre tales criterios adicionales, además de sobre la solvencia de cada entidad. KPMG (2003) considera que el análisis realizado para el otorgamiento de ratings, especialmente en el caso de calificaciones interactivas, incluye la mayoría de los riesgos considerados por las autoridades para determinar el nivel de esfuerzo supervisor a implementar.

No obstante, si la información que proporciona la entidad aseguradora a la agencia de rating no es buena, el rating resultante no resultará fiable, por lo que debe ponerse especial atención en detectar problemas en la calidad de los sistemas de gestión de riesgos de las empresas de seguros calificadas.

③ Indicador del nivel de seguridad de los reaseguradores

La metodología utilizada para la calificación de entidades reaseguradoras es muy similar a la utilizada para el resto de empresas de seguros. La principal diferencia radica en que en el caso de las reaseguradoras se da más importancia al riesgo por

⁷⁶ Un análisis detallado de la metodología utilizada por S&P para el cálculo del ratio de adecuación de capital se recoge en el Capítulo 4.

actividades operativas, a la exposición ante pérdidas de elevada cuantía y a las consecuencias de la agregación de riesgos.

Como consecuencia, las ventajas y los inconvenientes que se derivan del empleo de ratings respecto a entidades reaseguradoras son los mismos que respecto a la evaluación de la fortaleza financiera del resto de entidades aseguradoras.

④ y ⑤ Medio para compartir información y desarrollar mecanismos de alerta temprana

Durante la evaluación de una entidad por una agencia de rating se llevan a cabo múltiples estudios, de naturaleza cuantitativa y cualitativa, que podrían resultar de utilidad a las entidades supervisoras. Esta información podría servir como punto de partida al supervisor, que luego la complementaría con sus propios análisis a partir del contacto directo con la entidad aseguradora.

Para ello, podrían establecerse reuniones entre las agencias de rating y el supervisor, a las que podría asistir la aseguradora analizada, al objeto de que éste comprendiera claramente el proceso seguido para otorgar la calificación y los determinantes utilizados para la medición del riesgo de crédito. De esta forma, podría contrastar si sus conocimientos son adecuados y suficientes para la evaluación de las aseguradoras de su jurisdicción.

No obstante, no está claro si las agencias de rating estarían dispuestas a compartir su información y los resultados de sus análisis con supervisores externos. Además, tales reuniones tendrían un coste para las agencias, que debería repartirse entre todos los sujetos implicados en el proceso (agencias, aseguradoras y regular), por lo que dichas reuniones deberían limitarse a las entidades con niveles elevados de riesgo.

Asimismo, en el caso de ratings interactivos podrían producirse problemas de manipulación de información por parte de las aseguradoras, que proporcionarían datos más optimistas en la medida que conociesen que los ratings otorgados a partir de tal información se utilizarían por los supervisores para la evaluación de su solvencia. Por último, podrían producirse problemas derivados de cláusulas de confidencialidad entre la aseguradora y la agencia de rating.

Al objeto de superar esta limitación, se plantea como alternativa la conveniencia de emplear los cambios en los ratings otorgados por las agencias, que son de naturaleza pública, como mecanismos de alerta temprana por parte de los supervisores. Así, ante una modificación en la calificación inicialmente otorgada, la entidad supervisora se plantearía la conveniencia de actualizar su evaluación, si bien este mecanismo sería de naturaleza reactiva, frente a la proactividad que debe presidir la evaluación de riesgos.

Una vez analizada la utilidad de los ratings de fortaleza financiera respecto a los distintos ámbitos de supervisión aseguradora, cabe analizar algunas de sus características más destacadas, que pueden influir en su potencial uso por parte de las autoridades.

- a) *Naturaleza voluntaria de los ratings.* Los ratings interactivos son otorgados a solicitud de la entidad analizada, mientras que los ratings de oficio son otorgados a discreción de la agencia de rating. Como consecuencia, no todas las aseguradoras que operan en el mercado disponen de ratios de fortaleza

financiera, lo que puede dificultar su utilización generalizada por parte de los supervisores. Ahora bien, si los organismos de supervisión comprendieran claramente cuáles son los determinantes que afectan a las calificaciones crediticias y qué etapas se siguen para la elaboración de un rating, podrían simular por sí mismos el proceso calificador sin depender de discrecionalidad de tipo alguno.

- b) *Independencia.* Dado que los ratings interactivos son pagados por las propias empresas calificadas, podría haber un conflicto de intereses que afectaría a la independencia de las agencias de calificación. Como solución, se plantea la separación de los departamentos de ventas y análisis dentro de las agencias, así como el empleo de ratings de oficio.
- c) *Calidad de la información.* La calidad de los ratings depende de la información utilizada para su formulación; si la entidad aseguradora proporciona información poco fiable, el rating subsiguiente no será confiable, circunstancia que debe ser tomada muy en cuenta por parte de los aseguradores.

Por otro lado, existen diferencias entre los ratings interactivos o voluntarios, que incorporan información cuantitativa y cualitativa proporcionada por la empresa que ha solicitado la calificación, y los ratings de oficio o “pi”, que sólo consideran información de carácter público. En este último caso, pueden existir problemas relacionados con la transparencia de la información y los distintos requisitos legales de cada país, lo que podría reducir la utilidad de los ratings tipo “pi” para el supervisor.

No obstante lo anterior, la mayoría de las agencias llevan a cabo procesos de homogeneización de la información pública que utilizan, unidos a controles contables para la detección de errores. Por otro lado, la creciente tendencia hacia la globalización de los mercados, como en el caso del mercado financiero europeo, reduce el riesgo de diferencias legales y jurídicas entre países. La eficacia de estos métodos ha llevado a que agencias como S&P emitan muchos más ratings de oficio que interactivos (600 vs. 250 respecto al mercado asegurador no estadounidense).

- d) *Credibilidad.* Dado que los ratings están basados en determinantes cuantitativos y cualitativos, existen distintas fuentes de subjetividad que afectan a la calificación final otorgada. La metodología para la concesión de ratings no se encuentra sometida a procesos de auditoría, por lo que los reguladores no pueden basar únicamente sus actuaciones en calificaciones externas. Este inconveniente se reduce para los ratings tipo “pi”, puesto que los emisores utilizan exclusivamente información pública (fundamentalmente financiera) para la emisión de estas calificaciones.
- e) *Temporalidad de los ratings.* Al igual que la mayoría de las medidas de solvencia, los ratings están basados en datos históricos de la entidad analizada, lo que limita su aplicación con fines prospectivo. No obstante, es habitual que los ratings incluyan algún tipo de estimación acerca de la capacidad futura de gestión de la empresa analizada.

- f) *Comparabilidad*. Tradicionalmente, las empresas aseguradoras europeas estaban sometidas a leyes particulares según el país en el que desarrollaran sus operaciones, incluso en el marco de la Unión Europea. Si bien las agencias de rating aplicaban distintas medidas para la homogeneización de datos, no siempre se garantizaba la comparabilidad de las calificaciones obtenidas.

La reforma contable iniciada en los últimos años, culminada en 2005 con la obligación para todos los grupos de empresas cotizados en bolsas europeas de elaborar los estados contables conforme a las normas NIC/NIIF, ha reducido esta dificultad. Asimismo algunas agencias, como S&P, vienen aplicando sistemáticamente valores de mercado, próximos al concepto de valor razonable, para la valoración de los activos financieros de las aseguradoras sujetas a calificación, lo que facilita los análisis comparativos.

- g) *Definición y simbología de los ratings*. Las agencias de rating utilizan distintas simbologías para expresar niveles de riesgo semejantes, lo que puede dificultar su interpretación. Ahora bien, en la práctica existen diversas tablas de conversión que podrían orientar a los supervisores a la hora de utilizar calificaciones crediticias procedentes de diferentes agencias.

En este ámbito, el informe elaborado por KPMG (2003) insiste en la necesidad de mejorar la cantidad y calidad de la información contable sobre riesgos que proporcionan las entidades aseguradoras.

Si bien en la actualidad no existe obligación de ofrecer a los usuarios externos información sobre riesgos, se considera que deben elaborarse estados contables específicos que recojan los distintos riesgos afrontados por la empresa y su importancia relativa, los programas de reaseguro utilizados y los análisis de sensibilidad de los sistemas de gestión de riesgos implementados. En particular, los datos relativos a las provisiones técnicas dotadas por cada entidad y a la evolución de las reclamaciones por parte de los asegurados deberían ser objeto de análisis detallado en los estados financieros.

Teniendo en cuenta lo anterior, KPMG (2003) sugiere cinco grandes áreas de información sobre riesgos a proporcionar por las aseguradoras:

- *Solvencia*: Deberían considerarse aspectos como el nivel de solvencia, los principales factores de riesgo que les afectan, las políticas de gestión de riesgos por parte de las entidades, la adecuación de los márgenes de solvencia según distintos escenarios de riesgos, el requerimiento mínimo de capital a mantener por la empresa y su distribución por categorías de riesgo y los ratings externos otorgados, si existen.
- *Pasivos*: La información a proporcionar debería hacer referencia a la metodología empleada para el cálculo de las provisiones técnicas, las asunciones realizadas para su cálculo, el rango de exposiciones a las que está sometida la empresa (bajo determinados niveles de confianza), las exposiciones máximas de la entidad para cada línea de negocio, área geográfica y tipo de evento de pérdida (empresas no vida) y las reclamaciones producidas respecto a provisiones dotadas en años previos.

- *Programas de reaseguro*: Deberían señalarse los principales términos de los contratos de reaseguro, incluyendo condiciones, exclusiones y límites de cobertura. Asimismo, deberían analizarse las posibles recuperaciones vía reaseguro que recibiría la empresa en caso de pérdida, teniendo en cuenta el rating crediticio del reasegurador y la entidad calificadora.
- *Riesgo operacional*: La información a proporcionar debería describir la gestión del riesgo operacional realizada por la empresa (aspectos generales).
- *Otros*: Información sobre otras incertidumbres, garantías y compromisos de la entidad.

Asimismo, podría resultar de utilidad incluir en los estados contables información sobre el capital económico de la aseguradora, definiendo éste como la evaluación, por parte de la propia empresa, del capital requerido para desarrollar la actividad según sus propios objetivos. La definición concreta de esta variable varía para cada entidad, y se basa en la posición financiera deseada de la empresa, como puede ser el mantenimiento de un determinado rating de fortaleza financiera, la disponibilidad de fondos suficientes para expandir su negocio, etc.

3.5.2.4. Los mercados de capitales nacionales

Desde 1972 se han establecido diversas agencias para atender a los inversores que operan en los mercados de capitales nacionales que han ido desarrollándose en el Pacífico, Asia, América del Norte, América del Sur y Europa. No obstante, la implantación del mecanismo de rating en los mercados de deuda relativos a países específicos no presenta un gran desarrollo, salvo excepciones como Japón, Australia, Canadá, Francia o Reino Unido, si bien a nivel europeo el crecimiento del euromercado sí ha impulsado la expansión de mercados nacionales, especialmente por lo que respecta a los mercados de pagarés de empresa a corto plazo constituidos en países como Francia, Reino Unido, Alemania, España, Suecia, Holanda, Portugal y Bélgica.

Aunque en todos estos casos el papel de las calificaciones es inferior al que existe en el mercado norteamericano, destaca particularmente el caso de Francia, donde la normativa gubernamental exige que todas las emisiones del tipo “*Commercial Paper*” (pagarés de empresa) con un vencimiento igual o superior a dos años deban ser calificadas, al igual que las financiaciones estructuradas. De nuevo se considera que a medida que crezca el número de emisores, volumen de emisiones y tipo de títulos en los mercados locales se incremente el empleo de calificaciones.

Por otro lado, si bien podría pensarse que, en el caso de mercados nuevos y recientemente liberalizados, las agencias de calificación nacionales estarían en mejores condiciones para competir que las agencias internacionales, al disponer de más elementos de juicio para evaluar el riesgo relacionado con emisores locales, lo cierto es que la creciente globalización y transparencia de los mercados ha llevado a una gran internacionalización de los inversores, que de esta forma suelen optar por las calificaciones de agencias de reconocido prestigio mundial.

Por otro lado, las grandes agencias de rating, conscientes de este posible inconveniente, han creado agencias satélite en aquellos países en los que detectan la existencia de oportunidades para el desarrollo del mercado de calificaciones,

combinando el conocimiento del mercado local proporcionado por analistas nacionales con la experiencia global de la empresa. De esta forma, agencias como S&P realizan la siguiente definición para su estrategia internacional (STANDARD & POOR'S, 1993b):

“(...) perspectiva global fuertemente apoyada por presencia local”.

3.5.2.5. El mercado español de capitales

El rating es una figura jurídica y financiera propia del mercado de valores, y como tal tiene asociada una serie de normativas generales respecto a los requisitos exigidos para la emisión general de títulos en los mercados de valores nacionales, entre las que destacan, particularmente: (1) las referidas a las emisiones y ofertas públicas de venta de valores; (2) las relativas a instituciones de inversión colectiva; (3) las referidas a titulización de activos; (4) las relacionadas con *capital-riesgo*; y (5) las referidas a la cobertura de riesgos por parte de entidades financieras.

① Emisiones y ofertas públicas de venta de valores

El empleo de calificaciones en el mercado español de renta fija es bastante reciente, consecuencia del dominio que presentan las emisiones de deuda pública en el mercado español (DALLAS, 1993), así como el fuerte peso de la banca en el sistema financiero que hace que los grandes prestatarios consideren más seguro colocar sus emisiones a través de la banca, suponiendo de forma implícita que ésta garantizará el buen fin de la operación (REDONDO, 1992).

Así, por ejemplo, en 1993 se colocaron en el mercado español 12,3 billones de pesetas de deuda pública (casi 74.000 millones de euros) frente a los 2,88 billones de pesetas (16.828 millones de euros) de deuda correspondientes al sector privado, según datos de la CNMV. Siete años más tarde, en 2000, las emisiones de títulos de renta fija sólo en el mercado español AIAF⁷⁷ alcanzó los 16 billones de pesetas (99.823 millones de euros), con un incremento del 15,7% respecto al ejercicio precedente, mientras que en el 2001 se alcanzaron los 23,5 billones de pesetas (141.381 millones de euros).

Puesto que el riesgo asociado con estos títulos es prácticamente nulo, los beneficios del rating en el mercado español de renta fija son aún limitados, si bien en los últimos años se ha observado un importante incremento de su uso para los mercados interiores de deuda no estatal.

En este sentido, el mercado de pagarés ha experimentado un gran desarrollado a lo largo de toda la década de los años 90, de forma que en diciembre de 1991 estaban registrados ante la CNMV 62 emisores, con pagarés de empresa colocados por valor de 1,7 billones de pesetas, frente a los 34 emisores por un total de 960.000 millones de pesetas presentes en diciembre de 1990. Diez años más tarde, en el primer trimestre del 2001, el importe registrado por la CNMV respecto a pagarés de empresa se aproximaba a los 2,5 billones de pesetas (más de 35.000 millones de euros).

Otras formas de financiación empleadas en España que también podrían incrementar de forma significativa las operaciones de calificación son las financiaciones estructuradas (y, en concreto, las financiadas con préstamos hipotecarios), cuya

⁷⁷ En España existen dos grandes mercados donde se negocian productos de renta fija: el mercado electrónico de renta fija de la bolsa de Madrid y el mercado de la Asociación de Intermediarios de Activos Financieros (AIAF).

complejidad aconseja el empleo de ratings para conocer la solidez de los activos que respaldan a las mismas, o los fondos mútuos de renta fija, donde la calificación podría resultar muy útil para la evaluación de la calidad relativa de las inversiones realizadas.

Para comprender mejor la importancia de los mercados españoles de deuda basta mencionar los datos obtenidos por CHARLTON y PRESCOTT (1993), según los cuales el mercado español de deuda era en 1993 el cuarto europeo por tamaño entre los de la Comunidad Europea (detrás de los del Reino Unido, Francia y Alemania, por este orden).

Por otro lado, si bien son varios los emisores españoles que han sido ya calificados para mercados de deuda exteriores a España, aún resultan insuficientes si se comparan con la dimensión del mercado de deuda nacional. De acuerdo con SERRANO CINCA y APELLÁNIZ GÓMEZ (1995), esta circunstancia podría suponer que los emisores españoles están rentabilizando su presencia en los mercados internacionales pero no así en los nacionales, al no existir una información suficiente acerca del riesgo asociado a las emisiones de renta fija nacionales.

La base de emisores abarca entidades de índole muy diversa: servicios públicos, compañías de arrendamiento financiero (*leasing*), bancos, empresas industriales, administraciones locales, etc., habiéndose observado ya algunos incumplimientos que aconsejan el empleo de calificaciones. No obstante, a pesar del importante volumen de pagarés emitidos en el mercado nacional, no existe exigencia de calificación respecto a las compañías emisoras españolas.

La gran diversidad de emisores presentes en el mercado español de deuda, la creciente desintermediación de los mercados, sus expectativas de crecimiento, el apoyo de los procesos de calificación por diversas instituciones (CNMV, Ministerio de Economía, Banco de España...) y la presencia de títulos cada vez más complejos auguran un elevado potencial de crecimiento para los procesos de calificación, si bien el éxito final dependerá de la necesidad real que los inversores sientan respecto al rating y de su propia aceptación por parte de los emisores (DALLAS, 1993).

Los bancos españoles han aceptado como inevitable el proceso de desintermediación, máxime tras las quiebras registradas en la década de los años 90 de grandes emisores como Intra, Papelera, La Seda y Ercros. El fracaso de estos emisores podría haber generado graves pérdidas para los bancos si los inversores hubieran insistido en que las entidades financieras recompraran la deuda pues, aunque éstas no tienen obligación legal de efectuar tal recompra, la pérdida de clientes derivada de una negativa en este sentido podría haber sido muy importante. Ante estas circunstancias, es lógico que los bancos prefieran trasladar a las agencias de calificación la responsabilidad derivada de la valoración del riesgo de crédito.

Adicionalmente, el apoyo de las autoridades institucionales respecto a la formación de capital mediante el ahorro directo, fondos de pensiones e inversión estimulará el crecimiento de los mercados de capitales interiores. Así, el gran peso de los fondos de inversión en España ha incrementado la necesidad de buscar inversiones alternativas para diversificar el riesgo, lo que está facilitando la aparición de nuevos emisores poco conocidos que precisan ser calificados al objeto de conocer el nivel real de riesgo asociado a sus valores de renta fija.

Entre las principales normativas españolas que consideran el empleo de ratings para la emisión de valores en los mercados de capitales destacan las siguientes:

- *Orden Ministerial de 12 de julio de 1993 sobre folletos informativos y otros desarrollos del Real Decreto 291/1992, de 27 de marzo, sobre emisiones y ofertas públicas de venta de valores (BOE 22 de julio de 1993)*⁷⁸. Esta orden establece los modelos básicos de folletos informativos para las emisiones de valores de renta variable y fija (Anexos A y B).

“Anexo A. Modelo para valores de renta variable.

(...) Cap. 2. La oferta pública y los valores negociables objeto de la misma.

(...) II.3. Evaluación del riesgo inherente a los valores o a su emisor, cuando esta evaluación haya sido efectuada por una entidad calificadora. En tal caso, se señalará la denominación completa de dicha entidad, el significado del grado otorgado, la fecha de la evaluación y, en su caso, se señalará si la entidad calificadora ha sido reconocida como tal por la Comisión Nacional del Mercado de Valores.”

“Anexo B. Modelo para valores de renta fija.

(...) Cap. 2. La oferta pública y los valores negociables objeto de la misma.

(...) II.3. Evaluación del riesgo inherente a los valores o a su emisor, cuando esta evaluación haya sido efectuada por una entidad calificadora. En tal caso, se señalará la denominación completa de dicha entidad, el significado del grado otorgado, la fecha de la evaluación y, en su caso, se señalará si la entidad calificadora ha sido reconocida como tal por la Comisión Nacional del Mercado de Valores.”

- *Circular 2/1999, de 22 de abril, de la Comisión Nacional del Mercado de Valores*⁷⁹, por la que se aprueban determinados modelos de folletos de utilización en emisiones u ofertas públicas de valores (BOE 30 de abril de 1999), desarrollo del Real Decreto 2590/1998, de 7 de diciembre sobre modificaciones del régimen jurídico de los mercados de valores. En su capítulo II, “La emisión o la oferta pública y los valores negociables objeto de la misma”, señala respecto al contenido del folleto informativo para las emisiones de renta fija simple y warrants:

“Anexo II, cap. II, art. II.1.14. Indicación de si el empréstito objeto de emisión u oferta ha sido objeto de evaluación del riesgo inherente a los valores o a su emisor, cuando esta evaluación haya sido efectuada por una entidad calificadora. En tal caso, se señalará la denominación completa de dicha entidad, el significado del grado otorgado y la fecha de la evaluación.

Anexo III, cap. II, art. II.1.14. Indicación de si la entidad emisora ha solicitado o, en su caso, dispone ya, para alguno de los empréstitos programados de una evaluación del riesgo inherente a los valores a emitir o a ofertar, cuando esta

⁷⁸ Parcialmente modificada por la Circular 1/2001, de 18 de abril de la CNMV, sobre folletos informativos, informes trimestrales y obligaciones de información de las instituciones de inversión colectiva (BOE 26 de abril de 2001), y por la Circular 3/2006, de 26 de octubre, sobre folletos explicativos de las Instituciones de Inversión Colectiva (BOE 22 de noviembre de 2006).

⁷⁹ Parcialmente modificada por la Circular 3/2000, de 30 de mayo, de la Comisión Nacional del Mercado de Valores (BOE 13 de junio de 2000).

evaluación haya sido efectuada por una entidad calificadora. En tal caso, se señalará la denominación completa de dicha entidad, el significado del grado que previsiblemente se otorgue o se haya otorgado y la fecha previsible de la evaluación.

Anexo IV, cap. II, art. II.1.16. Indicación de si la entidad emisora ha solicitado o, en su caso, dispone ya, para alguna de las emisiones de warrants programadas de una evaluación del riesgo inherente a los valores a emitir o a ofertar, cuando esta evaluación haya sido efectuada por una entidad calificadora. En tal caso, se señalará la denominación completa de dicha entidad, el significado del grado que previsiblemente se otorgue o se haya otorgado y la fecha previsible de la evaluación.”

2 Instituciones de inversión colectiva

En los sistemas financieros desarrollados la inversión colectiva se ha convertido en el canal natural para la participación de los hogares en los mercados de capitales, permitiendo acceder a una gestión profesional y a las ventajas derivadas de la diversión de carteras. De esta forma, los recursos financieros excedentarios se canalizan hacia inversiones eficientes, reduciendo los costes de transacción y facilitando la financiación de los proyectos de inversión más rentables y la transmisión de los riesgos (SUBDIRECCIÓN GENERAL DE LEGISLACIÓN Y POLÍTICA FINANCIERA, 2003).

La importancia de las Instituciones de Inversión Colectiva (IIC) justifica la regulación de su buen funcionamiento, que se recoge con carácter general en la *Ley 35/2003, de 4 de noviembre, de Instituciones de Inversión Colectiva*⁸⁰, y sus consiguientes desarrollos normativos. Así, en el artículo 58 de la Ley 35/2003, relativo a la designación de depositarios de los activos objeto de las inversiones de las IIC se establece que:

“(…) cuando el depositario cuente con calificación crediticia concedida por una agencia de calificación reconocida por la CNMV, se hará constar en los informes semestral y trimestral”.

Asimismo, en otras regulaciones también se contempla el uso de ratings para operaciones de inversión colectiva, como sigue:

• *Circular 3/1998, de 22 de septiembre, de la Comisión Nacional del Mercado de Valores*, sobre operaciones en instrumentos derivados de las Instituciones de Inversión Colectiva⁸¹. Cuando se establece el requisito de solvencia exigido a las contrapartes y garantes de las instituciones de inversión colectiva (norma 23), la Circular hace expresa referencia a que:

“Para el cumplimiento del requisito de solvencia del número cuarto 1.b) de la Orden Ministerial⁸², las contrapartes de las IIC en operaciones OTC deberán

⁸⁰ Modificada por la Ley 25/2005, de 24 de noviembre, reguladora de las entidades de capital riesgo y sus entidades gestoras.

⁸¹ Modificada por la Circular 1/2001 de 18 de abril de la CNMV, sobre folletos informativos, informes trimestrales y obligaciones de información de las instituciones de inversión colectiva (BOE 26 de abril de 2001).

⁸² La Orden Ministerial a la que se hace referencia es la Orden Ministerial, de 10 de junio de 1997, sobre operaciones de las Instituciones de Inversión Colectiva (IIC) de carácter financiero en instrumentos derivados, y los instrumentos evaluados en el art. 4º 1.b) son los instrumentos no negociados en mercados organizados de derivados.

contar con calificación crediticia favorable, para el plazo y la divisa de la operación, de una agencia de calificación reconocida por la CNMV siempre que la entidad no haya sido calificada por debajo del nivel exigido por otra agencia también reconocida por la CNMV. En este caso será necesario que exista otra calificación no inferior al mínimo exigido de cualquier otra agencia especializada.

Se entenderá por calificación crediticia favorable en el largo plazo aquella que como mínimo signifique una fuerte capacidad de la entidad para atender a tiempo el pago de sus obligaciones.

Se entenderá por calificación crediticia favorable en el corto plazo aquella que como mínimo signifique una satisfactoria capacidad de la entidad para atender a tiempo el pago de sus obligaciones.

El requisito de solvencia se entenderá igualmente cumplido cuando la operación esté solidariamente afianzada por otra entidad que a su vez cuente la calificación crediticia mínima a que se refieren los números anteriores y cumpla el resto de requisitos del artículo Cuarto.1.b) de la Orden Ministerial.

Los requisitos establecidos en artículo Cuarto.1.b) de la Orden Ministerial, así como lo previsto en los puntos anteriores de esta Norma son igualmente exigibles a las entidades que garanticen a la propia IIC un objetivo concreto de rentabilidad.

La CNMV podrá exigir que las entidades que garanticen a la propia IIC un objetivo concreto de rentabilidad cuenten con calificación crediticia específica para una operación determinada cuando se planteen dudas sobre ella en función de alguna de sus características concretas, tales como su importe o plazo.”

③ Titulización de activos

La titulización puede definirse en términos amplios como un mecanismo para la transformación de los activos tradicionales reflejados en el Balance de una entidad financiera (préstamos, créditos comerciales, etc) en valores susceptibles de ser negociados en mercados secundarios.

En los últimos años, el incremento de la titulización de obligaciones con distintos grados de riesgo crediticio ha llevado a exigir la presencia de calificaciones para facilitar su colocación en el mercado, dada la complejidad intrínseca de este tipo de emisiones (CHARLTON y PRESCOTT, 1993). Entre otras, destacan las siguientes normativas en este ámbito:

- *Ley 19/1992 de 7 de julio sobre régimen de Sociedades de Inversión Inmobiliaria y Fondos de Titulización Hipotecaria*, art. 5.8:

“El riesgo financiero de los valores emitidos con cargo a cada fondo deberá ser objeto de evaluación por una entidad calificadoradora reconocida al efecto por la CNMV. La calificación otorgada a los valores deberá figurar en su folleto de emisión”.

- *Real Decreto 926/1998, de 14 de mayo*, por el que se regulan los fondos de titulización de activos y las sociedades gestoras de fondos de titulización:

“Art. 2. Activo y pasivo de los fondos de titulización de activos.

(...) 3. El pasivo del fondo deberá cumplir los requisitos siguientes:

(...) 3.b) El riesgo financiero de los valores emitidos con cargo a cada fondo deberá ser objeto de evaluación por una entidad calificadora reconocida al efecto por la Comisión Nacional del Mercado de Valores. La calificación otorgada a los valores deberá figurar de forma destacada en su folleto de emisión y en toda la publicidad del fondo. En el supuesto de emisiones de valores de carácter principal, no subordinado, atendiendo a las características de los activos del fondo y los valores a emitir con cargo al mismo, la Comisión Nacional del Mercado de Valores podrá condicionar su verificación a que las mismas alcancen un nivel mínimo de calificación del riesgo crediticio”

“Art. 18. Renuncia

(...) 2. La autorización de la sustitución por parte de la Comisión Nacional del Mercado de Valores estará condicionada al cumplimiento de los requisitos siguientes:

(...) 2.b) En el caso de que los valores emitidos con cargo a los fondos gestionados por la sociedad gestora sustituida hayan sido evaluados por alguna entidad calificadora, la calificación otorgada a los valores no deberá disminuir como consecuencia de la sustitución propuesta”.

• *Orden de 28 de diciembre de 2001* sobre los Convenios de Promoción de Fondos de Titulización de Activos para favorecer la financiación empresarial.

“(…) Tercero.- Los Fondos de Titulización de Activos deberán reunir, además de las prescripciones generales estipuladas en su normativa específica, los siguientes requisitos:

1.º Por lo concerniente al activo, podrán titulizarse los préstamos o créditos cedidos por las entidades de crédito que se hayan adherido al Convenio suscrito con el Ministerio de Economía y Hacienda. Dichos préstamos o créditos deberán reunir las condiciones estipuladas en el mencionado convenio, cuyo texto se incorpora como anexo II a la presente Orden.

2.º En cuanto al pasivo, se podrán avalar (*por parte del Tesoro*) de cada serie o clase de valores de renta fija que se emita por los Fondos de Titulización de Activos, los porcentajes sobre el valor nominal señalados a continuación⁸³:

a) Para los de calificación crediticia BBB, Baa o asimilados, hasta un 15 por 100.

b) Para los de calificación crediticia A o asimilados, hasta un 50 por 100.

c) Para los de calificación crediticia AA, Aa o asimilados, hasta un 80 por 100.

3.º Deberá existir una mejora crediticia que reduzca el riesgo de los valores avalados, de modo tal que les proporcione una calificación crediticia mínima sin restricciones de las señaladas en la letra anterior, concedida por una agencia de calificación reconocida por la Comisión Nacional del Mercado de Valores.

⁸³ Luego se elimina la posibilidad de que el Tesoro avale bonos con ratings inferiores a la calificación A o equivalente, como recoge expresamente la Orden EHA/1064/2003.

Esta calificación deberá obtenerse con carácter previo a la concesión definitiva del aval.

4.º Todos los valores emitidos por los Fondos de Titulización pertenecientes a las series o clases avaladas por el Estado deberán negociarse, aun cuando el aval sólo afecte a una proporción de la serie o clase, en un mercado secundario oficial español de valores.”

④ Capital Riesgo

El capital riesgo (“*joint venture*”) es una actividad financiera que trata de proporcionar recursos a empresas de elevado riesgo, que presentan dificultades para acceder a otro tipo de financiación. Los recursos que se ofrecen son a medio y largo plazo, pero sin vocación de permanencia ilimitada, pudiendo ser los inversores tanto públicos como privados.

La importancia del capital riesgo como dinamizador económico e instrumento de financiación empresarial ha llevado a su regulación específica por parte de las autoridades financieras, siendo la principal norma en este ámbito la Ley 25/2005, de 24 noviembre, reguladora de las entidades de capital riesgo y sus sociedades gestoras; asimismo, existen otras muchas normas que las afectan, algunas de las cuales exigen determinados ratings crediticios a las sociedades gestoras, como se comenta a continuación.

• *Circular 4/1999, de 22 de septiembre*, de la Comisión Nacional del Mercado de Valores, sobre procedimientos administrativos y modelos normalizados de las entidades de capital riesgo y de sus sociedades gestoras (BOE 248/36567 de 16 de octubre). En su capítulo I, “*Personas que asumen la responsabilidad de su contenido y organismos supervisores del folleto*”, señala respecto al folleto complemento de Capital Riesgo, a presentar por Sociedades Gestoras de Entidades de Capital Riesgo:

“Anexo 2, cap. I. Se reproducirán las advertencias y consideraciones que hubiera efectuado la CNMV. En particular, se precisará si existe evaluación del riesgo inherente a los valores o a su emisor, cuando esta evaluación haya sido efectuada por una entidad calificadora. En tal caso, se señalará la denominación completa de dicha entidad, el significado del grado otorgado, la fecha de la evaluación y, en su caso, se señalará si la entidad calificadora ha sido reconocida como tal por la CNMV”.

⑤ Cobertura de riesgos por parte de entidades financieras

Adicionalmente a las normas genéricas previas, cabe comentar que en la legislación española, como en el caso de otros países de la Unión Europea, los principales desarrollos respecto al uso de ratings se derivan de la *Directiva 93/6/CEE* respecto a entidades financieras.

Asimismo, el uso de calificaciones está recogido implícitamente en otras normativas españolas de carácter financiero, entre las que destacan:

• *Real Decreto 1343/1992, de 6 de noviembre*, por el que se desarrolla la Ley 13/1992, de 1 de junio, de recursos propios y supervisión en base consolidada de las entidades financieras⁸⁴.

“Art. 25.1.) “Los grupos consolidables de Entidades de Crédito y las Entidades de Crédito no integradas en uno de estos grupos deberán mantener, en todo momento, un coeficiente de solvencia no inferior al 8 por 100”

• *Real Decreto 1419/2001, de 17 de diciembre*, por el que se modifica parcialmente el Real Decreto 1343/1992, de 6 de noviembre, por el que se desarrolla la Ley 13/1992, de 1 de junio, de recursos propios y supervisión en base consolidada de las entidades financieras⁸⁵.

“Art. 28 bis) Previa autorización del Banco de España, los requerimientos de recursos propios que resulten de la aplicación de lo establecido en los artículos 27 y 28 (del Real Decreto 1343/1992) podrán ser sustituidos, total o parcialmente, por los calculados por las propias entidades o grupos a partir de sus modelos de gestión de riesgo. A tal fin, el Banco de España podrá establecer las condiciones mínimas que deberán reunir tanto dichos modelos como la organización de la entidad y los controles internos de la misma que se consideren necesarios para su correcta aplicación. El Banco de España llevará a cabo una evaluación individualizada de dichos modelos para verificar su rigor en la medición de los riesgos”.

Una vez estudiadas las normativas genéricas que se ven afectadas por la figura del rating, resulta de interés analizar las *regulaciones específicas relacionadas con el sector asegurador* que hacen referencia al proceso de calificación, máxime cuando el análisis empírico propuesto considera entidades que desarrollan este tipo de actividad.

Así, tras la revisión de la legislación española y comunitaria en materia de seguros, pueden destacarse los siguientes preceptos⁸⁶:

⁸⁴ Parcialmente modificado por el Real Decreto 1332/2005, de 11 de noviembre, por el que se desarrolla la Ley 5/2005, de 22 de abril, de supervisión de los conglomerados financieros.

⁸⁵ Parcialmente modificado por el Real Decreto 1332/2005, de 11 de noviembre, por el que se desarrolla la Ley 5/2005, de 22 de abril, de supervisión de los conglomerados financieros.

⁸⁶ En este sentido, se ha considerado la legislación española y comunitaria vigente: *Ley de Seguros* (Ley 30/1995, sobre Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados, texto refundido aprobado por Real Decreto Legislativo 6/2004; Reglamento de Seguros (ROSSP), aprobado por R.D. 2486/1988, de 20 de noviembre; R.D. 996/2000, de 2 de junio, por el que se modifican determinados preceptos del ROSSP; O.M. de 23 de diciembre de 1988 por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados y se establecen las obligaciones de información como consecuencia de la introducción del euro), *Ley de Planes y Fondos de Pensiones* (Ley 8/1987, de 8 de junio, sobre Planes y Fondos de Pensiones modificada por la Ley 30/95; Reglamento sobre Planes y Fondos de Pensiones, R.D. 1307/1988, actualizado por el Instituto de Actuarios Españoles al 20 de marzo de 2000; O.M. de 7/11/1988 por la que se determina el procedimiento de inscripción registral de instituciones y personas relacionadas con los Planes y Fondos de Pensiones regulados por la Ley 8/1987, de 8 de julio; R.D. 1589/1999, de 15 de octubre, que modifica el Reglamento de Planes y Fondos de Pensiones, aprobado por R.D. 1307/1988; Reglamento de Instrumentación de Compromisos por Pensiones, aprobado por R.D. 1588/1999, de 15 de octubre; O.M. de 27/7/1989, reguladora del proceso de formalización de Planes de Pensiones promovidos al amparo del Régimen Transitorio establecido en el Reglamento de Planes y Fondos de Pensiones, aprobados por el R.D. 1307/1988, de 30 de septiembre; O.M. de 21 de julio de 1990, por la que se aprueban las normas de naturaleza actuarial aplicables a los Planes y Fondos de Pensiones), *Legislación Comunitaria* (Primera Directiva No Vida 73/239/CEE, de 24 de julio de 1973; Segunda Directiva No vida 88/357/CEE, de 22 de junio de 1988; Tercera Directiva No Vida 92/49/CEE, de 18 de junio de 1992; Primera Directiva Vida 79/267/CEE, de 5 de marzo de 1979; Segunda Directiva Vida

• *Real Decreto 2486/1998*, de 20 de noviembre, por el que se aprueba el Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados.

“Art. 50. Bienes y derechos aptos para la inversión de las provisiones técnicas

Tendrán la consideración de bienes y derechos aptos para la cobertura de provisiones técnicas los siguientes:

(...) 15. Créditos frente a los reaseguradores por su participación en la provisión de prestaciones, en la parte en que no se hubiesen recibido depósitos por razón de las mismas. En el caso de que la entidad deudora tuviese su sede social fuera del ámbito territorial de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE), se computarán cuando la entidad acredite que aquélla ha sido calificada como solvente por parte de una agencia de calificación de reconocido prestigio.”

• *Orden Ministerial de 23 de diciembre de 1998*, por la que se desarrollan determinados preceptos de la normativa reguladora de los seguros privados y se establecen las obligaciones de información como consecuencia de la introducción del euro.

“Art. 2. Adecuación de las inversiones asignadas a determinadas operaciones de seguro, en función de los importes y vencimientos de los flujos de cobro y de las obligaciones.

(...) 2. De entre los activos aptos para la cobertura de provisiones técnicas relacionados en artículo 50 del Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados, los activos a asignar habrán de estar incluidos en alguna de las siguientes categorías:

Valores negociables de renta fija de los tres primeros grupos de títulos de más alta calificación crediticia, según quedan definidos en el artículo 11 de la presente norma. En el caso de que incorporen opciones de compra a favor del emisor, el plazo que se computará corresponderá únicamente a los flujos que se produzcan hasta el momento del vencimiento de la primera opción, excluyendo tanto los flujos posteriores como el correspondiente al ejercicio de la opción. Tales flujos podrán tenerse en cuenta, no obstante, desde el momento en que desaparezca la contingencia.

Depósitos en entidades de crédito con la misma calificación anterior.

Tesorería (...)”

“Art. 3. Adecuación de las inversiones asignadas a determinadas operaciones de seguro en función de la relación entre valores actuales de las inversiones y las obligaciones, y del tratamiento de los riesgos inherentes a la operación.

90/619/CEE, de 8 de noviembre de 1990; Tercera Directiva Vida 92/96/CEE, de 10 de noviembre de 1992), *Ley sobre Contrato de Seguros* (Ley 50/1980, de 8 de octubre, sobre Contrato de Seguro modificada por la Ley 30/1995), *Otros* (Circular 1/2000 de la DGC relativa a la elección de las Tablas de Mortalidad; Circular 2/2000 de la DGS sobre interpretación apdo. 2 norma valoración 6ª Plan Contabilidad Entidades Aseguradoras; Tablas PERM/F2000; O.M. de 24 de julio de 2001 por la que se aprueban los modelos de información a suministrar por las entidades aseguradoras; Ley 9/1992, de 30 de abril, de Mediación en Seguros Privados), *Ley Financiera 44/2002*, de 22 de noviembre; Ley 34/2003, de 4 de noviembre, de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados.

(...) 2. Los activos que se podrán utilizar serán los previstos en el apartado 2 del artículo 2 de la presente Orden. No obstante, y con los mismos requisitos de calificación, se podrán utilizar valores negociables de renta variable que se negocien en mercados regulados, siempre que se cumplan las siguientes condiciones (...).”

“Art. 6. Requisitos específicos para operar con instrumentos derivados no negociados en mercados regulados de derivados.

La utilización por las entidades aseguradoras de instrumentos derivados no negociados en mercados regulados de derivados quedará sometida a los siguientes requisitos:

a) Las contrapartes deberán ser entidades financieras sujetas a supervisión de autoridad de control de los Estados miembros del Espacio Económico Europeo, o sujetas a supervisión prudencial de organismos supranacionales de los que España sea miembro, dedicadas de forma habitual y profesional a la realización de operaciones de este tipo y que tengan solvencia suficiente. A estos efectos, se presumirá que la contraparte tiene solvencia suficiente cuando cuente con calificación crediticia favorable de una agencia especializada y se incluya entre los tres primeros grupos a que se refiere el artículo 11 de la presente Orden.”

“Art. 11. Calificaciones aplicables para la determinación de las primas de riesgo a aplicar, en su caso, en valoración de los títulos de renta fija.

A efectos de lo dispuesto en la norma de valoración 50.1.f) del Plan de Contabilidad de entidades aseguradoras, en relación con la homogeneización de la calidad del emisor o de las condiciones de la emisión, se establece la siguiente clasificación de cuatro grupos para la aplicación de las primas de homogeneización que se indican en la citada norma:

Grupo 1: AAA y AA

Grupo 2: A

Grupo 3: BBB

Grupo 4: BB

La existencia de subdivisiones realizadas por las diferentes agencias de calificaciones no afectará a la asignación realizada en el anterior cuadro.

Las emisiones o emisores con calificaciones inferiores a las anteriores deberán ser objeto de corrección valorativa por riesgo de cobro en el importe estimado de impago, para lo cual se tendrá en consideración la calificación atribuida por la agencia correspondiente.

En caso de que el emisor o la emisión tuvieran dos o más calificaciones, la prima de homogeneización a aplicar será la media aritmética de las correspondientes a cada una de las calificaciones.”

A la vista de esta legislación puede observarse que la principal referencia que la legislación en materia de seguros privados realiza respecto a las agencias y procesos de calificación está relacionada con la *cobertura de provisiones técnicas y los fondos derivados de operaciones preparatorias o complementarias a las de seguro* (art. 33 Ley 30/1995). En este sentido, se limitan los activos que pueden utilizarse para la inversión de los fondos

procedentes de tales partidas, admitiéndose únicamente aquellos incluidos en la escala de inversión al objeto de garantizar la rentabilidad, seguridad y liquidez de los mismos en caso de necesidad.

Por otro lado, también son numerosas las referencias a las agencias de rating por parte de normativas reguladoras de *sectores industriales específicos*, citándose a título de ejemplo el art. 16 del *Real Decreto 2202/1995, de 28 de diciembre*, por el que se dictan determinadas Normas en desarrollo de la Disposición Adicional Octava de la Ley de Ordenación del Sistema Eléctrico Nacional (BOE 3 de noviembre de 1995):

“A efectos del abono de las cantidades debidas en virtud del derecho de compensación la Comisión del Sistema Eléctrico Nacional abrirá, en régimen de depósito, una cuenta en el Banco de España, en el Instituto de Crédito Oficial o en una entidad autorizada para realizar en España las actividades propias de las entidades de crédito y de alta calificación de riesgo crediticio de conformidad con la evolución de una entidad calificadora de reconocido prestigio. Será titular de la cuenta, en interés y representación legal de los titulares del derecho de compensación, la Comisión del Sistema Eléctrico Nacional, a la que será de aplicación a este efecto el régimen establecido para la gestión de negocios ajenos, sin que, en consecuencia, los saldos que existan en dicha cuenta se integren a ningún efecto en el patrimonio de la Comisión. En relación con tales saldos, ésta únicamente podrá ordenar los abonos a los que se refieren los arts. 20, 23 y 32.”

3.6. Determinantes de los ratings externos

Una vez analizada la importancia de los ratings externos como instrumentos de calificación del riesgo de crédito asociado a una determinada posición, resulta necesario estudiar específicamente las variables que más les afectan y determinan, dado que constituirán la base para la construcción de sistemas internos de gestión del riesgo de crédito tipo IRB.

3.6.1. Tipología de variables

En la determinación del riesgo crediticio final asociado con una determinada emisión o emisor intervienen tanto aspectos cualitativos como cuantitativos (STANDARD & POOR'S, 1993b; SERRANO CINCA y APELLÁNIZ GÓMEZ, 1995). Así, mientras los aspectos cualitativos se orientan hacia el análisis del negocio, competitividad de la empresa en su sector de actividad y capacidad de gestión de la firma, los aspectos cuantitativos centran la atención en el análisis financiero de la compañía, considerando variables como la rentabilidad, capacidad de la empresa para generar recursos, proyecciones de futuro y flexibilidad financiera.

Por otro lado, el análisis del emisor no se realiza de forma aislada, sino que se tienen en consideración aspectos como el riesgo soberano o el riesgo sectorial. Por otro lado, el hecho de calificar a emisores de naturaleza muy diversa (*Comunidades Autónomas, Estados, entidades financieras, empresas aseguradoras...*) lleva a que las agencias consideren factores explicativos específicos para cada tipo de emisor, si bien:

“todos tienen un mismo objetivo: estimar la capacidad del emisor de generar liquidez durante la vida del instrumento” (MOODY’S, 1994a, pág. 4).

Centrando el análisis en los emisores privados (entidades financieras o no), resulta posible dividir las áreas objeto de análisis por las agencias de calificación en dos grandes bloques: variables relacionadas con el entorno de actividad de la empresa y variables relacionadas con el emisor propiamente dicho (VERONA MARTEL, 2000; CHARLTON y PRESCOTT, 1993):

❶ *Factores relacionados con el entorno de actividad de la empresa*

Al objeto de llevar a cabo una calificación eficaz, las agencias consideran una serie de variables externas que, aunque se encuentran fuera del control del emisor, pueden condicionar en gran medida su futuro. De esta forma es posible distinguir los siguientes factores:

✓ *El riesgo soberano o riesgo-país.*

El riesgo soberano se refiere a la capacidad que tiene un determinado país para pagar su deuda; para ello es preciso analizar todos aquellos factores políticos, económicos y sociales que pueden acontecer en un futuro y, de esta forma, afectar a la generación de riqueza del país a largo plazo.

✓ *El riesgo sectorial y el entorno económico.*

Para determinar el riesgo inherente al sector y entorno económico en el que el emisor desarrolla su actividad se consideran diversos aspectos, tales como la importancia económica del sector para el país, las posibilidades de apoyo en caso de crisis, la importancia de la industria para el empleo nacional, el historial de relaciones laborales o la vulnerabilidad de la industria respecto a las fases del ciclo económico.

También, se consideran aspectos como la madurez del sector, el nivel de capacidad de producción y expectativas de crecimiento respecto al PIB, las tendencias de la oferta y demanda nacional e internacional (con especial atención a la presencia de factores cíclicos que pueden afectar a la estabilidad de los precios) y la situación competitiva en el sector de la industria (monopolio, oligopolio, competencia imperfecta, etc.).

Otros aspectos a considerar hacen referencia a la propia naturaleza del sector (intensivo en capital o trabajo, vida media del producto, requisitos de comercialización), su estructura de costes e ingresos y su vulnerabilidad respecto a factores productivos críticos, la posible existencia de barreras de entrada y las principales innovaciones y tendencias sectoriales observadas.

Finalmente, resulta necesario analizar la legislación vigente que afecta al sector, así como las propuestas de cambio, las consecuencias de la política económica y monetaria internacional sobre los tipos de cambio y su correspondiente impacto sobre los márgenes de la industria.

Lógicamente, la enumeración anterior no constituye una lista exhaustiva de variables a considerar sino que únicamente señala los principales aspectos susceptibles de análisis.

- ✓ *Las calificaciones europeas: Impacto de la Unión Monetaria Europea (UME) sobre los procesos de rating.*

Centrando la atención en los emisores localizados en la “zona euro”, resulta de interés analizar el impacto que la introducción de la moneda única presenta respecto a los procesos de calificación. Así, uno de los efectos más inmediatos consiste en la ampliación de los emisores e inversores que utilizan la misma moneda, incremento de oferta que aumenta aún más la utilidad del rating crediticio en los mercados de deuda.

La existencia de una moneda única supone la desaparición del riesgo de cambio entre los países partícipes, por lo que las diferencias en tipos de interés de las posiciones vendrán motivadas fundamentalmente por los distintos niveles de riesgo. Por otro lado, la asunción de responsabilidades monetarias por parte del *Banco Central Europeo*, cuyo rating es AAA, posibilita que los emisores de la zona euro puedan llegar a superar sus propios techos de calificación nacional para asumir dicho rating máximo⁸⁷.

Por otro lado, *S&P* ha eliminado la distinción entre deuda en moneda local y en divisas para los emisores integrados en la UME, manteniendo únicamente la segunda (más reducida) como consecuencia de la autonomía que caracteriza a los bancos centrales respecto a los gobiernos nacionales. Ahora bien, la agencia *Moody's* realiza un análisis contrario, considerando que toda la deuda debería calificarse como local y, por tanto, no debería ser calificada a la baja, al ser el euro la divisa propia de los países incluidos en la Unión Monetaria Europea.

❷ *Factores relacionados con el emisor propiamente dicho.*

Por lo que respecta a las variables relacionadas de forma directa con el emisor de deuda, cabe diferencias una serie de categorías:

- ✓ *La posición competitiva o posición de mercado del emisor.*

En este caso el análisis se centra en la posición competitiva del emisor dentro de su sector particular de actuación y respecto a la economía general del país: (1) tamaño, cuota de mercado y tendencia, capacidad para imponer sus precios en el mercado, importancia relativa del producto principal de la empresa, diversificación por línea de negocio, dispersión geográfica de las ventas y la producción; (2) estructura de costes de la compañía respecto a sus competidores, importancia de la red de distribución y mercadotecnia así como del gasto en I+D y del desarrollo de nuevos productos; (3) importancia, dependencia y tipo de relaciones con clientes y proveedores, expectativas futuras de la empresa y orientación estratégica de la firma, flexibilidad y capacidad de respuesta ante cambios del entorno, etc.

- ✓ *Estructura accionarial y apoyo de los propietarios*

La calidad y el apoyo de los accionistas puede constituir un elemento importante dentro del proceso de calificación, por lo que deben considerarse aspectos como la titularidad de las acciones, relación con los propietarios (grado de autonomía de la gestión), tamaño y estatus de los accionistas (grandes accionistas, pequeños accionistas, propietarios públicos y/o privados), posibilidades de apoyo o retirada de

⁸⁷ No obstante, *Fitch*₍₂₎ considera que el techo máximo AAA no se adoptará de forma automática sino que cada país reajustará su calificación en función del impacto que sobre el mismo tenga la Unión Monetaria Europea.

fondos (fidelidad del accionista respecto a la empresa), estructura del accionariado, posible acceso a los mercados de capitales y de nueva tecnología a través de los propietarios, etc. Por otro lado, también debe estudiarse la política de distribución de beneficios seguida por la entidad, posibles cambios observados en la misma, etc.

✓ *Grado de apoyo institucional.*

Además del apoyo de los propios accionistas resulta de interés evaluar el apoyo directo o indirecto que la entidad emisora puede obtener del sector público. Algunos indicios de la existencia de apoyo estatal pueden ser los siguientes: participación pública directa o indirecta en la empresa, existencia de donaciones y subvenciones, incentivos fiscales reguladores de los que se beneficie la empresa, acceso prioritario a líneas de crédito, etc.

✓ *Calidad de la dirección de la empresa emisora.*

La calidad de la dirección constituye un factor básico para evaluar el riesgo de crédito de la entidad emisora, si bien resulta bastante difícil de evaluar al presentar un componente cualitativo muy significativo⁸⁸.

Para evaluar la calidad de la dirección resulta preciso considerar aspectos como el historial financiero hasta la fecha, dirección estratégica y filosofía de la entidad (criterios de rendimiento de inversiones, objetivos de beneficios por segmento de negocio y área geográfica, actitud ante el riesgo, grado de agresividad de la dirección, etc.), capacidad histórica de reacción frente a sucesos imprevistos, equilibrio entre planificación a largo y corto plazo y capacidad para cumplir los presupuestos, profundidad y credibilidad de la dirección (personas clave, estrategias de sucesión), relación entre la estructura organizativa y las estrategias de la dirección, existencia de sistemas de control internos y externos, etc.

✓ *Solidez económico-financiera del emisor.*

El análisis económico-financiero de la entidad emisora constituye la fuente de información más significativa para los analistas de rating⁸⁹ (STANDARD AND POOR'S, 2004), al permitirles conocer la capacidad propia de la firma para responder con su patrimonio a posibles contingencias futuras así como la previsible evolución de la firma de acuerdo con su comportamiento histórico, fortalezas y debilidades de la empresa, estrategias empresariales subyacentes, etc. Ahora bien, las diferentes prácticas contables desarrolladas en cada país han llevado a que las agencias de rating dispongan de expertos contables específicos para cada nación al objeto de conseguir la máxima comprensión de los datos disponibles.

La importancia de la información proporcionada por los estados financieros y contables del emisor (fundamentalmente Balance, Cuenta de Pérdidas y Ganancias y Estado de Origen y Aplicación de Fondos, analizados a través ratios), ha llevado a considerar diferentes sub-áreas susceptibles de atención, que pueden clasificarse como sigue:

⁸⁸ La mayor o menor capacidad de respuesta de la dirección ante acontecimientos imprevistos resulta de enorme transcendencia para asegurar la supervivencia de la entidad (VERONA MARTEL, 2000).

⁸⁹ Estudios empíricos como el desarrollado por DANOS et al. (1984) muestran la gran sensibilidad de los analistas para detectar la evolución futura de una empresa a partir de la información económico-financiera pasada.

a) Calidad contable

En primer lugar, resulta necesario estudiar la calidad que presentan los estados contables de la entidad, observando aspectos como la exigencia de publicidad e información, presencia de auditorías e identidad de los auditores, prudencia o agresividad global en la presentación de los estados contables, principios de consolidación aplicados (en su caso), reconocimiento de gastos e ingresos derivados de inversiones a largo plazo, métodos de valoración de existencias e inmovilizados, tratamiento y valoración de activos intangibles (con especial incidencia en el fondo de comercio), presencia de activos infravalorados, tratamiento de las operaciones en divisas, política de diferimiento de impuestos, tratamiento contable de las provisiones de pasivo (aportaciones a fondos de pensiones, provisiones por responsabilidad, etc.), cálculo y distribución de los costes de financiación, presencia de políticas contables inusuales y de indicios de “*maquillaje contable*”, cambios en las políticas contables y/o en la composición del grupo de empresas (en su caso), etc.

La evaluación de la calidad contable de la entidad emisora permitirá al analista la formación de un juicio de valor inicial respecto a la validez de la información económico-financiera presentada, así como respecto a la seriedad de la empresa en cuanto a su elaboración, al tiempo que puede obtener indicios muy interesantes respecto a la existencia de problemas en la entidad.

b) Análisis de resultados

Tras realizar la evaluación inicial respecto a la calidad contable, se lleva a cabo el análisis de la información económico-financiera propiamente dicha. El estudio de las partidas que integran la Cuenta de Pérdidas y Ganancias puede proporcionar una información muy relevante acerca de la eficacia de la gestión desarrollada por la entidad, tendencia y proyección de futuro. Así, suelen considerarse aspectos como la consistencia y tendencia de los resultados de las operaciones de explotación, importancia de las partidas excepcionales respecto al resultado final, resultados obtenidos por actividad y zona geográfica, importancia de los recursos procedentes de las operaciones (RPOs), medidas de cobertura de gastos financieros, política de dividendos y su cobertura, situación tributaria (tasas impositivas, desgravaciones, diferencias entre el resultado contable y el fiscal), capacidad de los beneficios retenidos para financiar el crecimiento de la entidad, etc.

c) Análisis específico de los recursos procedentes de las operaciones

Los recursos procedentes de las operaciones o RPOs proporcionan una información de máxima utilidad para el analista, al informarle de la capacidad de la entidad para generar recursos a partir de su actividad principal.

Como consecuencia, suele resultar de interés realizar un análisis específico de tal magnitud, considerando, entre otros, los aspectos siguientes: suficiencia de los RPOs para mantener la capacidad operativa del negocio, contribución a la expansión del negocio, política de renovación de inmovilizados, gastos discrecionales incluidos en los RPOs (publicidad, I+D+i), volatilidad de la magnitud a lo largo del tiempo, relación entre los RPOs generados y el endeudamiento total de la entidad, posibles restricciones a los RPOs, etc.

d) *Estructura patrimonial de la empresa*

El análisis del balance de la entidad permite conocer el grado de equilibrio patrimonial de la firma, proporcionando una valiosa información respecto a la mayor o menor adecuación de la estructura del activo, capital y endeudamiento de la empresa, en función del sector de actividad y estrategias de negocio desarrolladas.

En este sentido, deben considerarse variables como el nivel actual, evolución y tendencia del capital circulante y de la liquidez de la empresa; importancia relativa de los recursos propios respecto a los ajenos ("*gearing*"), relación entre los recursos permanentes y la deuda a corto plazo, niveles de deuda en los negocios principales, estructura de la deuda (moneda, tipo, vencimiento, cláusulas de incumplimiento, niveles de cobertura), adecuación de la estructura de capital al negocio y país, importancia y signo del apalancamiento financiero, ajustes a partir de información fuera de balance, variaciones estacionales y análisis de sensibilidad, etc.

e) *Necesidades de financiación y flexibilidad financiera*

Adicionalmente a los datos históricos resumidos en los estados contables, el analista debe estudiar de forma detallada las posibles necesidades de financiación de la entidad, así como su capacidad para obtener liquidez suficiente para cumplir sus obligaciones de pago de forma puntual. En este sentido, resulta de utilidad considerar variables como las líneas de crédito de reserva y permanentes (plazos de devolución, líneas comprometidas, relaciones generales con las entidades financieras), capacidad de atracción de capital, acceso a los mercados de renta variable, compromisos de inversión y flexibilidad de las necesidades de financiación proyectadas, naturaleza del activo y posibilidades de enajenación o reducción forzosa, nivel de activos ficticios, presencia de intangibles no valorados (fondo de comercio implícito), etc.

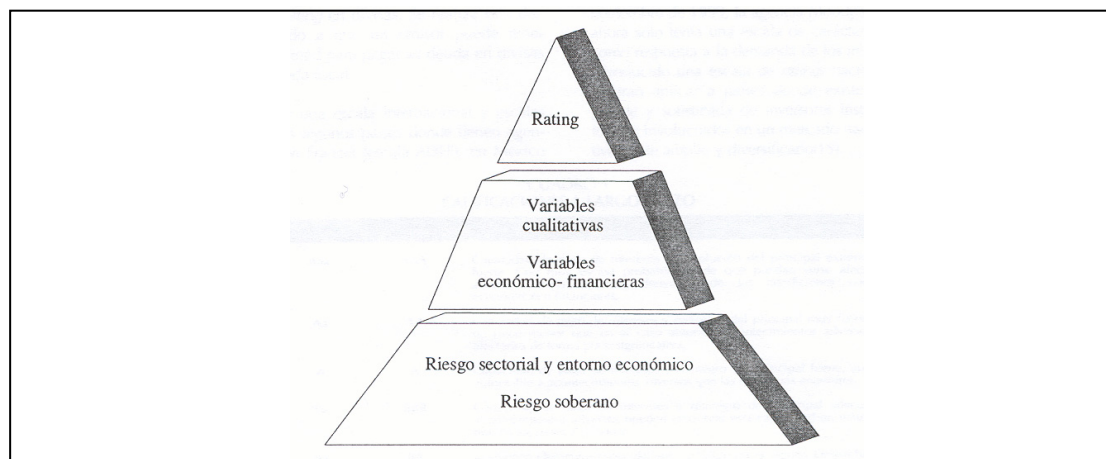
f) *Evaluación de las entidades que forman el grupo de empresas.*

Al objeto de determinar las proyecciones a futuro del emisor, resulta de utilidad la evaluación de las entidades de su grupo y, especialmente, la posible existencia de acuerdos de apoyo tanto por parte de la matriz como de las filiales del grupo, riesgos derivados de la continuidad o disolución del grupo, etc.

La Figura 3.16 resume de forma gráfica los factores fundamentales en la asignación de un rating de acuerdo con la agencia Moody's.

Finalmente, dado que el rating de las emisiones internacionales se encuentra siempre limitado por el rating del país donde se encuentre ubicada la entidad emisora ("*riesgo país*"), cabe destacar las variables que influyen en este último. Así, las agencias valoran diversos aspectos para la calificación de los rating nacionales, destacando aquellos conocidos como "fundamentales económicos" ("*economic fundamentals*"), "dinámica política" ("*political dynamics*") y "perfil de deuda" ("*debt profile*").

En este sentido S&P señala la presencia de cinco elementos fundamentales a considerar: (1) las relaciones internacionales; (2) la gestión; (3) la estructura económica y crecimiento; (4) el análisis presupuestario y flexibilidad; y (5) la situación financiera. Moody's, por su parte, indica cuatro criterios básicos a ponderar: (1) operaciones corrientes ("*current operations*"); (2) gastos de capital ("*capital expenditures*"); (3) déficit/superávit público ("*deficit/surpluses*"); y (4) desequilibrios presupuestarios ("*unbalanced budgets*").



Fuente: VERONA MARTEL (2000), pag. 79.

Factores fundamentales para la asignación de un rating

Figura 3.16

3.6.2. Investigaciones empíricas sobre los determinantes de los ratings

El hecho de que los ratings externos no sean enteramente transparentes, dado que su fórmula y determinantes no son públicos, dificulta en gran medida su utilización por parte de las entidades financieras (ESTRELLA *et al.*, 1999). Al objeto de solucionar esta limitación, se han desarrollado diversos análisis empíricos que tratan de predecir, a partir de un conjunto determinado de variables, la calificación final que corresponde a cada entidad emisora.

Si bien en la elaboración de un rating intervienen factores de naturaleza múltiple, la dificultad para obtener información cualitativa de la entidad (muchas veces de carácter restringido) ha llevado a que la mayoría de los estudios en este ámbito se centren exclusivamente en análisis de variables cuantitativas, obtenidas principalmente a partir de los estados contables del emisor⁹⁰. Este comportamiento es coherente con lo que señala el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (CSBB, 2004b, pfo. 449):

“Las estimaciones deberán apoyarse en la experiencia histórica y datos empíricos, en vez de en consideraciones subjetivas o discrecionales”.

Por su parte, en el código de conducta propuesto por la IOSCO en 2004 se resalta también la importancia de la información cuantitativa como determinante de las calificaciones crediticias:

“Las agencias de calificación crediticia deben emplear metodologías de rating que sean rigurosas, sistemáticas y, siempre que sea posible, que den lugar a ratings que puedan estar sujetos a alguna forma de validación objetiva basada en la experiencia histórica” (IOSCO, 2004, pág. 4).

⁹⁰ En este sentido, VERONA MARTEL (2000) comenta la elevada probabilidad de acierto que puede conseguirse en los modelos de predicción de calificaciones utilizando únicamente variables económico-financieras. Por otro lado, BARTLETT (1999) propone incluir en los modelos de calificación información relativa a la legislación nacional acerca de insolvencias y quiebras empresariales.

En las últimas décadas se han desarrollado distintas investigaciones acerca de los determinantes de los rating externos, que han tratado de establecer la importancia relativa de los distintos factores que afectan al proceso de rating, particularmente respecto a las exposiciones corporativas⁹¹.

La mayoría de los análisis se han centrado en dos ramas distintas del proceso de calificación (TABAKIS y VINCI, 2002): la naturaleza de los determinantes del rating (mediante el análisis de información cuantitativa y cualitativa) y las diferencias de opinión entre las agencias de rating⁹² (EDERINGTON, 1986; BEATTIE y SEARLE, 1992a; 1992b; MOON y STOTSKU, 1993; CANTOR y PACKER, 1995; 1997; TABAKIS y VINCI, 2002).

La *naturaleza de los determinantes del rating* ha sido analizada en múltiples trabajos, utilizándose tradicionalmente técnicas como la regresión lineal, el análisis discriminante lineal, el análisis logit multinomial y ordenado, el análisis probit y probit ordenado, las escalas multidimensionales, los sistemas basados en reglas, las Redes Neuronales Artificiales y otras técnicas basadas en Aprendizaje Máquina (FISHER, 1959; HERRIGAN, 1966; POGUE y SOLDOSKY, 1969; WEST, 1970; PINCHES y MINGO, 1973; 1975; ANG y PATEL, 1975; ALTMAN y KATZ, 1976; KAPLAN y URWITZ, 1979; PEAVY y EDGAR, 1984; EDERINGTON, 1985; EDERINGTON y YAWITZ, 1987; GENTRY *et al.*, 1988; SINGLETON y SURKAN, 1991; KIM, 1993; HAND *et al.*, 1992; CHARLTON y PRESCOTT, 1993; KIM *et al.*, 1993; MOODY y UTANS, 1994; DUTTA y SHEKHAR, 1996; MAHER y SEN, 1997).

Las variables explicativas más utilizadas han sido el nivel de endeudamiento de la empresa, la rentabilidad, la liquidez el tamaño del activo, el grado de cobertura de cargas financieras, la capitalización y el carácter de subordinación de la deuda (VERONA MARTEL, 2000). Otras magnitudes que también se han considerado han sido la *beta* de mercado de la empresa, la estabilidad de los beneficios, los niveles del pago de dividendos y los ratios “beneficio neto después de impuestos/activo total” y “activo realizable/exigible a corto plazo”, así como diversos indicadores sectoriales.

De esta forma, la mayoría de las variables explicativas utilizadas adoptan la forma de ratios económico-financieros, lo que introduce una serie de ventajas y limitaciones en los modelos, que es necesario analizar de forma detallada.

No obstante, los resultados obtenidos suelen ser muy modestos, estando próximos al 50%-70%, mejorando si se utiliza una función diferente para cada industria⁹³. La causa de este comportamiento, que ha hecho de este problema uno de los más difíciles de resolver en el ámbito económico-financiero, se debe tanto a la propia complejidad del proceso de rating como a las múltiples categorías a pronosticar.

Con independencia de la técnica utilizada, para que los modelos empíricos tengan sentido real, las muestras analizadas deben cumplir una serie de requisitos (JIMÉNEZ CARDOSO, 1996, pág. 471):

⁹¹ Asimismo, numerosos estudios se han centrado en los determinantes de ratings soberanos (CANTOR y PACKER, 1996; REISEN, 2002; AFONSO, 2003; BENNELL *et al.*, 2003; MARTÍN MARÍN y TÉLLEZ VALLE, 2004; CLAESSENS y EMBRECHTS, 2003; SY, 2004; BISSOONDOYAL-BHEENICK *et al.*, 2005).

⁹² Si bien EDERINGTON (1986) sugiere que las diferencias en las calificaciones crediticias entre agencias pueden ser explicadas mediante los propios determinantes del rating.

⁹³ Como se ha comentado, las variables empleadas por las agencias de rating pueden variar sustancialmente según el sector de actividad del emisor.

- Las decisiones han de ser coherentes, es decir, las inconsistencias entre los calificadores deben ser poco significativas, pues en caso contrario sería imposible la detección de un patrón de comportamiento útil, y se trataría de una media poco representativa de las estrategias de decisión utilizadas.
- Las calificaciones deben estar relacionadas con la situación “*ex post*” de incumplimiento, esto es, los ratings deben hacer referencia a la situación crediticia real de las entidades analizadas.
- Los modelos estadísticos (u alternativos) aplicados deben permitir superar los sesgos y errores observados en los decisores. Así, por ejemplo, ANG y PATEL (1975) compararon la exactitud de diversos modelos estadísticos de calificación de bonos (HORRIGAN, 1966; POGUE y SOLDOSKY, 1969; WEST, 1970; PINCHES y MINGO, 1973), dos modelos aleatorios y las calificaciones de Moody's, llegando a la conclusión de que “*la capacidad de la mayoría de los métodos estadísticos de calificación de bonos que utilizaban sólo información pública, lo hacían tan bien como Moody's*”.

3.6.2.1. El empleo de ratios financieros como variables explicativas

Una de las fuentes de información más importantes para el estudio de riesgo de crédito son los estados financieros de las empresas, documentos de los que se extraen datos en forma de partidas contables que ayudan a identificar la existencia de problemas internos en la entidad.

Ahora bien, tal como señala SERRANO CINCA (1994, pág. 29), este análisis de información contable requiere ya un primer proceso de selección entre los cientos de cuentas disponibles, de forma que sólo un número reducido de ellas se analiza; así, partidas como el beneficio o la cifra de ventas son las que tradicionalmente más se consideran, siendo habitual también la agregación de magnitudes para obtener información global. Por otro lado, una vez realizada esta selección suele ser habitual analizar porcentajes o variaciones de estas variables, o bien relaciones específicas entre diversas magnitudes, lo que lleva a la formulación de una serie de cocientes o ratios.

Conceptualmente, un ratio financiero puede definirse como un cociente que relaciona dos valores basados en información extraída de estados financieros (básicamente el Balance, la Cuenta de Resultados y, en su caso, el Estado de Origen y Aplicación de Fondos⁹⁴) y, por consiguiente, basados en conceptos contables tales como ingresos, gastos, activos y pasivos (FERRANDO BOLADO, 1996).

⁹⁴ La importancia del análisis del origen y aplicación de los flujos empresariales puede resumirse como sigue, en palabras de CARABALLO ESTEVAN (2000):

“Dos son los aspectos clave sobre los que giran las bases del diagnóstico empresarial según la concepción del análisis contable:

- La importancia del cuadro de flujos como instrumento que explicita la coherencia entre los recursos obtenidos y el crecimiento de la empresa en el marco de las grandes orientaciones estratégicas. El cuadro de flujos permite sintetizar el resultado de las reflexiones y análisis realizados en este sentido.
- El análisis detallado de los diversos fenómenos que concurren en la formación de los elementos del cuadro de flujos permitirá descubrir los puntos fuertes y débiles de la gestión y de la evolución del conjunto de la empresa”.

El análisis por ratios viene siendo desde el siglo XIX⁹⁵ la técnica más empleada por los analistas de estados financieros, derivado fundamentalmente de la sencillez de su cálculo y su aparente simplicidad de interpretación (LIZARRAGA DALLO, 1996), al tiempo que facilitan la comparación entre distintas empresas y períodos de tiempo (HORRIGAN, 1968) y permiten reducir la información contenida en un conjunto de datos (SERRANO CINCA, 1994).

Ahora bien, interpretar el significado de los ratios conlleva un problema de complejidad mucho mayor del que en principio podría suponerse, por lo que el exagerado optimismo inicial de esta técnica ha llevado en ocasiones a la realización de análisis inadecuados que ha dado lugar a que, en algunos sectores, se haya desarrollado una fuerte corriente de rechazo respecto a su validez y utilidad para los procesos de toma de decisiones.

Por otro lado, no toda la información relevante para la construcción de modelos de predicción del riesgo de crédito procede de los estados financieros sino que también pueden obtenerse datos muy valiosos a partir de información de mercado (bolsa, mercados de valores no admitidos a cotización oficial, etc.), datos de tipo cualitativo⁹⁶ (basada en opiniones de expertos, clientes o proveedores, estructura organizativa de la entidad, etc.), o relativa a factores externos de carácter macroeconómico⁹⁷ que afectan a la empresa (evolución del PIB, consumo, inversión pública y privada, etc.). Estas variables, además de considerar información adicional a la que proporcionan los estados contables, permiten paliar en cierta medida la fuerte influencia que tienen en el valor de los ratios financieros los procedimientos contables utilizados por la empresa para la elaboración de su información contable externa (LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUIDANOS, 1998).

El interés por el empleo de datos contables en los estudios sobre riesgo de crédito empresarial parte de dos supuestos básicos: (1) los ratios extraídos contienen información relevante acerca de la situación de la empresa o distancia a la quiebra; (2) los ratios contables sufren un deterioro progresivo a medida que la organización avanza en el proceso de fracaso.

A lo largo de la literatura contable se han propuesto numerosos ratios para la predicción del riesgo de crédito y, en particular, del fracaso empresarial. COURTIS

⁹⁵ La técnica de los ratios nace de forma conjunta al análisis de estados financieros, como una necesidad de las entidades financiera de asegurarse el reintegro de sus créditos. Al poco tiempo comenzaron a utilizarse indicadores de rentabilidad en algunos negocios, produciéndose un rápido auge de esta nueva técnica que provocó una corriente de creación de nuevos indicadores sin fundamento teórico ni objetivo específico que hizo replantearse en muchos casos la utilidad del método (LIZARRAGA DALLO, 1996 y GIBSON, 1980).

⁹⁶ Véase PEEL *et al.* (1986) y KEASEY y WATSON (1987), quienes consideran variables como el número de nombramientos y dimisiones de los directivos, los cambios en la propiedad de las acciones de la sociedad en poder de los directivos, la estructura financiera, el sistema de información contable, etc.

⁹⁷ Por ejemplo, FOSTER (1986), ROSE *et al.* (1982) sugieren la inclusión de variables macroeconómicas en modelos multivariantes al objeto de incrementar su capacidad predictiva. Por su parte, DAVIS (1995) modeliza los ratios de quiebras empresariales e insolvencias personales en seis países, encontrando una estrecha relación con la evolución del PIB y de los tipos de interés y, dependiendo del país, con el nivel de endeudamientos. BROOKES *et al.* (1994) observan una relación positiva entre la tasa de paro, la carga financiera de la deuda y la morosidad de los créditos hipotecarios en el Reino Unido. FREIXAS *et al.* (1994) encuentran una relación negativa entre la actividad económica y la morosidad en España, y un impacto positivo del incremento del endeudamiento. Por su parte, SAURINA (1998) y SALAS y SAURINA (2002) también observan un impacto negativo del crecimiento del PIB en la morosidad de las entidades españolas.

(1978) revisa diversos estudios e identifica 74 ratios financieros, clasificados en tres categorías principales: rentabilidad, desempeño operativo y solvencia. Por su parte, DIMITRAS *et al.* (1996) analizan 47 estudios procedentes de las principales revistas en la materia⁹⁸, correspondientes a 12 países diferentes y diversas metodologías de análisis; según estos autores, los ratios más frecuentemente empleados son “Capital circulante/Activo total”, “Pasivo exigible/Activo total”, “Activo Circulante/Pasivo Circulante”, “Beneficio antes de intereses e impuestos/Activo total” e “Ingresos netos/Activo total”. En este ámbito, MOODY’S KMV (2004) han desarrollado la metodología RiskCalc® para la determinación de la distancia a la quiebra de empresas no cotizadas de mediano tamaño, respecto a cuatro países principales: EE.UU., Canadá, Reino Unido y Japón. Para ello, consideran un número reducido de ratios contables procedentes de los Estados Financieros, clasificados en seis categorías, y ligeramente adaptados a cada país debido a las distintas normas contables (Tabla 3.34).

EE.UU.	Canadá
RENTABILIDAD - Rentabilidad de los activos (ROA) - Cambio en el ROA APALANCAMIENTO - Deudas / (Deudas + neto) - Beneficio retenidos / Pasivo circulante COBERTURA DE LA DEUDA - Cash-flow / Gastos por intereses LIQUIDEZ - Caja y asimilados / Activo total ACTIVIDAD - Existencias / Ventas - Cambio en facturación - Pasivo circulante / Ventas CRECIMIENTO - Crecimiento de ventas TAMAÑO - Activo total	RENTABILIDAD - Rentabilidad de los activos (ROA) - Cambio en el ROA APALANCAMIENTO - Deudas / (Deudas + neto) - Beneficio retenidos / Pasivo circulante COBERTURA DE LA DEUDA - Cash-flow / Pasivo circulante LIQUIDEZ - Caja y asimilados / Activo total ACTIVIDAD - Existencias / Ventas - Cambio en facturación - Pasivo circulante / Ventas CRECIMIENTO - Crecimiento de ventas TAMAÑO - Activo total
Reino Unido	Japón
RENTABILIDAD - Resultado neto / Facturación - Cambio en ROA APALANCAMIENTO - Deudas / Activos COBERTURA DE LA DEUDA - Flujos de caja / Gastos por intereses LIQUIDEZ - Activo circulante / Pasivo circulante ACTIVIDAD - Derechos de cobro comerciales / Ventas - Cambio en derechos de cobros / Ventas CRECIMIENTO - Crecimiento de la facturación por ventas TAMAÑO - Activo total	RENTABILIDAD - Resultado bruto / Activo total - Ingreso neto_{año anterior} / Ventas netas_{año anterior} APALANCAMIENTO - (Deudas-Caja) / Activos - Beneficios retenidos / Pasivo total LIQUIDEZ - Caja / Activo total - Derechos de cobro comerciales / Ventas netas ACTIVIDAD - Existencias / Ventas netas COBERTURA DE INTERESES - (Resultado antes de intereses e impuestos) / Gastos por intereses CRECIMIENTO - Crecimiento de las ventas TAMAÑO - Ventas netas reales

Fuente: Adaptado de MOODY’S KMV (2004), pág. 34.

Ratios contables utilizados en el modelo RiskCalc® de Moody’s KMV
Tabla 3.34

⁹⁸ Journal of Banking and Finance, Journal of Business Finance and Accounting, Journal of Accounting Research, Omega, Decisión Sciences, Journal of Finance y European Journal of Operational Research.

Por su parte, TOMÀS *et al.* (2002), distinguen tres grandes grupos desde un punto de vista teórico:

- ✚ *Análisis patrimonial y financiero:* Al objeto de evaluar aspectos como la capacidad de pago de las deudas, la independencia financiera, la capitalización o la utilización de activos, se consideran ratios de liquidez, endeudamiento, rotación de activos y gestión de cobros y pagos (Tabla 3.35).
- ✚ *Análisis económico:* Para determinar la forma de generación de los resultados de la empresa y su posible mejora se emplean ratios de análisis de ventas y gastos (Tabla 3.36).
- ✚ *Análisis de la rentabilidad y la autofinanciación:* El estudio de la rentabilidad y recursos retenidos por la entidad se lleva a cabo mediante ratios de rendimiento, rentabilidad y autofinanciación (Tabla 3.37).

INDICADOR	DEFINICIÓN	VALOR RECOMENDADO
RATIOS DE LIQUIDEZ	$\text{R. de liquidez} = \frac{\text{Activo circulante}}{\text{Exigible a corto plazo}}$	Para que la empresa no tenga problemas de liquidez se recomienda un valor del ratio superior a 1 o entre 1,5 y 2.
	$\text{R. de tesorería} = \frac{\text{Activo circulante}}{\text{Exigible a corto plazo}}$	Para no tener problemas de liquidez, se recomienda un valor del ratio de 1, aproximadamente
	$\text{R. de disponibilidad} = \frac{\text{Realizable} + \text{Disponibile}}{\text{Exigible a corto plazo}}$	El valor medio óptimo del ratio es de 0,3, aproximadamente.
RATIOS DE ENDEUDAMIENTO	$\text{R. de endeudamiento} = \frac{\text{Deudas totales}}{\text{Total pasivo}}$	El valor óptimo del ratio se sitúa entre 0,5 y 0,65.
	$\text{R. de calidad de la deuda} = \frac{\text{Deudas corto plazo}}{\text{Deudas totales}}$	Cuanto menor sea el valor del ratio, la deuda es de mejor calidad.
	$\text{R. de capacidad de devolución de los préstamos} = \frac{\text{Beneficio neto} + \text{Amortizaciones}}{\text{Préstamos recibidos}}$	Cuanto mayor sea el valor de este ratio, más capacidad se tendrá para devolver los préstamos.
	$\text{R. de gastos financieros sobre ventas} = \frac{\text{Gastos financieros}}{\text{Ventas}}$	Si el ratio crece de un año a otro indica que el coste de la deuda aumenta respecto a la facturación.
	$\text{R. de coste de la deuda} = \frac{\text{Gastos financieros}}{\text{Deuda con coste}}$	Cuanto menor sea el valor del ratio más barata será la deuda remunerada que tiene la empresa.
RATIOS DE ROTACIÓN DE ACTIVOS	$\text{R. de rotación del activo fijo} = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo fijo}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio más ventas se generan con el activo fijo.
	$\text{R. de rotación del activo circulante} = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo circulante}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio más ventas se generan con el activo circulante.
	$\text{R. de rotación de las existencias} = \frac{\text{Ventas}}{\text{Existencias}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio más ventas se generan con las existencias.
RATIOS DE GESTIÓN DE COBRO Y DE PAGOS	$\text{R. de plazo de cobro} = \frac{\text{Clientes} + \text{Efectos}}{\text{Ventas}} \times 365$	Cuanto menor sea el valor del ratio, antes se cobrará a los clientes (deseable).
	$\text{R. de plazo de pago} = \frac{\text{Proveedores}}{\text{Compras}} \times 365$	Cuanto mayor sea el valor del ratio, antes se cobrará a los clientes (deseable).

Fuente: Elaboración propia a partir de TOMÀS *et al.* (2002), pags. 159-165.

Principales ratios relacionados con el análisis patrimonial y financiero
Tabla 3.35

INDICADOR	DEFINICIÓN	VALOR RECOMENDADO
ANÁLISIS DE LAS VENTAS	$R. \text{ de expansión de ventas} = \frac{\text{Ventas año } n}{\text{Ventas año } (n - 1)}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio, mejor es la situación de la empresa.
	$R. \text{ de ventas por empleado} = \frac{\text{Ventas}}{\text{Nº de empleados}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio, mejor es la situación de la empresa.
	$R. \text{ de cuota de mercado} = \frac{\text{Ventas empresa}}{\text{Ventas sector}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio, mayor es el crecimiento de la empresa en relación con su sector.
ANÁLISIS DE LOS GASTOS	$\frac{\text{Gastos fijos}}{\text{Ventas}} ; \frac{\text{Gastos variables}}{\text{Ventas}}$	Los ratios indican la proporción de gastos fijos y variables asumidos por la empresa.
	$\frac{\text{Gastos de personal } n}{\text{Gastos de personal } (n - 1)}$	El ratio indica el crecimiento (>1) o decrecimiento (<1) del gasto de personal de la empresa.
	$\frac{\text{Gastos de atención a clientes}}{\text{Clientes}} ; \frac{\text{Gastos de publicidad}}{\text{Nº de productos}}$	Los ratios indican el esfuerzo comercial realizado por la empresa.
	$\frac{\text{Costes de producción}}{\text{Nº de unidades producidas}}$	El ratio indica el coste unitario de producción de la empresa.
	$\frac{\text{Coste de personal}}{\text{Número medio de empleados}}$	El ratio indica el coste generado por cada trabajador de la empresa.

Fuente: Elaboración propia a partir de TOMÁS et al. (2002), págs. 165-169.

Principales ratios relacionados con el análisis económico

Tabla 3.36

Por su parte, GARCÍA MARTÍN y CALLEJÓN (2000) proponen un modelo económico-financiero para el diseño de ratios destinados a la predicción de la insolvencia, distinguiendo entre:

✓ **Solvencia estática**, basada en la relación entre los activos y pasivos de un Balance en una fecha determinada. Desde un punto de vista teórico, se hace conveniente que determinados activos estén financiados por determinados pasivos, distinguiendo tres relaciones particularmente significativas:

- Activo comercial / Pasivo comercial*, cuyo valor depende del capital circulante necesario de la empresa, y que trata de aproximar si la empresa presenta un periodo medio de cobro inferior o superior al periodo medio de pago.
- Activo de ciclo largo / Deuda a largo plazo*, al objeto de determinar la relación entre las magnitudes que conforman la estructura del largo plazo de la empresa. Resulta recomendable un ratio superior a 1.
- Activo no cíclico / Fondos propios*, que relaciona las magnitudes que no son espontáneamente generadoras de fondos y, en consecuencia, no colaboran en su propia financiación, por lo que deben financiarse con fondos no exigible. Se recomienda que el valor del ratio sea inferior a 1.

✓ **Solvencia dinámica**, basada en la capacidad de generación de fondos de la empresa, que podría neutralizar o acelerar cualquier tendencia estática negativa. En este ámbito, el ratio básico a analizar es el siguiente:

- a) *Recursos generados / (Variación en las necesidades de financiación + Amortización financiera + Dividendos a pagar)*. Al objeto de asegurar la situación de solvencia técnica de una empresa, el ratio deberá ser positivo.

A partir de este modelo teórico, GARCÍA MARTÍN y CALLEJÓN (2000) realizan una contrastación empírica respecto a dos empresas privadas de distinta naturaleza económica (*Puleva* y *Pryca*), observando su validez para la detección de potenciales situaciones de fallido.

INDICADOR	DEFINICIÓN	VALOR RECOMENDADO
ANÁLISIS DE RENDIMIENTO	R. de rendimiento (ROI) = $= \frac{\text{Beneficio antes de interes e impuestos (BAII)}}{\text{Total activo}}$	Cuanto más elevado sea el ratio, mayor será la productividad del activo
	R. de margen de las ventas = $\frac{\text{BAII}}{\text{Ventas}}$	El ratio indica el beneficio bruto generado por cada unidad de ventas
	R. de rotación del activo = $\frac{\text{Ventas}}{\text{Activo}}$	El ratio indica el número de veces que se renueva el activo a través de las ventas.
RATIOS DE RENTABILIDAD	R. de rentabilidad financiera (ROE) = $= \frac{\text{Beneficio neto}}{\text{Capitales propios}}$	Cuanto más elevado sea el ratio, mayor será la rentabilidad de los propietarios de la empresa
	Descomposición del ROE = $= \frac{\text{Beneficio neto}}{\text{Ventas}} \times \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo}} \times \frac{\text{Activo}}{\text{Capitales propios}}$	Los cocientes indican el margen, rotación y apalancamiento de la entidad (respectivamente)
	Apalancamiento financiero = $= \frac{\text{ROI}}{\text{Coste de la deuda}}$	El ratio indica la existencia de apalancamiento financiero positivo (>1) o negativo (<1).
AUTO-FINANCIACIÓN	R. de autofinanciación generada sobre ventas = $= \frac{\text{Flujo de caja - Dividendos}}{\text{Ventas}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio mayores fondos genera la empresa con las ventas.
	R. de autofinanciación generada sobre activo = $= \frac{\text{Flujo de caja - Dividendos}}{\text{Activo}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio mayores fondos genera la empresa con su activo.
	R. de política de dividendo = $= \frac{\text{Dividendos}}{\text{Beneficio neto}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio menor será la autofinanciación de la empresa (positivo para los accionistas, negativo para la solvencia de la empresa).
	R. de autofinanciación de las inversiones = $= \frac{\text{Flujo de caja - Dividendos}}{\text{Inversiones}}$	Cuanto mayor sea el valor del ratio mayor será la tranquilidad financiera de la empresa.

Fuente: Elaboración propia a partir de TOMÁS et al. (2002), pags. 169-176.

Principales ratios relacionados con el análisis de rentabilidad y autofinanciación

Tabla 3.37

Con carácter general, suele considerar que los mejores indicadores para la predicción de la insolvencia empresarial son los “ratios mixtos”, esto es, aquellos que combinan variables flujo con variables fondos, como son los ratios de rentabilidad (LEV, 1968; RODRÍGUEZ VILARIÑO, 1994; TORVISCO MANCHÓN, 2005).

El empleo generalizado de los ratios financieros en los estudios relativos al riesgo de crédito empresarial se debe fundamentalmente a su simplicidad, ya que son

fáciles de calcular y permiten la comparación entre diferentes empresas y en distintos periodos de tiempo (TORVISCO MANCHÓN, 2005).

Así, LAFFARGA *et al.* (1985) y LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUIDANOS (1998) definen tres características muy positivas respecto a los ratios financieros:

❖ *Identidad de componentes*: El entorno empresarial conoce el significado de cada uno de los componentes del ratio si bien hay que tener en cuenta que todo ratio se obtiene al aplicar sobre dos partidas una función matemática (la división), por lo que la información que el mismo proporciona es diferente a la que suministran las partidas por separado.

❖ *Normalización*: La existencia de normas contables favorece la presencia de un alto grado de homogeneidad en las rúbricas de los estados financieros de unas empresas a otras, y por consiguiente en los ratios característicos de las mismas. En este sentido, FERRANDO BOLADO (1996) considera la posibilidad de ajustar los estados contables con carácter previo a la construcción de estos cocientes, debido a posibles diferencias existentes en las prácticas interempresariales. No obstante, en la práctica la mayoría de los autores se inclinan por no llevar a cabo tales ajustes, debido sobre todo a la falta de información acerca de los métodos particulares empleados (que en muchos casos pueden ser confidenciales) y a la creencia de que las empresas seleccionan de forma racional los métodos que mejor reflejan sus resultados; por otro lado, distintos contrastes empíricos han demostrado una escasa relevancia de tales ajustes en la mejora de los modelos⁹⁹.

❖ *Comparabilidad*: El empleo de ratios frente a valores absolutos favorece la comparabilidad interempresarial, al permitir el control de las diferencias de tamaño (FOSTER, 1986; REES, 1991). En este sentido, FERRANDO BOLADO (1996) comenta una decisión de gran trascendencia en relación con la utilización de ratios como es la métrica a emplear, pues se pueden utilizar medidas de nivel ajustadas o no por el promedio sectorial, diversas transformaciones sobre los cocientes (medias, diferencias entre ratios, cálculo de ratios diferenciados para los distintos cuartiles de la muestra), medidas de estabilidad como desviaciones, errores estándar, coeficientes de variación, tendencias, etc.

Ante esta cuestión se han planteado de nuevo múltiples opiniones; así, autores como DAMBOLENEA y KHOURY (1980) y BETTS y BELHOUL (1987) sugieren que el empleo de ratios transformados aumenta la capacidad de predicción de los modelos, al tiempo que FALBO (1991) defiende que variables dinámicas como la tendencia o la estabilidad reflejan mejor la estrategia de la empresa que variables clásicas de nivel.

Por otro lado, resulta habitual realizar transformaciones sobre los ratios (logarítmicas o recíprocas, fundamentalmente) cuando éstas se aproximan más a la normalidad que los indicadores iniciales, al haberse observado un incumplimiento general de la hipótesis de normalidad en la mayoría de los cocientes contables (Tabla 3.38).

Asimismo, pueden realizarse transformaciones de rangos sobre los indicadores, al objeto de convertirlos en variables uniformes, preservando el orden de la serie pero alterando las distancias entre empresas (IMAN y CONOVER, 1979; CONOVER e

⁹⁹ Véase, por ejemplo, DAWSON *et al.* (1980).

IMAN, 1980; KANE y MEADE, 1998; KANE *et al.*, 1998; CHENG *et al.*, 1992; DE ANDRÉS SUÁREZ y LORCA FERNÁNDEZ, 2005).

AUTOR	FORMA FUNCIONAL	COMENTARIOS Y CONCLUSIONES
DEAKIN (1976b)	Distribución log-normal Distribución gamma	No hay reglas fijas sobre la forma de la distribución, que depende de casos concretos.
FRECKA y HOPWOOD (1983)	Distribución gamma	Obtienen un grado de ajuste muy elevado, pero precisan eliminar valores atípicos.
BUIJINK y JEGERS (1986)	Distribución log-normal	La distribución depende de cada ratio y del nivel de agregación sectorial. A mayor desagregación mayor aproximación a una distribución log-normal.
McLEAY (1986)	Distribución log-normal Distribución t de Student	La distribución log-normal sólo es adecuada par los ratios que combinan variables fondo. Para los ratios que combinan variables flujo y fondo (como los ratios de rentabilidad) son más adecuadas distribuciones con un grado de curtosis mayor que la norma, como la t de Student.
KOLARI <i>et al.</i> (1989)	Distribución en forma de U Distribución en forma de J Distribución unimodal leptocúrtica	No se puede establecer una forma funcional con carácter general para todos los ratios.
SO (1994)	Distribución Pareto-estable.	La familia de distribuciones Pareto-estable presenta un mayor grado de curtosis que la distribución normal, lo que facilita la modelización de valores extremos.
LAU <i>et al.</i> (1995)	Distribución beta Distribución de Ramberg-Schmeiser	Casos particulares de ambas distribuciones son la distribución normal, las exponenciales y la distribución gamma. La forma funcional depende de los valores que tomen los momentos muestrales estandarizados de tercer y cuarto orden.
McLEAY (1997)	Distribución de Jonson	La distribución describe bien a los ratios en los que el numerador y denominador son positivos y el numerador es un componente del denominador.
DE ANDRÉS SUÁREZ (2001b)	Distribución log-normal Distribución gamma Distribución normal	La distribución depende del ratio y del sector.

Fuente: Adaptado de DE ANDRÉS SUÁREZ y LORCA FERNÁNDEZ (2005), pág. 6.

Principales distribuciones propuestas para los ratios contables.

Tabla 3.38

Por otro lado, una de las justificaciones más habituales respecto al uso de ratios radica en la resolución de los problemas de complejidad y comparabilidad vinculadas con los estados contables. Así, como indica LIZARRAGA DALLO (1996):

“La reducción de la amplitud y complejidad informativa contenida en dichos estados a unas pocas variables, de sencillo cálculo y cuantificación, que ofreciesen una visión global simplificada de la situación de la empresa no es sino una derivación del problema de la utilidad de la información contable, y de la necesidad que ésta tiene de encontrar técnicas que, con rapidez y sencillez, ayuden a interpretar su amplio contenido y convertirla en materia útil en los procesos de decisión”.

A pesar de las ventajas previamente comentadas, el empleo de ratios no está exento de problemas, siendo los principales la ausencia de una teoría que ayude en la selección de variables, los problemas estadísticos que presentan estos indicadores cuando se utilizan como variables independientes de los modelos y las diferencias sectoriales y de tamaño de las empresas. Por otro lado, los ratios financieros no son directamente equivalentes a las características reales observadas, sino que deben considerarse como medidas subrogadas de las mismas. Como señala MORRIS (1997):

“Un único evento económico puede generar una gran variedad de ratios diferentes, y un mismo ratio puede ser el resultado de condiciones económicas muy distintas”.

A continuación se señalan las dificultades más significativas vinculadas al empleo de ratios contables:

❖ *Ausencia de una teoría* (LAFFARGA BRIONES y MORA ENGUIDANOS, 1998 y HARTVIGSEN, 1992): A pesar de los múltiples análisis empíricos desarrollados respecto al fracaso empresarial lo cierto es que no existe ninguna teoría económica que pueda utilizarse para la selección de los determinantes del riesgo de crédito empresarial sino que, por el contrario, los criterios de selección de indicadores explicativos suelen basarse en técnicas estadísticas y matemáticas (BALL y FOSTER, 1982); debido a esta ausencia de una teoría básica respecto, existen divergencias significativas entre los expertos en la materia por lo que respecta a qué categorías de ratios financieros deberían considerarse, o incluso a qué indicadores individuales deberían incluirse en el modelo. Ante esta dificultad suele argumentarse que la ausencia de una teoría económica no es necesariamente un impedimento serio para el desarrollo de modelos de predicción de quiebra, siempre y cuando se pueda aplicar una interpretación económica a los resultados obtenidos (JONES, 1987); en este sentido, se manifiestan también BARTLEY y BOARDMAN (1990), quienes afirman:

“la exactitud de los modelos predictivos es más relevante para los usuarios de los informes financieros que la validez de cualquier teoría particular de la motivación de la absorción”.

Por otro lado, diversos estudios empíricos han demostrado que la ausencia de fundamentos teóricos es bastante habitual en las investigaciones aplicadas llevadas a cabo en el ámbito contable¹⁰⁰. Esta ausencia de modelización teórica suele atribuirse principalmente a la dificultad para expresar la riqueza del ambiente institucional en el que se elaboran los estados financieros, caracterizado por un elevado grado de incertidumbre respecto a las variables explicativas, diseño experimental a utilizar, correlaciones entre las variables, etc.

❖ *Diferencias sectoriales y de tamaño*. El valor de los ratios viene condicionado en gran medida por el sector al que pertenece la empresa¹⁰¹ y por el tamaño de ésta. Así, si se consideran muestras donde los individuos pertenecen a distintos sectores económicos, caracterizados por distintos medios de producción, ciclos productivos, estructura competitiva y modos de distribución, se distorsiona la interpretación de los ratios al no poder atribuirse el mismo significado a idéntico valor de un ratio en empresas de sectores tan diferentes.

❖ *Variabilidad temporal*. Existen distintos estudios en la literatura que muestran que el valor de los ratios contables cambia a lo largo del tiempo, debido principalmente a modificaciones de las condiciones macroeconómicas (PINCHES *et al.*, 1973; MOYER,

¹⁰⁰ Así, por ejemplo, BALL y FOSTER (1982) realizan una revisión de estudios empíricos publicados en la década de los años 70 y relacionados con tres áreas diferentes: selección de procedimientos contables, análisis de series temporales y fracaso empresarial, concluyendo que la base teórica de tales trabajos era escasa, a pesar de obtener conclusiones válidas.

¹⁰¹ Ahora bien, tal como indica SERRANO CINCA (1994) no siempre resulta sencillo determinar el sector al que pertenece una empresa.

1977; ZAVGREN, 1985; HOLMEN, 1988; ALTMAN, 1993; LENNOX, 1999; POMPE y BILDERBEEK, 2005). Esta variabilidad genera dos efectos que deben tenerse presentes en todo estudio económico-financiero:

- La capacidad predictiva del modelo puede variar a lo largo del tiempo; así, por ejemplo, puede ocurrir que la predicción del rating empresarial resulte más fácil o más difícil para la década de los años 90 del siglo XX que para periodos posteriores.
- Los parámetros del modelo pueden variar a lo largo del tiempo, esto es, puede ser necesario reajustar el modelo a medida que se modifican las condiciones del entorno.

❖ *Limitaciones derivadas del empleo de ratios contables.* Las empresas se ven obligadas a realizar determinadas operaciones que suponen una simplificación de la realidad económica, tal como la clasificación de los hechos económicos en un número limitado de categorías (BERNSTEIN y WILD, 2000). Además, la información contable incluye criterios subjetivos por parte del gestor que afectan a la calidad de los datos utilizados para la definición de ratios (estimación de la vida útil del inmovilizado, valoración de las existencias en el almacén, etc.).

❖ *Limitaciones estadísticas.* La aplicación de la estadística al análisis de ratios constituye un paso muy importante para comprender la verdadera problemática y limitaciones de los mismos, pero también para conseguir resultados más fiables y modelos más eficaces (FERNÁNDEZ ÁLVAREZ, 1986). Así, HERRIGAN (1965) señala:

“(…) su naturaleza estadística sugieren que podrían no ser una herramienta tan sencilla como durante mucho tiempo se ha pensado; un mayor y más preciso cuerpo de conocimiento acerca de los ratios ayudará a profundizar en su complejidad”.

“los estados financieros miden una serie de aspectos distintos y todos ellos fundamentales de una compañía al mismo tiempo, por lo que podemos decir que son documentos multivariantes y por tanto el análisis que se lleve a cabo sobre la información que presentan deberá hacerse desde una óptica multivariable; desde el momento en que diferentes aspectos de una compañía sean considerados conjuntamente, y particularmente cuando lo sean de forma relativa y no absoluta, dichos estados financieros se convertirán en documentos absolutamente valiosos”.

Para conseguir la verificación estadística de tales modelos múltiples se necesitaban técnicas estadísticas multivariantes, que comenzaron a aplicarse con gran éxito a finales de los años 60 del siglo XX, siendo pionero el trabajo de HERRIGAN (1966) quien plantea una regresión de los ratios sobre la clasificación otorgada a la empresa por el Moody's Investor Service o la Standard & Poors Corporation.

Este trabajo, junto con varios otros realizados en el ámbito de los ratings de emisiones y emisores se analiza a continuación de forma detallada.

3.6.2.2. Aplicaciones empíricas respecto a ratings de emisiones y emisores

Teniendo en cuenta los comentarios previos respecto a los requisitos a cumplir por los modelos de rating y las variables explicativas a utilizar, a continuación se comentan brevemente algunas de las aplicaciones empíricas más conocidas en este

ámbito, muchas de las cuales hacen referencia a la calificación de bonos y otros títulos de deuda.

Si bien algunos estudios aplican procesos de validación sencillos, basados en la división de la muestra original en dos submuestras, de entrenamiento (utilizada para construir el modelo) y de test (empleada para aproximar su capacidad predictiva real)¹⁰², muchos otros análisis consideran exclusivamente la muestra de entrenamiento, sin realizar validación a posteriori, por lo que los porcentajes de acierto obtenidos pueden estar sobreestimados.

➤ *Modelos basados en técnicas estadísticas tradicionales.*

Aunque desde la década de los años 70 del siglo XX se han desarrollado múltiples modelos de predicción de ratings, a partir de información económica-financiera disponible de la entidad emisora y mediante el empleo de técnicas estadísticas, el primer estudio empírico en este ámbito se remonta a los años 50, cuando FISHER (1959) empleó mínimos cuadrados ordinarios para intentar explicar la varianza de las primas de riesgo de un conjunto de bonos.

Mientras los estudios iniciales utilizaban la *regresión múltiple* como técnica de análisis (HORRIGAN, 1966; POGUE y SOLDOSKY, 1969; WEST, 1970; 1973), posteriormente se pasó a considerar la técnica del *análisis discriminante*, destacando las aportaciones de PINCHES y MINGO (1973; 1975), quienes consideraban que la naturaleza lineal de la función discriminante era la que mejor se ajustaba a la naturaleza ordinal de las calificaciones de bonos. Dicho análisis discriminante ha sido profusamente empleado desde entonces para el estudio de la calificación crediticia (ALTMAN y KATZ, 1976; SCHWENDIMAN y PINCHES, 1975; PINCHES, 1978; PINCHES *et al.*, 1978; BHANDARI *et al.*, 1979; EISENBEIS, 1978; DANIELS y KAMP, 1998; PEAVY y SCOTT, 1986; PEAVY, 1982; BELKAOUI, 1980) (Tabla 3.40).

Por su parte, los modelos *logit* y *probit* de probabilidad condicional también han sido utilizados para estas tareas predictivas (JACKSON y BOYD, 1988; KAPLAN y URWITZ, 1979; EDERINGTON, 1985; 1986; GENTRY *et al.*, 1988).

Así, entre los estudios pionero, KAPLAN y URWITZ (1979) aplican un análisis probit multivariante para el análisis de ratings de bonos estadounidense, obteniendo una capacidad predictiva del 68% sobre la muestra de test, frente al 71% obtenido por el modelo de regresión lineal.

Por otra parte, destaca el análisis desarrollado por JACKSON y BOYD (1988), quienes abordan el estudio del comportamiento de los analistas de rating a partir de una muestra inicial de 394 calificaciones (posteriormente reducidas a 282), iguales o superiores a B, otorgadas por Moody's durante el periodo 1981-1982 y que corresponden a doce sectores industriales diferenciados¹⁰³. Una de las principales novedades de esta investigación es la consideración de tres aspectos diferenciados de cada variable explicativa (*predicción a futuro, tendencia y varianza*) utilizando la técnica estadística conocida como "*N-chotomous probit*" (McKELVEY y ZAVONIZ, 1975).

¹⁰² En el Capítulo 4 se analizan las consecuencias de esta subdivisión de la muestra así como propuestas alternativas más eficaces.

¹⁰³ El sector de pertenencia de cada entidad analizada fue introducido como una variable exógena tipo "*dummy*" en el modelo desarrollado.

Los autores comentan la existencia de un cierto consenso en la literatura afín acerca de la presencia de 6 categorías de variables explicativas significativas respecto al análisis de ratings: (1) cobertura financiera; (2) apalancamiento financiero; (3) rentabilidad; (4) estabilidad del beneficio; (5) tamaño de la entidad; y (6) riesgo específico de mercado. No obstante, existen fuertes discrepancias entre la variable o variables más representativas de cada grupo, recogándose en la Tabla 3.39 los indicadores más característicos para cada categoría¹⁰⁴.

A partir de tales categorías, JACKSON y BOYD (1988) desarrollan un modelo final ajustado (a fin de corregir el sesgo derivado del sector de actividad sobre los datos contables) donde, además de las variables “dummy” correspondientes a cada rama industrial, se incluye una variable explicativa del riesgo específico de mercado de cada emisión, así como los siguientes indicadores económico-financieros (véase su significado en las notas de la Tabla 3.39):

$ATRAT (P),$	$ATRAT (V),$	$LTD/TA (P),$	$FCC (P),$
$FCC (V),$	$TA (P),$	$N1/TA (P),$	$N1/TA (T),$
$N1/TA (V),$	$OI (T),$	$OI (V),$	$PE/TA (T),$
$CIA/(CF-D) (P),$	$CIA/(CF-D) (T),$	$CIA/(CF-D) (V),$	

donde P hace referencia al valor de predicción, T representa la tendencia y V la varianza. Los resultados obtenidos presentan una capacidad de modelización del comportamiento de los analistas de rating próxima al 55%.

Con carácter general, los modelos basados en técnicas estadísticas obtienen un éxito predictivo sobre test que se sitúa entre el 50% y el 70% (HUANG *et al.*, 2004), empleando variables que incluyen ratios relacionados con el tamaño, apalancamiento financiero, intensidad de capital a corto y largo plazo, rentabilidad económica, estabilidad del beneficio y cobertura de deudas. Así, a partir de un reducido número de variables, estos modelos suelen ser capaces de clasificar cerca de las dos terceras partes de los individuos incluidos en la submuestra de test, si bien adolecen del problema de la violación de las hipótesis de partida, tales como la normalidad multivariante, lo que les invalida, desde el punto de vista teórico, para la caracterización de muestras finitas (DEAKIN, 1976a).

¹⁰⁴ A excepción del riesgo específico de mercado, más relacionado con las propias características de la emisión que con la entidad emisora.

Categoría	Indicadores	Relación con la calidad de los bonos
<i>Medidas tradicionales</i>		
Cobertura financiera	(a) Cobertura de intereses:	
	$(N + I + T) / I$	(+)
	$(CF1 + I + T) / I$	(+)
	$(CF2 + I + T) / I$	(+)
	(b) Cobertura de intereses y alquileres:	
	$(N1 + I + R + T) / (I + R)$	(+)
	$(CF1 + I + R + T) / (I + R)$	(+)
	$(CF2 + I + R + T) / (I + R)$	(+)
	(c) Cobertura de intereses, alquileres y dividendos preferentes	
	$[N1 + R + I + T - (TR * PD)] / (I + R + PD)$	(+)
Apalancamiento financiero	1. LTD / TA	(-)
	2. TD / TA	(-)
Rentabilidad	1. N1 / TA	(+)
	2. CF1 / TA	(+)
	3. CF2 / TA	(+)
	4. OI / TA	(+)
Tamaño	1. TA	(+)
	2. S	(+)
	3. TL + EQ (valor de mercado)	(+)
Estabilidad de beneficios	<i>Coefficientes de variación de:</i>	
	1. N1	(-)
	2. TA	(-)
	3. N1 / TA	(-)
	4. CF1	(-)
	5. CF2	(-)
	6. OI	(-)
<i>Otras medidas adicionales</i>		
Liquidez actual	1. CRRAT	(+)
	2. ATRAT	(+)
	3. $(C + CE) / CL$	(+)
Intensidad de capital	1. PE / TA (neto)	(+)
	2. PE / (TA + AD) (bruto)	(+)
	3. LE / COGS	(-)
Utilización de activos	1. S / TA	(+)
	2. S / FA	(+)
Margen de beneficios	3. N1 / S	(+)
	4. CF1 / S	(+)
	5. CF2 / S	(+)
	6. OI / S	(+)
Adecuación de los recursos generados a la estructura de capital	1. CIA / (CF1 - D)	(+)
	2. CIA / (CF2 - D)	(+)

Fuente: Adaptado de JACKSON y BOYD (1988), págs. 178-179, traducción libre.

Notas: Los acrónimos utilizados en la tabla obedecen a la siguiente descripción: N1 = resultado neto después de intereses e impuestos. CF1 = N1 + depreciación ajustada por impuestos diferidos y ajustes fiscales por inversión. CF2 = CF1 ajustado por cambios en inventarios, derechos de cobro de clientes, obligaciones de pagos a proveedores y similares. I = intereses. T = impuesto sobre beneficios. R = alquileres. TR = tasa fiscal efectiva. PD = Dividendos preferentes. LTD = Deuda a largo plazo. TD = Deuda total (largo + corto plazo). TA = Activo total. OI = Ingresos operativos. S = Ventas. TL = Pasivo exigible total. EQ = Neto. CRRAT = ratio del capital circulante = activo circulante/pasivo circulante. ATRAT = ratio del test ácido = (activo circulante - existencias)/pasivo circulante. C = Tesorería. CE = Equivalentes de tesorería. PE = Inmovilizado técnico. CL = Pasivo circulante. LE = Costes laborales. COGS = Coste de los productos vendidos. AD = Amortización acumulada. FA = Activo fijo. CIA = Inversiones y adquisiciones a largo plazo. D = Dividendos.

Categorías de variables explicativas e indicadores más representativos

Tabla 3.39

Por otra parte, algunos análisis han demostrado la inestabilidad temporal de este modelo (DOHERTY y PHILLIPS, 2002; POTTIER y SOMMER, 2003), así como un

fuerte descenso en su desempeño inicial, máxime cuando muchos de ellos consideran predicciones incluidas en el intervalo ± 1 del rango real, tal como se recoge en la Tabla 3.40. En particular, destaca el análisis llevado a cabo por ANG y PATEL (1975), que revisó la capacidad predictiva obtenida por los principales estudios en este ámbito a lo largo del tiempo, obteniendo cifras inferiores al 40% para la mayoría de ellos, lo que sugiere la necesidad de adaptar los parámetros del modelo ante cambios en el entorno financiero.

Más recientemente, BLUME *et al.* (1998) analizan la capacidad informativa de la información pública respecto a los ratings externos de 7.324 empresas grandes y pequeñas para el periodo 1978-1995¹⁰⁵. Mediante el empleo de un modelo probit ordenado aplicado a datos de panel de varios ejercicios, el estudio generaliza y extiende los resultados de KAPLAN y URWITZ (1979), encontrando evidencia de que los ratios contables y la información de mercado resultan ser determinantes muy importantes de los ratings de las empresas. En particular, los autores utilizan medidas de rentabilidad, liquidez y tamaño, junto con coeficientes beta y errores estándares procedentes del mercado. Si bien, sólo se analizan cuatro categorías crediticias, la capacidad predictiva del modelo alcanza el 57% de las calificaciones analizadas (muestra de aprendizaje), porcentaje que se incrementa hasta el 97% de los casos si se toma el ratio predicho más o menos un grado.

Mediante el empleo de información pública, ESTRELLA *et al.* (1999) examinan la capacidad predictiva de distintos ratios de capital respecto a una muestra de bancos estadounidenses fracasados y sanos para el periodo 1989-1993, empleando un modelo logit. Sus resultados ponen de manifiesto la existencia de una conexión importante entre dichos ratios y los ratings externos otorgados para la deuda emitida por algunas de estas entidades (8.766 observaciones respecto a 10 años), de forma que con información procedente del Balance de Situación y datos relativos al tamaño de la empresa resulta posible replicar una parte significativa de los ratings elaborados por la agencia S&P.

¹⁰⁵ El número de empresas para cada año oscilaba entre las 367 y las 457 entidades.

Variables seleccionadas	1	2	3	4	5	6	7
Subordinación	X			X	X	X	X
Activos totales	X	X			X	X	
Activos totales (media quincenal)							X
Tamaño de la emisión				X			
Valor de la emisión en el mercado			X				
Deudas totales						X	
Patrimonio neto / Deudas totales	X						
Deudas a largo plazo / Capitalización		X					X
Valor de mercado acciones / Deudas			X				
Deuda a largo plazo / Activos totales					X		
Deuda a largo plazo / Activos totales (media quincenal)				X			
Deudas a largo plazo / Capitales totales invertidos						X	
Beneficio neto / Activos totales		X		X			
Coeficiente variación (Beneficio neto / Activos totales)		X					
Coeficiente variación del beneficio (9 años)			X				
Años de dividendos consecutivos				X			
Periodo sin producir pérdidas a acreedores			X				
(Beneficio neto + intereses) / (Intereses + dividendos preferentes)						X	
(Beneficio neto + intereses) / Intereses		X					
Previsión cobertura de intereses							X
(Beneficio neto + intereses) / Intereses (media de 5 años)				X			
Activo circulante / Ventas	X						
Patrimonio neto / Ventas	X						
Deudas a corto plazo / Capital invertido total						X	
Activo circulante / Pasivo circulante						X	
Valor acción / Patrimonio neto por acción						X	
Beta					X		
Exactitud ex post (%)	58 (Moody's) 52 (S&P)	80	60	56	70	66	70
Exactitud ex post (+- 1 grado)	90	100	97	98	100	98	96
Exactitud según ANG y PATEL (1975)	30	46	34	38	-	-	-
Exactitud según ANG y PATEL (1975) (+- 1 grado)	73	87	80	86	-	-	-
Exactitud ex post en BBB/Baa	40	-	50	0	70	36	21

Fuente: Adaptado de JIMÉNEZ CARDOSO (1996), pág. 473 y SPRENGERS (2006).

Nota: **1** = HERRIGAN (1966); **2** = POGUE y SOLDOSKY (1969); **3** = WEST (1970); **4** = PINCHES y MINGO (1973); **6** = BELKAOU (1980); **7** = EDERINGTON (1985)

Variables explicativas utilizadas en la calificación de bonos

Tabla 3.40

Posteriormente, TABAKIS y VINCI (2002) analizan los ratings de S&P y Fitch respecto a 67 bancos europeos, proporcionando evidencia estadística de que las calificaciones externas, aproximadas mediante sus estimaciones de PD¹⁰⁶, dependen de información procedente del Balance de Situación de cada entidad, del país de

¹⁰⁶ De esta forma, la variable dependiente era de tipo continuo, definida a partir del logaritmo natural de la PD estimada.

pertenencia y del negocio particular del banco. En particular, los ratios de rentabilidad, eficiencia, adecuación de capital, liquidez e intensidad del crédito demuestran una óptima capacidad explicativa. Ahora bien, tal información se considera insuficiente para duplicar las metodologías y ratings de las agencias, pues el coeficiente R^2 del análisis de regresión múltiple desarrollado tan sólo alcanzaba el 59,41% para la muestra de entrenamiento. Como conclusión, los autores postulan que los ratings obtenidos mediante datos financieros son posteriormente refinados mediante el empleo de otra información adicional por parte de las agencias.

AMATO y FURFINE (2004) analizan la influencia de tres factores principales (riesgo de negocio, riesgo financiero y condiciones macroeconómicas) en las evaluaciones de crédito realizadas por S&P respecto a empresas norteamericanas. La muestra incluía 10.102 calificaciones para el periodo 1984-2001, oscilando el número de calificaciones anuales entre 141 y 902 observaciones. Mediante el empleo de un modelo probit ordenado similar al descrito en BLUME *et al.* (1998), los autores encuentran evidencia de que los ratios de rentabilidad, liquidez y cobertura de intereses, junto con variables beta de mercado, explican cerca del 53% de los ratings externos (muestra de entrenamiento), observándose un cierto comportamiento cíclico.

Por su parte, ALTMAN y RIJKEN (2004) también emplean ratios financieros (capital circulante, reservas, rentabilidad y estructura de la deuda) e información no financiera (valores de mercado de las acciones, tamaño y antigüedad de los datos) para desarrollar un modelo logit de predicción de incumplimiento por parte de los bonos emitidos por 1.772 empresas de EE.UU. para el periodo 1981-2002. El análisis contempla 15 categorías crediticias durante dos periodos de tiempo diferentes, oscilando la bondad del ajuste entre el 21%-23% (pseudo R^2 sobre la muestra de aprendizaje). Las migraciones de ratings también son analizadas, concluyéndose que los ratings otorgados por las agencias corresponden a evaluaciones a largo plazo.

Finalmente, por lo que respecta a la influencia de variables regionales e industriales respecto al rating de empresas, PESARAN *et al.* (2004) analizan una muestra de 243 compañías residentes en 10 regiones geográficas distintas, pertenecientes a 7 sectores industriales e integradas en 6 categorías distintas de rating. Mediante la estimación del porcentaje de incumplimiento de cada categoría, a través de distintas regresiones multifactoriales, los autores observan que los efectos “país” e “industria” son muy poco relevantes, si bien el primero resulta ligeramente más significativo. No obstante, todos los países de la Europa del Oeste¹⁰⁷ pueden agruparse en una misma categoría, al presentar un comportamiento casi idéntico.

➤ *Modelos basados en nuevas técnicas estadísticas*

En los últimos años se están utilizando nuevas técnicas estadísticas para la modelización y predicción de las calificaciones otorgadas por las agencias de rating. Así, se consideran métodos como el análisis discriminante cuadrático, el análisis multi-logit, el análisis cluster y de conglomerados, el análisis de componentes principales, las

¹⁰⁷ En particular, los autores consideran en este grupo a España, Países Bajos, Bélgica y Suiza. Reino Unido, Alemania, Italia y Francia son analizados por separado, si bien sus coeficientes no resultan estadísticamente significativos.

escalas multivariantes o el análisis profit¹⁰⁸ (véase, por ejemplo, SERRANO CINCA y APELLÁNIZ GÓMEZ, 1995; RAVASKA, 1998; MAR MOLINERO *et al.*, 1996; KAMSTRA *et al.*, 1998).

De entre los múltiples estudios realizados en este sentido, cabe destacar, por sus implicaciones en el mercado de renta fija nacional, el desarrollado por SERRANO CINCA y APELLÁNIZ GÓMEZ (1995), MAR MOLINERO *et al.* (1996), que pasa a resumirse a continuación.

Los autores abordan el estudio de la relación existente entre la información contable pública y las calificaciones de deuda otorgadas por S&P en 1993 para las principales entidades del sector bancario español a través de las escalas multidimensionales, el análisis profit y el análisis de conglomerados. La muestra está formada por 10 ratings a corto plazo (7 pertenecientes a la categoría A-1+, 2 a la categoría A-1 y 1 a la categoría A-2), para los que se consideraron 24 variables exógenas, recogidas en la Tabla 3.41.

El limitado número de individuos disponible llevó a la imposibilidad de aplicar modelos estadísticos clásicos para su análisis, por lo que los autores se centran en la obtención de una representación geométrica de los datos a través de la aplicación de escalas multidimensionales y análisis profit. Para ello, consideran 6 factores significativos [de acuerdo con el análisis de componentes principales y el valor de ajuste conocido como “*función de stress*” (COXON, 1982)], complementándose el estudio con el análisis profit, para el que todos los ratios resultaron significativos a excepción de tres¹⁰⁹. Los resultados muestran la asociación de la primera dimensión con ratios que tienen como denominador el activo total (R6, R7 y R8), de la segunda con ratios asociados a insolvencias y baja rentabilidad (R24, R25, R26 y R27, este último con una relación negativa), de la tercera con la estructura de costes (R1 y R14), de la cuarta con el número y productividad de los empleados (R15, R16, R17, R19 y R20), y de la quinta y sexta con partidas relativas a la estructura del Balance de Situación (R1, R2 y R3).

Las dimensiones que mejor explican los ratings otorgados a los bancos son la segunda y la cuarta, esto es, aquéllas relacionadas con ratios asociados a insolvencias, baja rentabilidad y al número y productividad de los empleados. Por otro lado, los autores encuentran evidencia de la importancia que la información cualitativa tiene respecto a los ratings asignados.

Finalmente, el estudio se completa con el análisis de las diferencias existentes entre la información contable proporcionada por la banca pública y privada a través del análisis discriminante lineal y el análisis logit, utilizando una variable dicotómica como variable dependiente y considerando los 24 ratios como variables independientes. Los resultados obtenidos en este caso demuestran que la mayor fuente

¹⁰⁸ El análisis profit o ajuste de propiedades (SCHIFFMAN *et al.*, 1981; MAR MOLINERO, 1991) es un método utilizado para comprobar las hipótesis acerca de los atributos que influencia los juicios humanos acerca de la similitud relativa entre un conjunto de individuos. Un resumen sencillo del método profit puede consultarse en <http://www.analytictech.com/borgatti/profit.htm>.

¹⁰⁹ La significación o no de los ratios para el análisis profit se determinó tomando los mismos como variables dependientes del modelo profit, considerando como variables independientes cada una de las seis dimensiones analizadas y observando los coeficientes R² obtenidos; si éstos son superiores a 0.8 se considera que el ratio es relevante, en otro caso el indicador se considera irrelevante.

de discrepancias se relaciona con el número de empleados, notablemente superior en el caso de las empresas públicas.

Ratio	Descripción del indicador
R1	Tesorería / Activo total
R2	Inmovilizado material / Activo total
R3	Recursos propios / Activo total
R4	Ingresos financieros / Activo total medio
R5	Margen financiero / Activo total medio
R6	Margen de explotación / Activo total medio
R7	Recursos generados / Activo total medio
R8	Beneficio antes de impuestos / Activo total medio
R9	Beneficio neto / Recursos propios
R10	Ingresos financieros / Activo total medio
R11	Margen de explotación / Activo total medio
R12	Costes financieros recursos de clientes / Recursos medios de clientes
R13	Costes de personal / Costes de transformación
R14	Costes de transformación / Margen operativo
R15	Activo total medio / Número de empleados
R16	Margen operativo / Número de empleados
R17	Beneficio neto / Número de empleados
R18	Costes de personal / Número de empleados
R19	Recursos medios de clientes / Número de oficinas
R20	Número de empleados / Número de oficinas
R21	Saneamientos / Activo total medio
R22	Saneamientos / Recursos generados
R23	Insolvencias / Inversiones crediticias medias
R24	Cuota de mercado de recursos medios de clientes

Fuente: SERRANO CINCA y APELLÁNIZ GÓMEZ (1995), pág. 531

Variables explicativas utilizadas en la calificación de bancos

Tabla 3.41

➤ Modelos basados en técnicas de Inteligencia Artificial.

Recientemente las técnicas de Aprendizaje Máquina basadas en *Inteligencia Artificial* han sido aplicadas para la modelización y predicción de los ratings concedidos por las agencias de calificación (SURKAN y SINGLETON, 1990; 1996; GARAVAGLIA, 1991; DUTTA *et al.*, 1994; WANG *et al.*, 1998; UTANS y MOODY, 1991; MOODY y UTANS, 1992; 1994; CALIFORNIA SCIENTIFIC, 2005; DANIELS *et al.*, 1997; 1998; DANIELS y KAMP, 1998; 1999; SINGLETON y SURKAN, 1994; SKAPURA, 1996; KWON *et al.*, 1997; CHAVEESUK *et al.*, 1999; KIM *et al.*, 1993; DUTTA y SHEKHAR, 1988; 1996; UTANS y MOODY, 1994; HUANG *et al.*, 2004).

Aunque los métodos de análisis aplicados han sido muy numerosos, entre los que se pueden citar los árboles de decisión, razonamiento basado en casos, algoritmos genéticos o técnicas de tipo simbólico, la principal herramienta utilizada en este ámbito

han sido las redes neuronales artificiales (RNAs), resumiéndose a continuación algunos de los desarrollos más destacados.

Uno de los trabajos más conocidos respecto a la aplicación de RNAs para el análisis de ratings es el propuesto por SURKAN y SINGLETON (1990; 1996) y SINGLETON y SURKAN (1994), quienes estudian 18 calificaciones otorgadas por *Moody's* a compañías telefónicas norteamericanas en el periodo 1982-1988, considerando como variables independientes 7 ratios económico-financieros (Tabla 3.42). La tarea se centra en clasificar un bono como perteneciente a la clase "Aaa" o a la combinación de categorías "A1", "A2" o "A3".

La red utilizada es de tipo *Perceptron multicapa* con aprendizaje "back-propagation", obteniendo un porcentaje de aciertos en test próximo al 65% en el caso de una única capa oculta y cercano al 85% cuando se consideran dos capas intermedias, superior en todo caso al conseguido con el análisis discriminante múltiple (próximo al 40%, únicamente). No obstante, a pesar de estos elocuentes resultados, los escasos individuos considerados respecto al total de variables exógenas y parámetros libres del modelo reducen significativamente la validez de estos datos.

Otra de las investigaciones relevantes en este ámbito es la desarrollada por DUTTA *et al.*, (1994) y DUTTA y SHEKHAR (1988; 1996), centrada en la aplicación de RNAs del tipo *Perceptron multicapa* con dos y tres capas ocultas y entrenadas a través del algoritmo "backpropagation", para la categorización de ratings tipo "AA" y "no AA" (problema binario).

La muestra considerada está formada por 47 calificaciones correspondientes a empresas industriales, obtenidas a partir de las publicaciones "*Valueline Index*" y "*S&P Bond Guide*", tomándose 10 ratios financieros como variables explicativas (Tabla 3.42).

Los resultados obtenidos (con un porcentaje de acierto entre el 80 y el 92,4% para la muestra de aprendizaje y entre el 76,5 y el 88,3% para la muestra de test) se comparan con los conseguidos a través del análisis de regresión múltiple (entre el 63,33 y el 66,7% para la muestra de entrenamiento y del 64,7% para la muestra de test). Si bien el porcentaje de acierto es significativamente elevado en relación con los obtenidos tradicionalmente para este tipo de problemas, debe considerarse la limitación previamente comentada respecto al número de individuos y número de categorías crediticias.

KIM (1993) compara la capacidad de la regresión lineal, MDA, algoritmo ID3 y redes neuronales respecto a la clasificación de bonos calificados por S&P. Para ello, considera los ratings de 110 compañías durante el año 1988, calificadas en seis categorías diferentes, empleando una muestra de test integrada por 60 compañías durante el año 1989. Mediante el empleo de ocho ratios financieros, el autor observa que las redes neuronales presentan el mejor desempeño de todos los modelos analizados.

Posteriormente, KIM *et al.* (1993) llevan a cabo una comparación entre el desempeño conseguido por una RNA tipo *Perceptron multicapa*, un modelo de regresión lineal múltiple, un análisis logit y un sistema experto basado en reglas respecto a las calificaciones otorgadas por S&P para 218 empresas norteamericanas, con seis categorías de rating diferentes, divididas en tres submuestras: aprendizaje, test y

validación. Los resultados obtenidos son favorables al modelo neuronal para todos los subconjuntos de datos.

Asimismo, destaca la aportación de UTANS y MOODY (1991) y MOODY y UTANS (1992), que han llevado a cabo estudios acerca de la arquitectura más eficiente de una RNA tipo *Perceptron multicapa* utilizando para ello una muestra de calificaciones otorgadas por S&P y consideran 10 ratios financieros como variables explicativas. Los resultados obtenidos resultan de nuevo superiores a los conseguidos utilizando un modelo de regresión lineal múltiple, en términos de la desviación media respecto al rating real (1,697 categorías para la red frente a 1,930 para el modelo lineal); no obstante, no se proporcionan porcentajes concretos de aciertos para cada modelo.

Posteriormente, UTANS y MOODY (1994) emplean redes neuronales para predecir 16 categorías de rating proporcionados por S&P para 392 bonos, que varían desde la "B-" hasta la "AAA". Su modelo predice correctamente el 30,6% de la submuestra de test, incrementándose el desempeño hasta el 63,8% y el 85,2% cuando se consideran únicamente cinco y tres categorías (respectivamente).

KWON *et al.* (1997) aplican redes neuronales entrenadas con "backpropagation" combinadas con particiones ordinales emparejadas ("*ordinal pairwise partitioning*" u OPP). El estudio se centra en la predicción de cinco categorías de ratings otorgadas a 3.085 bonos coreanos, respecto al periodo 1991-1993. A partir de un conjunto inicial de 126 variables explicativas, los autores seleccionan 24 ratios financieros, 15 indicadores industriales y 5 variables de dimensión, obteniendo un porcentaje de aciertos próximo al 70% para las redes combinadas con OPP, superior al conseguido mediante redes sin OPP (66-67%) y análisis discriminante lineal (58-61%).

Otro análisis interesante es el desarrollado por CHAVEESUK *et al.* (1999), quienes utilizan tres modelos de redes neuronales artificiales diferentes (con aprendizaje "backpropagation", funciones de base radial y redes tipo LVQ) para la revisión de los estudios llevados a cabo por DUTTA y SHEKHAR (1996) y KIM *et al.* (1993), fusionando los datos y variables utilizados por estos autores y utilizando finalmente ocho variables independientes (Tabla 3.37).

CHAVEESUK *et al.* (1999) comparan redes neuronales de tipo "backpropagation" con funciones de base radial, "*learning vector quantization* (LVQ)", regresión lineal múltiple y regresión logística. Su estudio analiza 120 empresas industriales norteamericanas (60 de entrenamiento y 60 de test), correspondientes a 6 ratings diferentes proporcionadas por S&P para el periodo 1996-1997 (AAA, AA, A, BBB, BB y B). Los resultados obtenidos tanto con los modelos neuronales como logísticos son bastante discretos (con un porcentaje correctamente clasificado sobre test que oscila entre el 43 y el 53% para las regresiones logísticas, es cercano al 48% para la regresión lineal múltiple, próximo al 55% para el modelo tipo "back-propagation", entre el 23% y el 38% para las funciones de base radial y próximo al 36% para la red LVQ), por lo que los autores proponen combinar la sencillez e interpretabilidad de los modelos estadísticos con la flexibilidad y tolerancia al ruido característica de las redes neuronales.

Por su parte, MAHER y SEN (1997) comparan el desempeño de redes neuronales y modelos discriminantes y logísticos para la predicción del rating de 299 bonos clasificados en 6 categorías diferentes por *Moody's* y *S&P*, aproximándose el

mejor desempeño de las redes al 68% respecto a la submuestra de test (frente al 61,66% de la regresión logística y el 58-61% del MDA).

GARAVAGLIA (1991) utiliza un modelo de red diferente, conocida como “*Counter-Propagation*” para simular el sistema de calificación empleado por S&P, utilizando una muestra compuesta por 797 ratings (156 para entrenamiento y 641 para test), agrupados en 17 ratings y 3 supra-categorías (inversión, especulativa y próxima al fallido), considerando 87 variables cualitativas y cuantitativas que actúan como atributos exógenos. El porcentaje de acierto sobre test oscila entre el 8% y el 55,56% (17 ratings), aproximándose al 85% si sólo se analizan las tres supra-categorías. Posteriormente, GARAVAGLIA (1992) reconoce la existencia de sobre-entrenamiento en el modelo, por lo que desarrolla una nueva red con un mayor número de ejemplos de aprendizaje, consiguiendo una eficacia clasificadora del 22% en el conjunto de test. Estos modestos resultados parecen apoyar la idea de que la información cualitativa juega un papel decisivo en las clasificaciones de rating, al tiempo que permiten cuestionar si los elevados porcentajes de acierto registrados en otros estudios pueden haberse visto afectados por serios procesos de sobre-aprendizaje.

Teniendo en cuenta el inconveniente anterior, DANIELS *et al.*, (1997; 1998), DANIELS y KAMP (1998; 1999) desarrollan RNAs de tipo *Perceptron multicapa* incluyendo técnicas como el decaimiento de pesos, la validación cruzada o los estudios de monotonicidad entre la variable endógena y algunos de los inputs; en todos los casos el objetivo es controlar la flexibilidad de la red, reduciendo en lo posible el riesgo de sobre-aprendizaje. Este tipo de redes es aplicado al análisis de diversos problemas económicos, entre ellos la caracterización de los ratings otorgados por S&P a compañías industriales norteamericanas en 1994. La muestra se compone de 296 calificaciones, considerándose como variables exógenas iniciales 45 ratios financieros (valores medios para 5 años previos a la calificación e indicadores de tendencia), que posteriormente son reducidos a 4 a través de análisis de correlación con las categorías analizadas (Tabla 3.37). El porcentaje medio de clasificación correcta se sitúa en el 51% para la muestra de validación, frente al 47% conseguido con un modelo de regresión lineal múltiple.

Por su parte, CHEN (2002) analiza los determinantes de 74 ratings otorgados por la Taiwan Rating Corporation a 25 instituciones financieras taiwanesas durante el periodo 1998-2002, considerando 5 categorías diferencias (AAA, AA, A, BBB y BB). Para ello, el autor considera distintas técnicas basadas en Inteligencia Artificial (redes neuronales artificiales tipo “backpropagation” y modelos kernel tipo “support vector machines”), empleando 6 y 16 indicadores financieros como variables explicativas. Los porcentajes de acierto sobre la muestra de aprendizaje se aproximan al 75%, si bien no se emplea ninguna muestra de test para contrastar la validez del modelo. Asimismo, CHEN (2002) analiza 265 ratings otorgados a instituciones financieras de EE.UU. por S&P durante el periodo 1991-2000 para las 5 categorías previas, utilizando 5 y 14 ratios explicativos. Mediante la aplicación de las mismas técnicas, el porcentaje de aciertos se aproxima la 80%, si bien de nuevo no se contrastan los resultados con ninguna muestra de validación.

Más recientemente, RODRÍGUEZ LÓPEZ y GARCÍA FERNÁNDEZ (2005) utilizan redes neuronales artificiales tipo Perceptrón Multicapa para el análisis de 2.097

empresas estadounidenses calificadas por S&P y 128 compañías españolas en suspensión de pagos. A partir de un amplio abanico de ratios contables, los autores plantean distintos modelos integrados por 6, 15 y 36 indicadores, así como por 3 y 9 calificaciones crediticias. El porcentaje correcto de clasificación obtenido oscila entre el 17% y el 67% (muestra de aprendizaje), por lo que los autores concluyen que, si bien el contenido informativo de los ratios financieros es relevante para la predicción del fracaso empresarial, no resulta suficiente para simular con precisión las calificaciones de las agencias de rating.

La Tabla 3.42 resume las variables exógenas utilizadas por algunos de los modelos neuronales más conocidos.

Por su parte, otros autores emplean técnicas de razonamiento basado en casos ("*case-based reasoning systems*") para predecir ratings de bonos, tratando de conseguir una mayor interpretabilidad de los resultados. El objetivo principal de estos modelos consiste en emparejar cada nuevo problema con alguno de los casos previamente estudiados, al objeto de aprender de la experiencia para resolver el primero. Así, SHIN y HAM (2001) emplean razonamiento basado en casos y la técnica de los k vecinos más cercanos para predecir cinco categorías de rating respecto a 3.886 bonos del mercado coreano, obteniendo un desempeño del 75,5% respecto a la muestra de entrenamiento, frente al MDA (60%) y el árbol ID3 (59%).

Asimismo, HUANG *et al.* (2004) emplean redes neuronales, regresión logística y "*support vector machines*" (SVM) para predecir cinco categorías de bonos procedentes del mercado taiwanés (74 casos) y del mercado estadounidense (265 casos). Para ello, consideran 21 variables económico-financieras potencialmente explicativas, seleccionando finalmente entre 6 y 16 atributos, alcanzando un nivel del desempeño en test (método de validación cruzada) para la muestra de aprendizaje próximo al 77-80% para el modelo SVM, cercano al 75%-80% para las redes neuronales, y próximo al 72-76% para la regresión logística.

Por su parte BEYNON (2005) aplica un nuevo algoritmo de clasificación basado en funciones de creencia ("*belief functions*") que es comparado con el MDA y con las redes neuronales artificiales para el análisis de 2 categorías de ratings de fortaleza financiera otorgados por Moody's a 132 bancos estadounidenses. Mediante el empleo de 6 ratios económico-financieros, el autor obtiene un porcentaje correcto de clasificación sobre la muestra de aprendizaje del 56,82%-70,45%, frente al 59,85% del MDA y al 63,64%-75,76% de las redes neuronales.

Como conclusión, puede afirmarse que la aplicación de redes neuronales mejora el desempeño observado para los modelos estadísticos e inductivos, si bien tal mejora depende del número de categorías analizadas. Así, para estudios que consideran 5 o más clases, la capacidad predictiva suele alcanzar entre el 55% y el 75% (HUANG *et al.*, 2004, pág. 546).

Trabajo empírico	Variables exógenas consideradas para el análisis de calificaciones crediticias
DUTTA y SHEKHAR (1988; 1996)	Pasivo exigible total / (Caja + activo) Pasivo exigible total / Activo total Ventas / Activo neto Beneficio neto / Ventas Fortaleza financiera (a) Beneficio neto / Costes fijos Tasa media de crecimiento de ingresos (últimos 5 años) Tasa media prevista de crecimiento de ingresos (próximos 5 años) Capital circulante / Ventas Valoración subjetiva de la empresa
KIM et al. (1993)	Activo total Pasivo exigible total Pasivo exigible a largo plazo / Capital total invertido (b) Pasivo exigible a corto plazo / Capital total invertido Activo circulante / Pasivo circulante (Beneficio neto + gastos por intereses) / (Gastos por intereses + dividendos preferentes) Precio de la acción / Beneficio por acción Subordinación (valor en el intervalo [0,1], según las características específicas de la emisión)
SURKAN y SINGLETON (1990; 1996)	Pasivo exigible / Capital Gastos por intereses / Ventas Beneficio neto / Capital (ROE) Coeficiente de variación del ROE respecto a los últimos 5 años. Logaritmo del activo total (medida de tamaño) Costes de construcción / Total flujos de entrada de caja (cash-inflows) (c) Ratio de ingresos por peajes (c)
DANIELS et al., (1997)	Beneficio antes de intereses e impuestos / Gastos por impuestos (3 últimos años) (d) RPOs / Pasivo exigible (media de los 5 últimos años) (e) Beneficio neto (media de los últimos 5 años) Pasivo exigible / Capital (media de los últimos cinco años)
MAHER y SEN (1997)	Activo total Pasivo a largo plazo / Activo total Ingresos netos operaciones / Activo total Existencia de subordinación Valor beta del mercado
CHAVEESUK et al. (1999)	Activo total Pasivo exigible total Pasivo exigible a largo plazo / Capital total invertido (b) Pasivo exigible a corto plazo / Capital total invertido Activo circulante / Pasivo circulante (Beneficio neto + gastos por intereses) / Gastos por intereses Pasivo exigible / Activo total Beneficio neto / Ventas

Fuente: Elaboración propia

Notas: **(a)** Los autores utilizan el término “*financial strength*” (“fortaleza financiera”) si bien no especifican concretamente el ratio asociado a este concepto. En este sentido, existen dos indicadores tradicionalmente asociados a la fortaleza financiera de la entidad: El ratio “Activo circulante/Pasivo circulante” (“*current ratio*”) y el ratio “Caja y asimilados/Pasivo circulante” (“*quick ratio*”), pudiendo considerarse cualquiera de ellos.

(b) Generalmente la magnitud “capital invertido” se calcula a través de la fórmula: “Activo total – Tesorería – Pasivo circulante no remunerado”.

(c) Estos ratios parecen resultar específicos del sector de actividad analizado en SURKAN y SINGLETON (1990; 1996), correspondiente a compañías telefónicas norteamericanas; podrían estar relacionados con la construcción y explotación de redes telefónicas y de transferencia de datos.

(d) La literatura anglosajona suele considerar como ratio de cobertura de intereses el cociente final: “(Beneficio antes de intereses, impuestos, provisiones y amortizaciones)/Gastos por intereses”.

(e) Es necesario tener presente que la literatura anglosajona denomina “*cash-flow*” a los recursos procedentes de las operaciones, por lo que a veces en la traducción se producen confusiones entre este término y la magnitud flujos de caja.

Variables explicativas consideradas por algunos modelos basados en redes neuronales artificiales

Tabla 3.42

Por el último, dado que el estudio empírico formulado en los Capítulos 4 y 5 se centra en los ratings de *entidades aseguradoras*, cabe realizar un análisis particular de las calificaciones otorgadas a estas empresas.

Si bien en el Capítulo 4 se estudia de forma detallada la problemática de este tipo de entidades, es preciso comentar que la literatura académica sobre los determinantes de los ratings de fortaleza financiera de las aseguradoras es muy limitada y significativamente reciente (BROTMAN, 1989; POTTIER, 1997; BOUZOUITA y YOUNG, 1998; POTTIER y SOMMER, 1999; DOHERTY y PHILLIPS, 2002; BURTON et al., 2003; GAVER y POTTIER, 2005). Por otro lado, los estudios se han centrado en empresas estadounidenses y británicas, no existiendo referencias en el ámbito de las aseguradoras que trabajan en el Mercado Común Europeo.

Finalmente, la gran mayoría de investigaciones realizadas no incorporan medidas relacionadas con la capacidad clasificadora del modelo, indicando exclusivamente referencias a las variables más explicativas (POTTIER, 1997; POTTIER y SOMMER, 1999; BURTON et al., 2003) o medidas de ajuste relacionadas con la R^2 del modelo (GAVER y POTTIER, 2005).

3.6.3. Estudio del comportamiento de los analistas de rating

Dado que el proceso de elaboración de ratings depende del juicio emitido por el grupo de analistas asignado al emisor y, específicamente, por el analista principal del mismo, resulta de interés comentar los aspectos más significativos de su proceso de decisión, al objeto de comprender los principales factores de tipo subjetivo que pueden afectarle.

Así, destaca particularmente el análisis realizado por DANOS et al. (1984), cuyas principales características se resumen a continuación.

Los analistas que trabajan en agencias de rating participan en un proceso continuo de entrenamiento y revisión, que incluye la presentación de sus propuestas de calificaciones al Comité de Rating y el análisis de las propuestas realizadas por otros colegas, así como la discusión con el propio Comité de los motivos que les han llevado a la decisión adoptada.

Estos analistas tienen acceso a una información privilegiada que incluye tanto datos históricos como predicciones a futuro, utilizándola para realizar informes estructurados de acuerdo con las directivas específicas de la empresa. No obstante, los analistas son también personas humanas que se forman una serie de opiniones y juicios iniciales que deberán ser contrastados con la evidencia empírica presentada; así, los datos históricos de carácter contable son utilizados para la obtención de esta impresión inicial, mientras que las proyecciones a futuro suelen servir para su confirmación o refutación¹¹⁰.

¹¹⁰ Con respecto a las predicciones a futuro, los analistas pueden adoptar diversas posturas: desde ignorarlas completamente, lo que cuestionaría la conveniencia de solicitar y analizar esta información, hasta considerarlas como algo cierto e inevitable, lo que llevaría a la no necesidad de análisis de información histórica. Generalmente se adopta una postura intermedia, utilizando las predicciones como instrumento de ayuda en el proceso de rating que complementa la información histórica disponible.

No obstante, en el contraste de juicios no se otorga la misma importancia a toda la información disponible, sino que diversos estudios han demostrado que, en una amplia variedad de contextos, la evidencia que confirma el juicio inicial es objeto de consideración, mientras que aquella que lo refuta suele minusvalorarse o incluso ignorarse (CROCKER, 1981; LORD *et al.*, 1979). A pesar de esta tendencia psicológica, los analistas suelen admitir que, si bien existen fuertes perspectivas iniciales respecto a un determinado rating, existe también una gran motivación para la identificación de evidencias incongruentes con tal juicio inicial, máxime cuando la propuesta de calificación debe ser presentada y argumentada ante el Comité de Rating. Como consecuencia, los analistas deben superar su sesgo natural de ignorar la información disconforme con su propia opinión, al objeto de conseguir juicios más completos y robustos.

Por otro lado, la importancia concedida a las predicciones a futuro depende del riesgo inherente a la calificación inicialmente establecida. Así, si se considera el rating BBB (el mínimo dentro de la escala de inversión) parece existir una mayor sensibilidad a disminuir el mismo, incluyéndolo en la escala especulativa, que a incrementarlo, minimizando así el riesgo derivado de los efectos perjudiciales que para los inversores podría tener la concesión de una calificación excesivamente alta.

Por lo que respecta al acuerdo final entre analistas, necesario para determinar la calificación final que será presentada al emisor, existen diversos estudios que han demostrado que el hecho de tratarse de expertos en la materia, con entrenamiento y experiencia en este ámbito de actuación, lleva a obtener un consenso más rápido, uniforme y creíble que si se tratara de personal no especializado, lo que facilita la obtención de calificaciones razonables y eficaces¹¹¹.

De esta forma, la formulación y contraste de juicios por parte de los expertos resulta crucial en el proceso final de otorgamiento de ratings. Ahora bien, los estudios previos en la materia no incorporan de forma expresa mecanismos para el tratamiento de información cualitativa procedente de opiniones de especialistas. Si bien algunos modelos matemáticos, como el análisis logit o el análisis probit, sí permiten tratar con datos nominales, precisan su discretización a un conjunto limitado de valores numéricos, esto es, la información se deforma para adaptarla a los requisitos e hipótesis de partida del modelo.

Dado que la información cualitativa proviene en su mayor parte de opiniones emitidas por personas, que se expresan mediante el lenguaje natural e incorporan incertidumbre en sus juicios, los modelos de análisis no deberían deformarla innecesariamente, sino que deberían aplicarse técnicas que procuraran mantener la información en los términos en los que ha sido expresada.

La Teoría de los Subconjuntos Borrosos, enunciada por Lofti A. Zadeh en 1965, constituye una alternativa muy atractiva para la representación de la información cualitativa e imprecisa procedente de juicios de valor por parte de expertos.

Asimismo, para la combinación de información numérica y lingüística resulta muy útil el modelo 2-tupla definido por MARTÍNEZ (1999) y HERRERA y MARTÍNEZ (1999; 2000).

¹¹¹ Véase, por ejemplo, el análisis empírico desarrollado en DANOS *et al.* (1984).

Ambas propuestas son analizadas en el Capítulo 4 de la presente Memoria, donde se resume su filosofía y principales características.

Una vez comentados los aspectos generales del proceso de rating, en los próximos Capítulos se abordan dos estudios empíricos que tratan de analizar los determinantes de las calificaciones crediticias proporcionas por las agencias externas, y que puede servir como base para el desarrollo de un modelo interno de gestión del riesgo de crédito basado en calificaciones propias.

Bibliografía – Capítulo 3

- AFONSO, A. (2003): "Understanding the determinants of sovereign debt ratings: evidence for the two-leading agencies". *Journal of Economics and Finance*, vol. 27, nº 1, primavera.
- ALBARRÁN LOZANO, I. (2000): "La actividad aseguradora: importancia, revisión e integración de conceptos fundamentales". Documento de Trabajo 2000-22. Facultad de CC.EE. y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid.
- ALTMAN, E.I. (1989): "Measuring corporate bond mortality and performance". *Journal of Finance*, septiembre, págs. 909-922.
- ALTMAN, E.I. (1993): "Corporate financial distress and bankruptcy: a complete guide to predicting and avoiding distress and profiting from bankruptcy". John Wiley & Sons. Nueva York.
- ALTMAN, E.I. y KAO, D.L. (1992): "The implications of corporate bond ratings drift". *Financial Analysts Journal*, págs. 64-75.
- ALTMAN, E.I. y KATZ, S. (1976): "Statistical bond rating classification using financial and accounting data". Incluido en SCHIFF, M. y SORTER, G. (eds.): "Topical Research in Accounting". NYU Press. Nueva York.
- ALTMAN, E.I. y NAMMACHER, S. (1985): "High yield fixed-income debt default experience". Morgan Stanley & Co., Incorporated, Fixed Income Division.
- ALTMAN, E.I. y RIJKEN, H.A. (2004): "How rating agencies achieve rating stability". *Journal of Banking and Finance*, nº 28, págs. 2679-2714.
- ALTMAN, E.I. y SAUNDERS, A. (1998): "Credit risk measurement: Developments over the last 20 years". *Journal of Banking and Finance*, 21, págs. 1721-1742.
- ALTMAN, E.I. y SUGGIT, H.J. (1997): "Default Rates in the Syndicated Bank Loan Market: A Mortality Analysis". Working Paper Series, nº S-97-39. NYU Salomon Center. Nueva York.
- ALTMAN, E.I. y SUGGIT, H.J. (2000): "Default rates in the syndicated bank loan market: A mortality analysis". *Journal of Banking and Finance*, 24, págs. 229-254.
- ALTMAN, E.L. y SPIVACK, J. (1983): "Predicting bankruptcy: the value line relative financial strenght system vs. The Zeta Bankruptcy Classification Approach". *Financial Analyst Journal*, noviembre-diciembre, págs. 60-67.
- AMATO, J.D. y FURFINE, C.H. (2004): "Are credit ratings procyclical?". *Journal of Banking and Finance*, vol. 28, nº 11, págs. 2641-2677.
- AMBROSSE, J.M. y CARROLL, A.M. (1994): "Using Best's Ratings in Life Insurer Insolvency Prediction". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 61, nº 2 págs. 317-327.
- ANG, J.S. y PATEL, K.A. (1975): "Bond Ratings Methods: Comparison and Validation". *The Journal of Finance*, mayo, págs. 631-640.
- ARTUS, P.; GARRIGUES, J. y SASSENOU, M. (1993): "Interest rate costs and issuer ratings: the case of French CP and bonds". *Journal of International Securities Markets*, otoño, págs. 211-218.
- ASQUITH, P.; MULLINS, D. y WOLFF, E. (1989): "Original issue high yield bonds: ageing analyses of default, exchanges, and calls". *Journal of Finance*, septiembre, págs. 923-952.
- BAKER, H.K. y MANSI, S.A. (2002): "Assessing credit rating agencies by bond issuers and institutional investors". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 29, nº 9&10, págs. 1367-1398.

- BALL, R. y FOSTER, G. (1982): "Corporate financial reporting: A methodological review of empirical research". *Journal of Accounting Research*, suplemento, págs. 161-234.
- BANGIA, A.; DIEBOLD, F.X. y SCHUEMANN, T. (2000): "Ratings Migration and the Business Cycle, with Application to Credit Portfolio Stress, Testing". Documento de Trabajo. Oliver Giman Institute, abril.
- BARDOS, M. (1998): "Risque et taille des entreprises industrielles". Études Thématiques de l'Observatoire des Entreprises. Banco de Francia. París.
- BARR, D.G. y CAMPBELL, J.Y. (1996): "Inflation, Real Interest Rates, and the Bond Market: A Study of UK Nominal and Index-Linked Government Bond Prices". Documento de trabajo nº 5821. National Bureau of Economic Reseach. Cambridge, noviembre.
- BARRON, M.J.; CLARE, A.D. y THOMAS, S.H. (1997): "The effect of bond rating changes and new ratings on UK stock returns". *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 24, nº 3-4, abril, págs. 497-509.
- BARTLETT, F. (1999): "Regimes, recoveries and loan ratings: the importance of insolvency legislation". *Fitch IBA Loan Products Special Report*, octubre.
- BARTLEY, J.W. y BOARDMAN, C.M. (1990): "The relevance of inflation adjusting accounting data to the prediction of corporate takeovers". *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 17, nº 1, primavera, págs. 53-72.
- BEATTIE, V. y SEARLE, S. (1992a): "Bond ratings and inter-rater agreement". *Journal of International Securities Markets*, verano, págs. 167-172.
- BEATTIE, V. y SEARLE, S. (1992b): "Credit-rating agencies: The relationship between rater agreement and issuer/rater characteristics". *Journal of International Securities Markets*, invierno, págs. 371-375.
- BELKAOUL, A. (1980): "Industrial bond ratings: a new look". *Financial Management*, nº 9, págs. 44-50.
- BENJAMIN, N.; CATHCART, A. y RYAN, K. (2006): "Low Default Portfolios: A Proposal for Conservative Estimation of Default Probabilities". Paper under Consultation. Financial Services Authority. Londres, abril.
- BENNELL, J.; CRABBE, D.; THOMAS, S. y GWILYM, O.A. (2003): "Modelling sovereign credit ratings: neural networks versus ordered probit". Discussion Papers in Accounting and Finance AF03-11. University of Southampton.
- BERNSTEIN, L.A. y WILD, J.J. (2000): "Analysis of financial statements". McGraw Hill. Nueva York.
- BETTS, J. y BELHOUL, D. (1987): "The effectiveness of incorporating stability measures in company failures models". *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 14, nº 3, págs. 323-334.
- BEYNON, M.J. (2005): "Optimizing object classification under ambiguity/ignorance: Application to the credit rating problem". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, nº 13, págs. 113-130.
- BEYTH-MAROM, R. (1982): "How probables is probable? A numerical translation of verbal probability expressions". *Journal of Forecasting*, nº 1, págs. 257-269.
- BHANDARI, S.; SOLDOSKY, R. Y BOE, W. (1979): "Bond quality rating changes for electrical utilities". *Financial Management Journal*, nº 8, págs. 64-71.
- BILLINGSLEY, R.S.; LAMY, R.E.; MARR, M.W. y THOMPSON, G.R. (1985): "Split ratings and bond reoffering yields". *Financial Management*, vol. 14, nº 2, págs. 59-65.
- BISSOONDOYAL-BHEENICK, E.; BROOKS, R. y YIP, A.Y.N. (2005): "Determinants of sovereign ratings: a comparison of case-based reasoning and ordered probit approaches". Working Paper 9/05. Monash University.

- BLUME, M.; KIM, F. y MacKINLAY, A.C. (1998): "The declining credit quality of US corporate debt". *Journal of Finance*, agosto, págs. 1389-1413.
- BLUME, M.E. (1991): "Risks and Returns of Low-Grade Bonds: An Update (Reprint 027)". Documento de trabajo. Rodney L. White Center for Financial Research. Philadelphia.
- BOLTON, P. y SCHARFSTEIN, D.S. (1996): "Optimal debt structure and the number of creditors". *Journal of Political Economy*, vol. 104, nº 1, págs. 1-25.
- BONISSONE, P.P. y DECKER, K.S. (1986): "Selecting uncertainty calculi and granularity: An experiment in trading-off precision and complexity". Incluido en KANAL, L.N. y LEMMER, J.F. (eds.): "Uncertainty in Artificial Intelligence". North-Holland. Amsterdam, págs. 217-247.
- BOUZOUITA, R. y YOUNG, A.J. (1998): "A probit analysis of Best ratings". *The Journal of Insurance Issues*, nº 21, primavera, págs. 23-34.
- BRAND, L. y BAHAR, R. (1999): "Ratings Performance 1998". Standard & Poor's Corporation. Nueva York.
- BRAND, L.; KITTO, T.C. y BAHAR, R. (1994): "1993 corporate default, rating transition study results". *S&P Creditweek International*, 6 de junio, págs. 9-21.
- BROOKES, M.; DICKS, M. y PRADHAN, M. (1994): "An empirical model of mortgage arrears and repossessions". *Economic Modelling*, nº 11, p'gas. 134-144.
- BROTMAN, B.A. (1989): "Reliability of Best's insurer ratings using financial information published in the Annual Report". *Journal of Insurance Issues and Practices*, nº 12, primavera, págs. 58-70.
- BUIJINK, W. y JEGERS, M. (1986): "Cross sectional distributional properties of financial ratios in Belgian manufacturing industries: Aggregation effects and persistence over time". *Journal of Business, Finance & Accounting*, otoño, págs. 337-36.
- BURTON, B.; ADAMS, M. y HARDWICK, P. (2003): "The determinants of credit ratings in the United Kingdom Insurance Industry". *Journal of Business Finance and Accounting*, nº 30, abril/mayo, págs. 539-572.
- BYOUN, S. y SHIN, Y.S. (2003): "Unsolicited credit ratings: Theory an empirical analysis". Working Paper. Financial Management Association Annual Meeting, Denver.
- CACHÓN BLANCO, J.E. (1994): "Análisis jurídico del rating del mercado de valores". *Derecho de los negocios*, nº 48, págs 1-10.
- CALIFORNIA SCIENTIFIC (2005) [en línea]: "Predict Bond Prices with BrainMaker neural network software" <http://www.calsci.com/CorpBonds.html> (Fecha de consulta: 12/11/2005).
- CAMINO BLASCO, D. y CARDONE RIPORELLA, C. (1994): "Calificación crediticia y cotización bursátil. Un análisis del impacto del cambio de rating en la cotización bancaria". *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 3, nº 3, págs. 55-56.
- CAMPBELL, T. y HEINKEL, W. (1984): "A Theory of Rating Agencies: Pricing, Quality and Market Structure". Documento de Trabajo. University of Southern California.
- CANTOR, R. y FONS, J.S. (1999): "Rating Methodology: The Evolving Meaning of Moody's Bond Ratings". Moody's Investors Service. Nueva York.
- CANTOR, R. y PACKER, F. (1995): "The credit rating industry". *Journal of Fixed Income*, vol. 5, nº 3, págs. 10-34.
- CANTOR, R. y PACKER, F. (1996): "Determinants and Impacts of Sovereign Credit Ratings". *FRBNY Economic Policy Review*, octubre, págs. 37-54.

- CANTOR, R. y PACKER, F. (1997): "Differences of opinion and selection bias in the credit rating industry". *Journal of Banking & Finance*, nº 21, págs. 1395-1417.
- CAOQUETTE, J.; ALTMAN, E.I. y NARAYANAN, P. (1998): "*Managing Credit Risk*". Wiley Publishers. Nueva York.
- CARABALLO ESTEBAN, T.A. (2000): "*Diagnóstico y evaluación del equilibrio financiero: análisis de los flujos empresariales*". Harvard Deusto Finanzas & Contabilidad, nº 38, págs. 36-41.
- CAREY, M. y HRYCAY, M. (2001): "Parameterizing Credit Risk Models with Rating Data". *Journal of Banking and Finance*, vol. 25, nº 1, enero, págs. 197-270.
- CARTY, L. (1997): "Moody's rating migration and credit quality correlation 1920-1996". *Moody's Special Report*, julio.
- CASTELO MATRÁN, J. y GUARDIOLA LOZANO, A. (1992): "*Diccionario MAPFRE de Seguros*". Ed. Fundación MAPFRE Estudios. Madrid.
- CHARLTON, M. y PRESCOTT, C. (1993): "Las agencias de calificación: su desarrollo y su contribución a los mercados financieros". *Papeles de Economía Española*, nº 54, págs. 268-285.
- CHAVEESUK, R.; SRIVAREE-RATANA, C. y SMITH, A.E. (1999): "Alternative neural networks approaches to corporate bond rating". *Journal of Engineering -Valuation and Cost Analysis*, vol. 2, nº 2, págs. 117-131.
- CHEN, H. (2002): "*Credit Rating with Neural Networks, Support Vector Machines, and Text Mining*". Master Project. University of Arizona, diciembre.
- CHENG, C.; HOPWOOD, W. y McKEOWN, J. (1992): "Nonlinearity and specification problems in unexpected earnings response regression models". *Accounting Review*, nº 67, págs. 579-598.
- CHRISTENSEN, J.; HANSEN, E. y LANDO, D. (2004): "Confidence sets for continuous-time rating transition probabilities". *Journal of Banking & Finance*, nº 28, págs. 2575-2602.
- CLAESSENS, S. y EMBRECHTS, G. (2003) [en línea]: "Basel II, sovereign ratings and transfer risk external versus internal ratings". SSRN Electronic Paper Collection. <http://ssrn.com/abstract=386480> (Fecha de consulta: 5-1-2005).
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (1996): "*Directiva 93/6/CEE sobre la adecuación del capital de las empresas de inversión y las entidades de crédito*". Comisión de las Comunidades Europeas. Bruselas.
- COMISIÓN DE LAS COMUNIDADES EUROPEAS (2003): "*Concepción de un futuro sistema de control cautelar en la UE - Recomendaciones de los servicios de la Comisión*". Nota elaborada por los Servicios de la Comisión, MARKT/F3/UL D(2003), 3 de marzo. Bruselas.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1988): "*International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, julio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1996): "*Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks*". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (1999): "*A New Capital Adequacy Framework*". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, junio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2000): "*Credit Rating and Complementary Sources of Credit Quality Information*". Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, agosto.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2001a): "*El Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea*". Documento Consultivo. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.

- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2001b): *"Visión general del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea"*. Documento Consultivo. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2001c): *"The New Basel Capital Accord: An Explanatory Note"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, enero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2003): *"Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk"*. Documento de Trabajo. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, febrero.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2004): *"Convergencia Internacional de Medidas y Normas de Capital (marco revisado)"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, Junio.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005a) [en línea]: *"About BIS"*. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea. <http://www.bis.org/about/> (Fecha de consulta: 04/04/2005).
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005b): *"Studies on the Validation of Internal Rating Systems (revised)"*. BCBS Publications n° 14. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, mayo.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005c): *"Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework"*. Newsletter n° 6. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, septiembre.
- CONOVER, W.J. e IMAN, R.L. (1980): "The rank transformation as a method of discrimination with some examples". *Communications in Statistics*, vol. A9, n° 5, págs. 465-487.
- CORNELL, B.; LANDSMAN, W. y SHAPIRO, A.C. (1989): "Cross-sectional regularities in the response of stock prices to bond rating changes". *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, vol. 4, n° 4, págs. 460-479.
- COURTIS, J.K. (1978): "Modelling a financial ratios categoric framework". *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 5, n° 4, págs. 371-386.
- COXON, A.P.M. (1982): *"The User's Guide to Multidimensional Scaling"*. Heinemann Educational Books. Londres.
- CRABBE, L. y POST, M.A. (1994): "The effect of a rating downgrade on outstanding commercial paper". *The Journal of Finance*, vol. 49, n° 1, marzo, págs. 39-56.
- CROCKER, J. (1981): "Judgment of Covariation of Social Perceivers". *Psychological Bulletin*, septiembre, págs. 272-292.
- CUERVO GARCÍA, A.; RODRÍGUEZ SÁIZ, L.; PAREJO GÁMIR, J.A., y CALVO, A. (2001): *"Manual del Sistema Financiero Español"*. Ariel Economía. Barcelona.
- DALE, R.S. y THOMAS, S.H. (1991): "The regulatory use of credit ratings in international financial markets". *The Journal of International Securities Markets*, primavera, págs. 9-18.
- DALLAS, G. (1993): "Las agencias de calificación y el mercado de renta fija". *Papeles de Economía Española*, n° 54, págs. 286-295.
- DAMBOLENA, I.G. y KHOURY, S.J. (1980): "Ratio stability and corporate failure". *Journal of Finance*, vol. 35, n° 4, septiembre, págs. 1017-1026.

- DANIELS, H.A.M. y KAMP, B. (1998): "Application of Neural Networks to Bond Rating". Incluido en DEISSENBERG, J. y AURIFEILLE, J. (eds.): *"Biometric Approaches in Management"*. Kluwer Academic Publishers. Nueva York, págs. 27-45.
- DANIELS, H.A.M. y KAMP, B. (1999): "Application of MLP Networks to House Pricing and Bond Rating". *Neural Computing and Applications*, vol.8, págs. 226-234.
- DANIELS, H.A.M.; KAMP, B. y VERKOOIJEN, W.J. (1997): "Application of Neural Networks to House Pricing and Bond Rating". *CentER DP series on Management Science*, nº 9796, págs. 1-18.
- DANIELS, H.A.M.; KAMP, B. y VERKOOIJEN, W.J. (1998): "Forecasting and Classification with Neural Networks: Application to the Mortgage Market and Bond Rating". *Proceedings of the 18th International Symposium on Forecasting (ISF98)*, Napier University of Edinburgh, pág. 10.
- DANOS, P.; HOLT, D.L. e IMHOFF, E.A.Jr. (1984): "Bond raters' use of management financial forecasts: experiment in expert judgment". *The Accounting Review*, vol. 59, nº 4, octubre, págs. 547-573.
- DATTA, S.; ISKANDAR-DATTA, M.E. y PATEL, A. (1996): "The pricing of initial public offers of corporate straight debt". *The Journal of Finance*, vol. 52, nº 1, marzo, págs. 379-396.
- DAVIDSON, W.N. III y GLASCOCK, J.L. (1985): "The announcement effects of preferred stock re-ratings". *The Journal of Financial Research*, vol. 8, nº 4, págs. 317-325.
- DAVIS, E.P. (1995): "Debt, financial fragility, and systemic risk". Clarendon Press. Oxford.
- DE ANDRÉS SUÁREZ, J. (2001): "Aproximación empírica a la distribución estadística de los ratios contables". *Revista de Contabilidad*, vol. 4, nº 7, págs. 101-128.
- DE ANDRÉS SUÁREZ, J. y LORCA FERNÁNDEZ, P. (2005): "Transformaciones de rangos para el pronóstico de la insolvencia de las pequeñas y medianas empresas manufactureras". *XIII Congreso AECA "Armonización y Gobierno de la Diversidad"*, Oviedo, 22 a 24 septiembre.
- DEAKIN, E.B. (1976a): "Discriminant analysis of predictors of business failure". *Journal of Accounting Research*, págs. 167-169.
- DEAKIN, E.B. (1976b): "Distribution of financial ratio: some empirical evidence". *The Accounting Review*, enero, págs 90-93.
- DELIANEDIS, G. y GESKE, R. (1998): *"Credit Risk and Risk Neutral Default Probabilities: Information about Rating Migrations and Defaults"*. Documento de Trabajo. Universidad de California – Los Ángeles (UCLA), mayo.
- DIAMOND, D.W. (1989): "Reputation acquisition in debt markets". *Journal of Political Economy*, vol. 97, nº 4, págs. 828-862.
- DIMITRAS, A.I.; ZANAKIS, S.H. y ZOPOUNIDIS, C. (1996): "A survey of business failure with an emphasis on prediction methods and industrial applications". *European Journal of Operational Research*, vol. 90, nº 3, págs. 487-513.
- DOHERTY, N.A. y PHILLIPS, R.D. (2002): "Keeping up with the Joneses: Changing Rating Standards and the Buildup of Capital by U.S. Property-Liability Insurers". *Journal of Financial Services Research*, nº 21, págs. 55-78.
- DUTTA, S. y SHEKHAR, S. (1988): "Bond rating: a non conservative application of neural networks". *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 2, págs. II-443-445.
- DUTTA, S. y SHEKHAR, S. (1996): "Bond rating: a nonconservative application of neural networks". Incluido en TRIPPI, R. Y TURBAN, E. (eds.): *"Neural Netowrks in Finance and Investing"*. Probus Publishing Company. Chicago, págs. 397-413.

- DUTTA, S.; SHEKHAR, S. y WONG, W.Y. (1994): "Decision support in non-conservative domains: generalisation with neural networks". *Decision Support Systems*, vol. 11, nº 5, junio, págs. 527-544.
- EDERINGTON, L. (1985): "Classification Models and Bond Rating". *The Financial Review*, vol. 20, nº 4, noviembre, págs. 237-266.
- EDERINGTON, L. (1986): "Why split ratings occur". *Financial Management*, primavera, págs. 37-47.
- EDERINGTON, L. y YAWITZ, J. (1987): "The Bond Rating Process". Incluido en ALTMAN, E. (ED.): "Handbook of Financial Markets". John Wiley & Sons. Nueva York
- EDERINGTON, L.; YAWITZ, J.B. y ROBERTS, B.E. (1987): "The Informational Content of Bond Ratings". *The Journal of Financial Research*, vol. 10, nº 3, págs. 211-226.
- EISENBEIS, R. (1978): "A 'comment on' a multivariate analysis of industrial bond ratings and the role of subordination". *Journal of the Finance*, 31, marzo, págs. 325-335.
- ESTRELLA, A.; PARK, S. y PERISTIANI, S. (1999): "Capital ratios and credit ratings as predictors of bank failures". Working Paper. Federal Reserve Bank of New York. Nueva York, septiembre.
- EUROSTAT (1988): "Sistema Europeo de Cuentas Integradas (SEC)". INE, Luxemburgo.
- FALBO, P. (1991): "Credit scoring by enlarged discriminant models". *Omega*, vol. 19, nº 4, págs. 275-289.
- FALKENSTEIN, E. (2000): "Validating commercial risk grade mapping: why and how". *Journal of Lending and Credit Risk Management*, vol. 82, nº 5, febrero, págs. 16-33.
- FEINBERG, M.; SHELOR, R. y JIANG, J. (2004): "The effect of solicitation and independence on corporate bond ratings". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 31, nº 9, noviembre/diciembre, págs. 1327-1352.
- FERNÁNDEZ ÁLVAREZ, A.I. (1986): "El diagnóstico financiero de la empresa. Nuevas tendencias en el análisis". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, nº 49, págs. 113-132.
- FERRANDO BOLADO, M. (1996): "El fracaso empresarial en la Comunidad Valenciana". Documento de Trabajo. Universidad de Valencia.
- FINANCIAL SERVICES AUTHORITY (2006): "Expert Group Paper on Low Default Portfolios". Financial Services Authority. Londres, agosto.
- FISHER, L. (1959): "Determinants of risk premiums on corporate bonds". *Journal of Political Economy*, págs. 217-237.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2006a): "Análisis de la quiebra empresarial". Documento de Investigación 2006/1. Departamento de Dirección y Economía de la Empresa, Universidad de León.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2006b): "Estudio empírico de la crisis bancaria española". Documento de Investigación 2006/2. Departamento de Dirección y Economía de la Empresa, Universidad de León.
- FORREST, A. (2005): "Likelihood Approaches to Low Default Portfolios". Working Document. Dunfermline Building Society. Londres.
- FOSTER, G. (1986): "Financial Statement Analysis". Prentice-Hall. Englewood Cliffs.
- FRECKA, T.J. y HOPWOOD, W.S. (1983): "The effects of outliers on the cross-sectional distributional properties of financial ratios". *Accounting Review*, vol. 58, nº 1, enero, págs. 115-128.
- FREIXAS, X; HEVIA, J. e INURRIETA, A. (1994): "Determinantes macroeconómicos de la morosidad bancaria: un modelo empírico para el caso español". *Moneda y crédito*, nº 199, págs. 125-156.
- GARAVAGLIA, S. (1991): "An application of a counter-propagation neural network: Simulating the Standard & Poor's corporate bond rating system". *Proceedings of the 1st International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, IEEE Computer Society Press, págs. 278-287.

- GARAVAGLIA, S. (1992): "Desperately seeking stability: Neural networks with insufficient data". *Proceedings of the Second International Conference on Artificial Applications on Wall Street*, Los Alamillos, Software Engineering Press.
- GARCÍA MARTÍN, V. y CALLEJÓN, A. (2000): "La falacia de los ratios financieros convencionales: una alternativa teórico empírica". Incluido en GARCÍA MARTÍN, V. y GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D. (eds.): "Decisiones Financieras y Fracaso Empresarial". AECA Monografías. Madrid.
- GAVER, J.J. y POTTIER, S.W. (2005): "The role of holding company financial information in the insurer-rating process: evidence from the property-liability industry". *The Journal of Risk and Insurance*, nº 72, marzo, págs. 77-103.
- GENTRY, J.A.; WHITFORD, D.T. y NEWBOLD, P. (1988): "Predicting industrial bond ratings with a probit model and funds flow components". *Financial Review*, vol. 23, nº 3, págs. 269-286.
- GIBSON, C.H. (1980): "The need for disclosure of uniform financial ratios". *Journal of Accountancy*, mayo, págs. 78-84.
- GOH, J.C. y EDERINGTON, L.H. (1993): "Is a bond rating downgrade bad news, good news, or no news for stockholders". *The Journal of Finance*, vol. 48, nº 5, diciembre, págs. 2001-2008.
- GOLIN, J. (2001): "The bank credit analysis handbook: A guide for analysts, bankers and investors". John Wiley & Sons. Singapur.
- GONZÁLEZ MÉNDEZ, V.M. y GONZÁLEZ RODRÍGUEZ, F. (1997): "El efecto de los cambios en las calificaciones de rating sobre el precio de las acciones". *Comunicación presentada en el XI Congreso Nacional y VII Congreso Hispano-Francés de la AEDEM*, Lérida, del 17 al 20 de junio.
- GORDY, M. y HEITFIELD, E. (2001): "Of Moody's and Merton: a structural model of rating transitions". *RTF Workshop*, Oslo, junio.
- GÖTZFRIED, A. (1997): "Liberalización de los seguros en Europa". *Revista Fuentes Estadísticas*, nº 26, mayo.
- GRIER, P. y KATZ, S. (1976): "The differential effects of bond rating changes among industrial and public utility bonds by maturity". *The Journal of Business*, nº 49, abril, págs. 226-239.
- GRIFFIN, P.A. y SANVICENTE, A.J. (1982): "Common stock returns and rating changes: a methodological comparison". *The Journal of Finance*, vol. 37, nº 1, marzo, págs. 103-119.
- GROSSMAN, R.J.; BRENNAN, W.T. y VENTO, J. (1997): "Syndicated Bank Loan Recovery Study". Fitch Investors Service, L.P. Nueva York.
- HAIR, J.F.Jr; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. y BLACK, W.C. (1999): "Análisis Multivariante". Prentice Hall. Madrid.
- HAND, J.R.M.; HOLTAUSEN, R.W. y LEFTWICH, R.W. (1992): "The effect of bond rating agency announcements on bond and stock prices". *The Journal of Finance*, vol. 47, nº 2, junio, págs. 733-752.
- HARTVIGSEN, G. (1992): "Limitations of knowledge-based systems for financial analysis in banking". *Expert Systems with Applications*, vol. 4, págs. 19-32.
- HELWEGE, J. y KLEIMAN, P. (1997): "Understanding aggregate default rates of high yield bonds". *Journal of Fixed Income*, junio, págs. 55-61.
- HETTENHOUSE, G.W. y SARTORIS, W.L. (1976): "An analysis of the information value of bond-rating changes". *Quarterly Review of Economics and Business*, nº 16, págs. 65-78.
- HICKMAN, W.B. (1958): "Corporate Bond Quality and Investor Experience". National Bureau of Economic Research. Nueva York.

- HITE, G. y WARGA, A. (1997): "The effect of bond-rating changes on bond price performance". *Financial Analysts Journal*, mayo-junio, págs. 35-51.
- HOLMEN, J.S. (1988): "Using financial ratios to predict bankruptcy: an evaluation of classic models using recent evidence". *Akron Business and Economic Review*, nº 19, págs. 52-63.
- HOLTHAUSEN, R.W. y LEFTWICH, R.W. (1986): "The effect of bond rating on common stock prices". *Journal of Financial Economics*, vol. 17, septiembre, págs. 57-89.
- HORRIGAN, J. (1966): "The determination of long-term credit standing with financial ratios". *Journal of Accounting Research*, nº 4 (suplemento), págs. 44-62.
- HORRIGAN, J.O. (1965): "Some empirical bases of financial ratio analysis". *Accounting Review*, julio, págs. 558-568.
- HSUEH, L.P. y KIDWELL, D.S. (1988): "Bond ratings: are two better than one?". *Financial Management*, vol. 17, nº 1, págs. 46-53.
- HSUEH, L.P. y LIU, Y.A. (1992): "Market anticipation and the effect of bond rating changes on common stock prices". *Journal of Business Research*, vol. 24, nº 3, mayo, págs. 225-239.
- HUANG, Z; CHEN, H.; HSU, C.-J.; CHEN, W.-H. y WU, S. (2004): "Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study". *Decision Support Systems*, nº 37, págs. 543-558.
- HUGE, B. y LANDO, D. (1998): "Swap pricing with two-sided default risk in a rating-based model". Documento de trabajo. Universidad de Copenhague, 4 de agosto.
- IMAN, R.L. y CONOVER, W.J. (1979): "The use of the rank transform in regression". *Technometrics*, vol. 21, nº 4, págs. 499-209.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2003a): "Statement of Principles Regarding the Activities of Credit Risk Agencies". Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, septiembre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2003b): "Report on the Activities of Credit Rating Agencies". Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, septiembre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (2004): "Code of conduct fundamentals for credit rating agencies". Technical Committee of the International Organization of Securities Commissions. Madrid, diciembre.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SECURITIES COMMISSIONS (IOSCO) (1998): "Causes, Effects and Regulatory Implications of Financial and Economic Turbulence in Emerging Markets". Documento de Trabajo. Emerging Markets Committee. The International Organization of Securities Commissions. Madrid, septiembre.
- JACKSON, J.D. y BOYD, J.W. (1988): "A statistical approach to modelling the behaviour of bond raters". *The Journal of Behavioral Economics*, vol. 17, nº 3, págs. 173-193.
- JIMÉNEZ CARDOSO, S.M. (1996): "Una evaluación crítica de la investigación empírica desarrollada en torno a la solvencia empresarial". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXV, nº 87, págs. 459-479.
- JONSONN, J.G. y FRIDSON, M.S. (1996): "Forecasting default rates on high yield bonds". *Journal of Fixed Income*, junio, págs. 69-77.
- KAMINSKY, G. y SCHMUKLER, S. (2001): "Emerging Markets Instability: Do Sovereign Ratings Affect Country Risk and Stock Returns?". Documento de trabajo. Banco Mundial, 28-febrero.

- KAMSTRA, M.; KENNEDY, P. y SUAN, T.K. (1998): "Combining Bond Rating Forecasts Using Logit". Incluido en SIMON FRASER UNIVERSITY (ed.): "Department of Economics from Simon Fraser. Series Paper 98-10". Department of Economics, Simon Fraser University. Burnaby.
- KANE, G.D. y MEADE, N. (1998): "Ratio analysis using rank transformation". *Review of Quantitative Finance and Accounting*, nº 10, págs. 59-74.
- KANE, G.D.; RICHARDSON, F.M. y MEADE, N. (1998): "Rank transformation and the prediction of corporate failure". *Contemporary Accounting Research*, vol. 15, nº 2, págs. 145-166.
- KAPLAN, R. Y URWITZ, G. (1979): "Statistical models of bond ratings: a methodological inquiry". *Journal of Business*, nº 52, págs. 231-261.
- KATZ, S. (1974): "The price adjustment process of bond to rating reclassifications: a test of bond market efficiency". *Journal of Finance*, nº 29, mayo, págs. 551-559.
- KEALHOFER, S.; KWOK, S. y WENG, W. (1998): "Uses and abuses of bond default rata". KMV Corporation. San Francisco.
- KEASEY, K. y WATSON, R. (1987): "Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: A test of Argenti's hypotheses". *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 14, nº 3, págs. 89-102.
- KEENAN, S.C. (1999): "Special Comment: Historical Default Rates of Corporate Bond Issuers, 1920-1998". Moody's Investors Service. Nueva York.
- KIESEL, R.; PERRAUDIN, W. y TAYLOR, W. (2001): "The Structure of Credit Risk: Spread Volatility and Ratings Transitions". Documento de trabajo. Banco de Inglaterra. Londres.
- KIM, J.W.; WEISTROFFER, H.R. y REDMOND, R.T. (1993): "Expert systems for bond rating: a comparative analysis of statistical, rule-based and neural network systems". *Expert Systems*, nº 10, págs. 167-188.
- KIM, M.-K. y LEUTHOLD, R.M. (1997): "The Distributional Behavior of Futures Price Spread Changes: Parametric and Nonparametric Tests for Gold, T-Bonds, Corn and Live Cattle". Documento de trabajo. Universidad de Illinois. Urbana-Champaign.
- KOLARI, J.; MCINISH, T. y SANIGA, E. (1989): "A note on the distribution types of financial ratios in the commercial banking industry". *Journal of Banking & Finance*, nº 13, págs. 463-471.
- KPMG (2003a): "Study into the methodologies to assess the overall financial position of an insurance undertaking from the perspective of prudential supervision. Draft Final Report". Bruselas, 23 de enero.
- KPMG (2003b): "Study into the methodologies to assess the overall financial position of an insurance undertaking from the perspective of prudential supervision". Contrato nº ETD/2000/BS-3001/C/45. Bruselas, mayo.
- KWAN, S.H. (1995): "The temporal relationship between individual stocks and individual bonds". Documento de trabajo nº 95-03. Federal Reserve Bank of San Francisco.
- KWON, Y.; HAN, I. y LEE, K. (1997): "Ordinal Pairwise Partitioning (OPP) Approach to Neural Networks Training in Bond Rating". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 6, nº 1, págs. 23-40.
- LAFFARGA BRIONES, J. y MORA ENGUIDANOS, A. (1998): "Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: un análisis crítico". Incluido en CALVO-FLORES SEGURA, A. y GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D. (eds.): "El riesgo financiero de la empresa". AECA Monografías. Madrid, págs. 11-58.

- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1985): "El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española". *Esic-Market*, nº 48, 2º trimestre, págs. 51-73.
- LAU, H.S.; HING-LING, A. y GRIBBIN, D.W. (1995): "On modelling cross sectional distributions of financial ratios". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 22, nº 4, junio, págs. 521-549.
- LENNOX, C.S. (1999): "The accuracy and incremental information content of audit reports in predicting bankruptcy". *Journal of Business, Finance and Accounting*, nº 26, págs. 757-778.
- LEV, B. (1968): "The aggregation problem in financial statements: an informational approach". *Journal of Accounting Research*, otoño, págs. 247-261.
- LIU, P. Y MOORE, W.T. (1987): "The impact of split bond ratings on risk premia". *The Financial Review*, vol. 22, nº 1, febrero, págs. 71-85.
- LIZARRAGA DALLO, F. (1996): "Modelos Multivariantes de Previsión del Fracaso Empresarial: Una Aplicación a la Realidad de la información Contable Española". Tesis Doctoral. Universidad Pública de Navarra.
- LO, A.W. y MacKINLAY, C. (1995): "Maximizing Predictability in the Stock and Bond Markets". Documento de trabajo nº 5027. National Bureau of Economic Research. Cambridge, febrero.
- LÖFFLER, G. (2001): "An anatomy of rating through the cycle". Documento de Trabajo. Universidad de Frankfurt (Main), mayo.
- LONDON INVESTMENT BANKING ASSOCIATION; INTERNATIONAL SWAPS AND DERIVATIVES ASSOCIATION; BRITISH BANKERS' ASSOCIATION (LIBA-ISDA-BBA) (2004): "The IRB Approach for Low Default Portfolios (LDPs)". Recommendation. LIBA-ISDA-BBA Working Group. Londres.
- LONDON INVESTMENT BANKING ASSOCIATION; INTERNATIONAL SWAPS AND DERIVATIVES ASSOCIATION; BRITISH BANKERS' ASSOCIATION (LIBA-ISDA-BBA) (2005): "Low Default Portfolio". Discussion Paper. LIBA-ISDA-BBA Working Group. Londres.
- LÓPEZ PASCUAL, J. (1997a): "Rating: qué es y cómo funciona". *Harvard Deusto, Finanzas & Contabilidad*, nº 15, enero-febrero, págs. 54-59.
- LÓPEZ PASCUAL, J. (1997b): "El rating: el proceso de obtención". *Actualidad Financiera*, nº 10, 7-13 marzo, págs. I259-I267.
- LÓPEZ PASCUAL, J. (1997c): "El 'rating': un indicador de riesgo necesario en los mercados financieros modernos". *Harvard Deusto, Finanzas & Contabilidad*, nº 16, marzo-abril, págs. 45-54.
- LORD, C.G.; ROSS, L. y LEPPER, M.R. (1979): "Biased Assimilation and Attitude Polarization: The Effects of Prior Theories on Subsequently Considered Evidence". *Journal of Personality and Social Psychology*, noviembre, págs. 2098-2109.
- LUCAS, D. y LONSKI, J. (1991): "Changes in corporate credit quality 1970-1990". *Moody's Special Report*, febrero.
- MAHER, J.J. y SEN, T.K. (1997): "Predicting bond ratings using neural networks: A comparison with logistic regression". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, nº 6, págs. 59-72.
- MAR MOLINERO, C. (1991): "On the Relationship between Multidimensional Scaling and other Statistical Techniques". Discussion Paper 91-6. Department of Accounting and Management Science, University of Southampton.
- MAR MOLINERO, C.; APELLÁNIZ, P. y SERRANO CINCA, C. (1996): "A multivariate study of Spanish bond ratings". *Omega: International Journal of Management Science*, vol. 24, nº 4, págs. 451-462.

- MAROTO ACÍN, J.A. (1993): "Sistema financiero español: una taxonomía basada en las instituciones financieras". *Papeles de Economía Española*, nº 54, folleto adjunto.
- MARTÍN MARÍN, J.L. y TÉLLEZ VALLE, C. (2004): "Las calificaciones crediticias soberanas y su determinación por las agencias de rating". V *Jornadas sobre Predicción de la Insolvencia Empresarial "La Gestión del Riesgo Financiero y la Nueva Ley Concursal"*, Oviedo, 18 y 19 de Noviembre (CD).
- McKELVEY, R. y ZAVONIZ, W. (1975): "A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables". *Journal of Mathematical Sociology*, nº 4, verano, págs. 103-120.
- McLEAY, S. (1986): "Student's t and the distribution of financial ratios". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 13, nº 2, verano, págs. 209-222.
- McLEAY, S. (1997): "Boundary conditions for ratios with positively distributed components". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 24, nº 1, págs. 67-83.
- MILLER, R.M. (1998) [en línea]: "A nonparametric test for credit rating refinements". Miller Risk Advisors. home.earthlink.net/~millerrisk (Fecha de consulta: 04/09/2005).
- MILLON, M.H. y THAKOR, A.V. (1985): "Moral hazard and information sharing: A model of financial information gathering agencies". *The Journal of Finance*, vol. 40, nº 5, diciembre, págs. 1403-1422.
- MOELLER, T. y MOLINA, C. (1999): "Live and let die: the survival and default of original issue high-yield bonds". Documento de Trabajo. Universidad de Texas.
- MOODY, J. y UTANS, J. (1992): "Principled architecture selection of neural networks: application to corporate bond rating prediction". Incluido en MOODY, J.E.; HANSON, S.J. y LIPPMANN, R.P. (eds.): "Advances in Neural Information Processing Systems 4". Morgan Kaufmann. Palo Alto.
- MOODY, J. y UTANS, J. (1994): "Architecture Selection Strategies for Neural Networks: Application to Corporate Bond Rating Prediction". Incluido en REFENES, A. (ed.): "Neural Networks in the Capital Markets". John Wiley & Sons. Nueva York, págs. 277-300.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (1993): "Corporate bond defaults and default rates 1970-1992". *Moody's Special Report*. Nueva York.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (1994a): "Las Calificaciones de Moody's". Moody's Investors Service España, S.A. Madrid.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (1994b): "Corporate bond defaults and default rates 1970-1993". *Moody's Special Report*. Nueva York.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (2002): "Understanding Moody's Corporate Bond Ratings and Rating Process". Moody's Investors Service. Nueva York.
- MOODY'S KMV (2004): "The Moody's KMV Risk EDT™ RiskCalc™ v. 3.1 Model". Working Paper. Moody's KMV. Nueva York, abril.
- MOON, C.G. y STOTSKU, J.G. (1993): "Testing the differences between the determinants of Moody's and Standard & Poor's ratings: An application of smooth simulated maximum likelihood estimation". *Journal of Applied Econometrics*, vol. 8, nº 1, págs. 51-69.
- MORAL TURIEL, G. (2005): "Pilar I. Riesgo de Crédito. Validación de enfoques IRB". *Seminario sobre validación de modelos avanzados de riesgo de crédito y el proceso de implantación de Basilea II*, Banco de España, Madrid, 21-22 abril.
- MORRIS, B.W. (1997): "Early Warning Indicators of Corporate Failure". Ashgate Publishing. Hants.
- MOYER, R.C. (1977): "Forecasting financial failure: a re-examination". *Financial Management*, primavera, págs. 11-17.

- NAYAR, N. y ROZEFF, M.S. (1994): "Ratings, commercial papers, and equity returns". *The Journal of Finance*, vol. 49, nº 4, septiembre, págs. 1431-1449.
- NICKELL, P.; PERRAUDIN, W. y VAROTTO, S. (1999): "Rating -versus equity-based credit risk modelling: An empirical analysis". Documento de Trabajo. Banco de Inglaterra. Londres, julio.
- ONTIVEROS, E.; BERGES, A.; MANZANO, D. y VALERO, F.J. (1991): "Mercados Financieros internacionales". Espasa-Calpe. Barcelona, cap. 13.
- PEAVY, J.W. (1982): "Long run implications of industrial bond rating as risk surrogates". *Journal of Bank Research*, 34, págs. 331-341.
- PEAVY, J.W. y EDGAR, S.M. (1984): "An expanded commercial paper rating scale: Classification of industrial issuers". *Journal of Business Finance Accounting*, nº 11, págs. 397-407.
- PEAVY, J.W. y SCOTT, J.A. (1986): "The AT&T divestiture: effects of rating changes on bond return". *Journal of Economics and Business*, nº 38, págs. 255-270.
- PEEL, M.J. ; PEEL, D.A. y POPE, P.F. (1986): "Predicting corporate failure: some results from the UK corporate sector". *Omega*, vol. 14, págs. 5-12.
- PERRY, L.G.; LIU, P. y EVANS, D.A. (1988): "Modified bond ratings: further evidence on the effect of split ratings on corporate bond yields". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 15, nº 2, págs. 231-241.
- PESARAN, M.H.; SCHUERMANN, T. Y TREUTLER, B.-J. (2004): "The role of industry, geography and firm heterogeneity in credit risk diversification". NBER Conference of Risks in Financial Institutions, 22-23 octubre.
- PINCHES, G. (1978): "A multivariate analysis of industrial bond ratings and the role of subordination: reply". *Journal of Finance*, nº 33, marzo, págs. 336-344.
- PINCHES, G. y MINGO, K. (1973): "A multivariate analysis of industrial bond rating". *Journal of Finance*, nº 28, marzo, págs. 1-18.
- PINCHES, G. y MINGO, K. (1975): "A note on the role of subordination in determining industrial bond ratings". *Journal of Finance*, nº 33, marzo, págs. 336-344.
- PINCHES, G.; SINGLETON, C. y JOHANKHANI, A. (1978): "Fixed charge coverage as a determinant of electrical utility bond ratings". *Financial Management*, nº 7, págs. 45-55.
- PINCHES, G.E. ; EUBANK, A.; MINGO, K. y CARUTHERS, J.K. (1973): "The stability of financial patterns in industrial organizations". *Journal of Finance*, vol. 28, nº 1, págs. 389-396.
- PINCHES, G.E. y SINGLETON, J.C. (1978): "The adjustment of stock prices to bond rating changes". *The Journal of Finance*, nº 33, marzo, págs. 29-44.
- PLUTO, K. y TASCHKE, D. (2005): "Estimating Probabilities of Default for Low Default Portfolios". Working Paper. Deutsche Bundesbank. Frankfurt am Main.
- POGUE, T.F. y SOLDOSKY, R.M. (1969): "What's in a bond rating". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 4, págs. 201-228.
- POMPE, P.P., y BILDERBEEK, J. (2005): "Bankruptcy prediction: the influence of the year prior to failure selected for model building and the effects in a period of economic decline". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, nº 13, págs. 95-112.
- POON, W.P. (2003): "Are unsolicited credit ratings biased downward?". *Journal of Banking and Finance*, vol. 27, nº 4, págs. 593-614.

- POON, W.P. y FIRTH, M. (2005): "Are unsolicited credit ratings lower? International evidence from bank ratings". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 32, nº 9, noviembre/diciembre, págs. 1741-1771.
- POTTIER, S.W. (1997): "Life insurer financial distress, Best's Rating and Financial Ratios". *Journal of Risk and Insurance*, nº 65, págs. 275-288.
- POTTIER, S.W. y SOMMER, D.W. (1999): "Property-liability insurer financial strength ratings: differences across rating agencies". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 66, nº 4, págs. 621-642.
- POTTIER, S.W. y SOMMER, D.W. (2003): "Changing Financial Rating Standards in the U.S. Life Insurance Industry". *Journal of Insurance Regulation*, vol. 22, nº 2, invierno, págs. 19-39.
- RAVASKA, S. (1998): "Statistical Models in Predicting the Bond Ratings: Probit Model and Rank Transformation Discriminant Analysis". Trabajo fin de carrera. Department of Accounting and Finance, University of Vaasa.
- REDONDO, M. (1992): "La calificación económica o rating de emisiones y emisores". *Boletín Económico del Banco de España*, págs. 43-47.
- REES, B. (1991): "Financial Analysis". Prentice-Hall. Londres.
- REINHART, C.M. (2002): "Default, Currency Crises and Sovereign Credit Ratings". Documento de trabajo nº 8738. National Bureau of Economic Research, enero.
- REISEN, H. (2002): "Rating since the Asian Crisis". Discussion Paper No. 2002/2. OECD Development Centre. Paris.
- REITER, S.A. y ZIEBART, D.A. (1991): "Bond yields, ratings, and financial information: evidence from public utility issues". *The Financial Review*, vol. 26, nº 1, febrero, págs. 133-142.
- RISK RESEACH TEAM (2006): "JCIC's Service and Assistance for the Implementation of Basel II Credit Risk IRB Approach". 5th World Consumer Credit Reporting Conference, Ciudad del Cabo, 7-10 de octubre.
- RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. y GARCÍA FERNÁNDEZ, O. (2005): "La evaluación crediticia de la empresa utilizando el modelado neuronal para la simulación de ratings. Contraste del contenido informativo de los ratios financieros y de la estructura del modelo". XIII Congreso AECA, Oviedo, 22-24 septiembre.
- RODRÍGUEZ VILARIÑO, M.L. (1994): "Utilidad del análisis de ratios para la predicción de la insolvencia empresarial". *Actualidad Financiera*, nº 24-36, págs. C699-C773.
- ROSE, P.S.; ANDREWS, W. y GIROUX, G. (1982): "Predicting business failure: A macroeconomic perspective". *Journal of Accounting Auditing and Finance*, otoño, págs. 20-31.
- SALAS, V. y SAURINA, J. (2002): "Credit risk in two institutional regimes: Spanish comercial and saving banks". *Journal of Financial Services Research*, vol. 22, nº 3, págs. 203-224.
- SAMANIEGO MEDINA, R. y MARTÍN MARÍN, J.L. (2005): "El método estándar en el Acuerdo de Basilea". XIII Congreso AECA, Oviedo, 22-24 septiembre.
- SAURINA, J. (1998): "Determinantes de la morosidad de las cajas de ahorro españolas". *Investigaciones Económicas*, vol. 22, nº 3, págs. 393-426.
- SCHIFFMAN, J.; REYNOLDS, M.L. y YOUNG, F.W. (1981): "Introduction to Multidimensional Scaling: Theory, Methods and Applications". Academic Press. Londres.
- SCHNEEWEIS, T. y BRANCH, B. (1980): "Capital market efficiency in fixed income securities". *Review of Business and Economics Research*, vol. 16, págs. 34-42.

- SCHUERMANN, T. y HANSON, S. (2006): "Confidence intervals for probabilities of default". *Journal of Banking and Finance*, vol. 30, nº 8, págs. 2281-2301.
- SCHULTZ, A. (1991): "Wake-up call for the ratings agencies". *The Investment Dealers' Digest*, vol. 57, págs. 18-21.
- SCHWEITZER, R.; SZEWCZYK, S.H. y VARMA, R. (1992): "Bond rating agencies and their role in bank market discipline". *Journal of Financial Services Research*, vol. 6, págs. 249-263.
- SCHWENDIMAN, C. y PINCHES, G. (1975): "An analysis of alternative measures of investment risk". *Journal of Finance*, vol. 30, nº 1, marzo, págs. 193-200.
- SECURITIES AND EXCHANGE COMMISSION (SEC) (1994): "Nationally recognized statistical rating organizations". Release No. 33-7085. Securities and Exchange Commission, 31 de agosto.
- SECURITIES AND EXCHANGE COMMISSION (SEC) (1997) [en línea]: "17 CFR Part 240". Securities and Exchange Commission. Washington D.C., 17 de Diciembre. <http://www.sec.gov/rules/proposed/34-39457.txt> (Fecha de consulta: 01/12/2005).
- SENADO Y CÁMARA DE REPRESENTANTES DE LOS ESTADOS UNIDOS DE AMÉRICA (SENADO EE.UU.) (2006): "Credit Rating Agency Duopoly Relief Act of 2006". Congreso y Cámara de Representantes de los Estados Unidos de América. Washington D.C., Junio.
- SERRANO CINCA, C. (1994): "Las Redes Neuronales Artificiales en el Análisis de la Información Contable". Tesis Doctoral. Universidad de Zaragoza.
- SERRANO CINCA, C. y APELLÁNIZ GÓMEZ, P. (1995): "Utilidad de la información contable en las calificaciones sobre el riesgo crediticio". Incluido en BROTO RUBIO, J.J. (ed.): "Contabilidad y Finanzas para la Toma de Decisiones". Universidad de Zaragoza. Zaragoza.
- SHIN, K.S. y HAM, I. (2001): "A case-based approach using inductive indexing for corporate bond rating". *Decision Support Systems*, nº 32, pp. 41-52.
- SHIPPERLEE, S. (2006): "GARP's". *Basel II Banking Regulation Forum*, Barcelona, 16 de mayo.
- SINGLETON, J. y SURKAN, A. (1991): "Modeling the judgement of bond rating agencies: Artificial intelligence applied to finance". *Journal of the Midwest Finance Association*, nº 20, págs. 72-80.
- SINGLETON, J.C. y SURKAN, A.J. (1994): "Bond Rating with Neural Networks". Incluido en REFENES, A.P. (ed.): "Neural Networks in the Capital Markets". Kluwer Academic Press. Nueva York, págs. 301-307.
- SKAPURA, D.M. (1996): "Building neural networks". Addison Wesley Professional. Boston.
- SO, J.C. (1994): "The distribution of financial ratios - a note". *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, vol. 9, nº 2, primavera, págs. 215-223.
- SOBEHART, J.R.; KEENAN, S.C. y STEIN, R.M. (2000): "Benchmarking quantitative default risk models: A validation methodology". Moody's Investors Service. Nueva York, marzo.
- SOLDOFSKY, R.M. y BHANDARI, S.B. (1980): "How consistent are rating changes?". *MSU Business Topics*, págs. 57-64.
- SPRENGERS, M.A. (2006): "Bond Rating Classification. A Probabilistic Fuzzy Approach". Master Thesis Informatics & Economics. Erasmus University Rotterdam. Rotterdam, febrero.
- STANDARD & POOR'S (1991): "New corporate bond default study". *S&P Creditweek*, 16 de septiembre.
- STANDARD & POOR'S (1993a): "Corporate defaults, rating transition study updated". *S&P Creditreview*, 25 de enero, págs. 1-12.
- STANDARD & POOR'S (1993b): "Rating y Análisis", nº 1, junio, Madrid.

- STANDARD & POOR'S (1993c): "Rating y Análisis", nº 2, diciembre, Madrid.
- STANDARD & POOR'S (1994): "Corporate default sharply lower in 1993". *S&P Creditweek International*, 2 de mayo, págs. 33-34.
- STANDARD & POOR'S (2002): "Bank Survivability Assessment Definitions". Standard&Poor's. Nueva York 12 de Septiembre.
- STEIN, B. (1992): "A License to Steal: The Untold Story of Michael Milken and the Conspiracy to Bilk the Nation". Simon & Schuster. Nueva York.
- STICKEL, S.E. (1986): "The effect of preferred stock rating changes on preferred and common stock prices". *Journal of Accounting and Economics*, vol. 8, págs. 197-215.
- SUBDIRECCIÓN GENERAL DE LEGISLACIÓN Y POLÍTICA FINANCIERA (2003): "La nueva Ley de Instituciones de Inversión Colectiva". *Boletín Económico de ICE*, nº 2785, 3-9 noviembre, págs. 3-7.
- SURKAN, A.J. y SINGLETON, J.C. (1990): "Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers". *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, págs. 157-162.
- SURKAN, A.J. y SINGLETON, J.C. (1996): "Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers". Incluido en TRIPPI, R. Y TURBAN, E. (eds.): "Neural Networks in Finance and Investing". Probus Publishing Company. Chicago, págs. 415-433.
- TABAKIS, E. y VINCI, A. (2002): "Analyzing and combining multiple credit assessments of financial institutions". Working Paper N. 123. European Central Bank. Frankfurt.
- THOMPSON, G.R. y VAZ, P. (1990): "Dual bond ratings: a test of the certification function of rating agencies". *The Financial Review*, vol. 25, nº 3, págs. 457-471.
- TOMÀS, J.; AMAT, O. y ESTEVE, M. (2002): "Cómo analizan las entidades financieras a sus clientes". Gestión 2000. Barcelona.
- TORVISCO MANCHÓN, B. (2005): "La predicción de la insolvencia empresarial mediante ratios". XIII Congreso AECA "Armonización y Gobierno de la Diversidad, Oviedo, 22 a 24 de septiembre.
- UTANS, J. y MOODY, J. (1991): "Selecting Neural Network Architectures via the Prediction Risk: Application to Corporate Bond Rating Prediction". *Proceedings of the First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, págs. 35-41..
- UTANS, J. y MOODY, J. (1994): "Architecture Selection Strategies for Neural Networks: Application to Corporate Bond Rating Prediction". Incluido en REFENES, A.N. (ed.): "Neural Networks in the Capital Markets". John Wiley & Sons. Nueva York.
- VAN DE CASTLE, K. y KEISMAN, D. (1999): "Recovering your money: insights into losses from defaults". *Standard & Poor's Credit Week*, nº 16, págs. 29-34, junio.
- VERONA MARTEL, M.C. (1999a): "La reacción del mercado de valores ante cambios en el rating: una revisión". *Actualidad Financiera*, vol. 4, nº 3, marzo, págs. 23-33.
- VERONA MARTEL, M.C. (1999b): "Las agencias de rating y el split ratings". *Actualidad Financiera*, vol. 4, nº 6, págs. 29-39.
- VERONA MARTEL, M.C. (2000): "Aspectos generales del rating". *Actualidad Financiera*, marzo, págs. 65-87.
- WAKEMAN, L.M. (1987): "The real function of bond rating agencies". Incluido en STERN, J.M. y CHEW, D.H. Jr. (eds.): "The Revolution in Corporate Finance". Basil Blackwell. Nueva York.

- WANG, M.; IYER, B. Y VITTER, J.S. (1998): "Scalable mining for classification rules in relational databases". *Proceedings of International Database Engineering & Applications Symposium (IDEAS '98)*, Cardiff, julio, págs. 58-67.
- WANSLEY, J.W. y CLAURETIE, T.M. (1985): "The impact of CreditWatch placement on equity returns and bond prices". *The Journal of Financial Research*, vol. 8, nº 1, págs. 31-42.
- WANSLEY, J.W.; ELAYAN, F.A. y MARIS, B.A. (1990): "Preferred stock returns, creditwatch, and preferred stock rating changes". *The Financial Review*, vol. 25, nº 2, págs. 265-285.
- WANSLEY, J.W.; GLASCOCK, J.L. y CLAURETIE, T.M. (1992): "Institutional bond pricing and information arrival: the case of bond rating changes". *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 19, nº 5, septiembre, págs. 733-752.
- WEINSTEIN, M.I. (1977): "The effect of a rating change announcement on bond price". *Journal of Financial Economics*, vol. 5, diciembre, págs. 329-350.
- WEST, R.R. (1970): "An alternative approach to predicting corporate bond ratings". *Journal of Accounting Research*, 7, págs. 118-125.
- WEST, R.R. (1973): "Bond ratings, bond yields and financial regulation: some finding". *The Journal of Law and Economics*, vol. 16, págs. 159-168.
- YIGITBASIOGLU, A.B. (2001): "Pricing Convertible Bonds with Interest Rate, Equity, Credit and FX Risk". Documento de trabajo. ISMA Centre, University of Reading, 30 de noviembre.
- ZADEH, L.A. (1965): "Fuzzy Sets". *Information and Control*, vol. 8, págs. 338-353.
- ZAIMA, J.K. y MCCARTHY, J. (1988): "The impact of bond rating changes on common stocks and bonds: tests of the wealth redistribution hypothesis". *The Financial Review*, vol. 23, nº 4, noviembre, págs. 483-498.
- ZAVGREN, C.V. (1985): "Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis". *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 12, nº 1, págs. 19-45.
- ZIEBART, D.A. y REITER, S.A. (1992): "Bond ratings, bond yields and financial information". *Contemporary Accounting Research/Recherche Comptable Contemporaine*, vol. 9, nº 1, págs. 252-282.

Capítulo 4

Estudio empírico del rating de las entidades aseguradoras europeas

4.1. Aproximación conceptual

4.2. El rating de entidades aseguradoras

4.3. Propuesta metodológica

4.4. Descripción del caso de estudio

4.5. Resumen final de resultados

Bibliografía Capítulo 4

Capítulo 4.

ESTUDIO EMPÍRICO DEL RATING DE LAS ENTIDADES ASEGURADORAS EUROPEAS

4.1. Aproximación conceptual

En los Capítulos previos se han analizado los principales aspectos relacionados con el riesgo de crédito, así como la conveniencia de desarrollar modelos de gestión basados en ratings o calificaciones crediticias, a la vista de los nuevos requerimientos planteados por “Basilea II” respecto a las entidades bancarias y, particularmente, por el proyecto “Solvencia II” en el ámbito asegurador comunitario.

Ante esta situación, a continuación se analiza como caso particular el análisis de los determinantes del riesgo de crédito vinculado con los *ratings de fortaleza financiera* (“*financial strength ratings*”) de las empresas aseguradoras europeas a partir de las calificaciones otorgadas por Standard & Poor’s (S&P).

Las posiciones en este tipo de entidades forman parte de las carteras de “bajo incumplimiento” (CSBB, 2005), lo que hace muy importante la asociación de los ratings internos con escalas externas de calificación a partir de un conjunto robusto y bien establecido de determinantes del riesgo de crédito.

Asimismo, las entidades aseguradoras constituyen agentes básicos de los mercados financieros, por lo que están sujetas a supervisión por parte de los distintos gobiernos, que precisan analizar la solvencia relativa de las entidades bajo su jurisdicción.

A pesar de la importancia económico-financiera de las entidades de seguros, han sido objeto de escasos estudios empíricos por parte de la literatura en la materia, dada las peculiares características que las definen.

De esta forma, el estudio empírico efectuado parte, en primer lugar, de una revisión teórica acerca del negocio asegurador y sus particulares, con especial énfasis en el análisis de las aportaciones previas respecto a la solvencia y riesgo de crédito de este tipo de empresas.

Posteriormente se aborda el estudio empírico, centrado en el análisis de los determinantes del riesgo de crédito de las entidades aseguradoras europeas, respecto a dos periodos de tiempo diferenciados: 1999-2000 y 2002-2003.

- ✓ Para ello, se propone una metodología ordenada de análisis, organizada en torno a cinco etapas básicas: (1) selección de las variables explicativas más relevantes; (2) desarrollo de modelos estadísticos multivariantes; (3) desarrollo de modelos basados en Aprendizaje Máquina; (4) comparación e hibridación de los modelos obtenidos; y (5) validación temporal del modelo obtenido.

4.2. El rating de entidades aseguradoras

4.2.1. Las características de las entidades aseguradoras

Las entidades aseguradoras y, en particular, las empresas privadas de seguros, constituyen un mediador financiero especializado de primera magnitud que, si bien no crea dinero, lo recibe e invierte. Su origen está en la existencia de riesgos y en sus consecuencias negativas (siniestros), junto a la necesidad de reparar los daños económicos derivados de ellos. Estos riesgos generan tres posibles tipos de comportamientos en los individuos (ALBARRÁN LOZANO, 2000):

- *Autoasunción del riesgo*: Actitud de indiferencia ante el peligro, sin adoptar medidas de previsión para combatir el riesgo.
- *Prevención del riesgo*: Medidas materiales que tienden a eliminar o aminorar las consecuencias del siniestro, limitando su gravedad y magnitud; existen distintos medios de protección, prevención, salvamento, etc.
- *Previsión del riesgo*: Medidas adoptadas por el sujeto para disponer de un fondo económico que pueda hacer frente, en el futuro, a las consecuencias del siniestro. Existen tres medidas básicas de previsión, que se pueden combinar entre sí:
 - Ahorro, o dedicación de parte de la renta del sujeto a la formación de capitales futuros que puedan minorar las consecuencias negativas del siniestro.
 - Autoseguro, o vinculación de un patrimonio a la posible ocurrencia del siniestro, sin intervención de las entidades aseguradoras.
 - Seguro, o institución específica para cobertura de riesgos que permite transformar la eventualidad en probabilidades soportables gracias a su organización empresarial.

De acuerdo con Pfeffer, el seguro puede definirse como:

“un mecanismo para reducir la incertidumbre de una parte llamada el asegurado, por medio de la transferencia de ciertos riesgos a otra parte, llamada el asegurador, quien ofrece una reposición, al menos parcial, de las pérdidas económicas sufridas por el asegurado” (PFEFFER, 1956).

Esta definición permite distinguir los tres elementos básicos que caracterizan al seguro, así como su finalidad principal. Por lo que respecta a los elementos básicos, éstos son: (1) reducción de la incertidumbre; (2) transferencia de ciertos riesgos; y (3) indemnización de una pérdida económica. Por su parte, la finalidad principal del seguro es transformar la incertidumbre en certidumbre, incrementando la confianza del asegurado (ALBARRÁN LOZANO, 2000, pág. 11).

El seguro tiene un marcado carácter de servicio público, pues realiza distintas funciones que tienen efectos sobre la Economía y la sociedad, teniendo en cuenta aspectos sociológicos, económicos y laborales (Tabla 4.1).

FUNCIONES SOCIOLÓGICAS DEL SEGURO	Fomenta la protección de todos los miembros de una familia o individuos.
	Estimula el sentido de la responsabilidad frente a terceros, necesario para crear nuevas empresas, realizar nuevas inversiones, crear empleo, etc.
	Contribuye a la estabilidad social, protegiendo contingencias derivadas de la vejez, enfermedades y accidentes.
	Favorece la prevención del riesgo mediante la reducción de primas.
FUNCIONES ECONÓMICAS DEL SEGURO	Contribuye positivamente al desarrollo económico al eliminar riesgos y estabilizar los presupuestos económicos.
	Posee capacidad única para generar ahorro y financiación de inversiones a largo plazo.
FUNCIONES LABORALES DEL SEGURO	Participa en la consecución de empleo directo e indirecto.

Fuente: Elaboración propia a partir de ALBARRÁN LOZANO (2000)

Principales funciones del seguro

Tabla 4.1

El seguro está íntimamente ligado al riesgo, ya que constituye el proceso que permite aceptarlo y convertirlo en un instrumento financiero que puede, incluso, cotizar en bolsa (como ocurre en la Bolsa de Futuros de Chicago desde 1992), por lo que las empresas de seguros desarrollan actividades típicas del sector servicios (ALBARRÁN LOZANO, 2000; CASTELO MATRÁN y GUARDIOLA LOZANO, 1992).

En línea con las características previas, GUARDIOLA LOZANO (1990) define a la institución aseguradora¹ como:

“la manifestación técnica y organizada de las iniciativas socioeconómicas de compensación de riesgos”.

4.2.1.1. Análisis de la actividad aseguradora

La actividad aseguradora se desarrolla paralelamente al crecimiento económico de las sociedades. Entre los indicadores que informan de la importancia de la actividad aseguradora destacan particularmente dos (ALBARRÁN LOZANO, 2000):

- ✓ Tasa o ratio de penetración: Primas brutas totales divididas entre el Producto Interior Bruto (porcentaje de las primas sobre el PIB).
- ✓ Ratio de densidad: Primas brutas totales divididas entre el número de habitantes, o cantidad que destina cada individuo al concepto de prima (gasto per cápita en seguros).

El volumen de activos financieros, capitales, provisiones técnicas y depósitos que mueven las entidades aseguradoras las sitúa inmediatamente por detrás de la banca y las cajas de ahorros, resumiéndose en la Tabla 4.2 su evolución reciente más significativa. De esta forma, en los últimos años las aseguradoras se han convertido en destacados mecanismos de distribución de riesgos, a través del mercado financiero, así como en vehículos de transferencia de riesgos, particularmente de tipo operacional² (CHORAFAS, 2004, pág. 251).

¹ Las instituciones aseguradoras privadas pueden operar bajo las formas jurídicas de sociedades anónimas, mútuas, cooperativas y mutualidades de previsión social (Real Decreto Legislativo 6/2004, de 29 de octubre, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de ordenación y supervisión de los seguros privados).

² En particular, la cobertura de seguros transforma el riesgo operacional en riesgo de crédito.

	Banca Privada			Cajas de Ahorros			Sector Asegurador			Cooperativas crédito		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
1996	40557	185796	-	24168	193751	-	9188	77206	-	3005	20341	-
1997	41889	191272	2,94	27040	204694	5,65	10067	91469	18,47	3403	21956	7,94
1998	42789	186117	-2,70	29626	217564	6,29	10919	106417	16,34	3782	24280	10,58
1999	45308	214076	15,02	31691	240657	10,61	12233	127598	19,90	4196	27290	12,40
2000	67465	228286	6,64	35267	269140	11,84	13839	151747	18,93	4676	31042	13,75
2001	74525	253221	10,92	38822	304110	12,99	13867	171554	13,05	5224	36353	11,11
2002	79437	273400	7,97	42635	336879	10,78	n.d.	n.d.	-	5915	39993	10,01

Fuente: Elaboración propia a partir de BANCO DE ESPAÑA (2003).

Nota: Datos en millones de euros.

n.d. = no disponible

(A) Capital de entidades de crédito; capital y reservas de empresas aseguradoras.

(B) Depósitos y otros pasivos de entidades de crédito; provisiones de empresas aseguradoras.

(C) Tasa de variación interanual respecto a (B), en porcentaje.

Principales indicadores del sector financiero

Tabla 4.2

Por otro lado, el seguro es un sector particular, donde el carácter aleatorio de las prestaciones, derivado de la siniestralidad registrada, centra el interés del análisis en la Cuenta de Resultados, en detrimento del Balance de Situación. Así, los capitales asegurados no se recogen explícitamente en el pasivo del Balance (a diferencia de otros sectores financieros), sino que únicamente sirven como soporte para la periodificación tanto de ingresos (provisiones para primas) como de gastos (provisiones para siniestros). De esta forma, se reserva para la Cuenta de Resultados la comparación entre los ingresos obtenidos (primas) y los gastos incurridos (siniestros), lo que determina la situación financiera final de las entidades (ALBARRÁN LOZANO, 2000).

La Tabla 4.3 resume las principales cifras obtenidas de la Cuenta de Resultados de las entidades aseguradoras españolas para los últimos años.

CONCEPTOS	2000	2001	2002	2003	2004	2005 (*)	Variación 05/04 (%)
Ramo de Vida							
Siniestralidad	13124	13894	15979	15412	15805	16599	5,03%
Variación provisiones seguro de vida	12233	10368	11708	5857	6498	7784	19,80%
Resultado técnico	-3690	-3074	-3680	-4331	-4494	-4733	5,32%
Resultado técnico-financiero	466	626	653	715	815	866	6,30%
Ramos distintos del seguro de vida							
Siniestralidad	13203	14387	15392	16658	17339	18918	9,10%
Resultado técnico	-679	-286	999	1461	2446	2370	-3,13%
Resultado técnico-financiero	232	509	1308	2592	3567	3771	5,70%

Fuente: Elaboración propia a partir de DGSFP (2003), págs. 121 y 130, y DGSFP (2006), págs. 78 y 87.

Nota: Datos en millones de euros.

(*) Datos provisionales.

Resultados de las entidades aseguradoras españolas (2000-2005, cifras brutas)

Tabla 4.3

La importancia de las instituciones aseguradoras como sectores canalizadores de ahorro e inversión, y su especial característica de relacionarse con tomadores, asegurados y beneficiarios mediante contratos de adhesión, hace necesario que el acceso, ejercicio y control financiero de la actividad estén intervenidos por los gobiernos de los distintos países. Por otra parte, las entidades aseguradoras gozan de la confianza de los sujetos que se sienten protegidos en el caso de pérdidas catastróficas así como en lo que se refiere a la administración de importantes montos de ahorro, por lo que los gobiernnos deben asumir la responsabilidad de supervisar y reglamentar esta actividad, en parte, para asegurar que los aseguradores cumplan con sus responsabilidades en calidad de fiduciarios de capital, constituido con fines de ahorro y previsión.

En España, el Ministerio de Economía se encarga del control e inspección de las garantías del seguro privado a través de la Dirección General de Seguros (DGS) y del Consorcio de Compensación de Seguros (CCS). Ahora bien, en los últimos años se está produciendo una acusada liberalización de los mercados, centrándose los supervisores en la vigilancia e inspección del cumplimiento de las normas legales, tales como las condiciones de acceso y ejercicio de la actividad, saneamiento del sector, adopción de medidas correctoras y protección de los intereses de los asegurados, principalmente. Asimismo, se regulan aspectos relacionados con el control contable de la actividad aseguradora, estableciendo normas y criterios de prudencia contable que garanticen la imagen fiel del patrimonio de la empresa, así como el establecimiento y adecuada cobertura de las provisiones técnicas (ALBARRÁN LOZANO, 2000).

No obstante, debido a la necesidad de administrar grandes capitales, el sector asegurador se ha caracterizado tradicionalmente por la coexistencia de un elevado grado de concentración del volumen de negocio en un número reducido de entidades, que operan en ramos y modalidades muy competitivos ³ (vida, automóviles y multirriesgos, fundamentalmente).

Estos subsectores exigen una gran dimensión patrimonial y administrativa, creando importantes barreras de entrada y grandes dificultades para la captación de primas.

La creciente competitividad ha llevado a la acentuación del grado de concentración en los últimos años (Tabla 4.4).

³ Un análisis detallado de las reglas de la competencia en el sector asegurador puede consultarse en PEÑAS MOYANO (2004), si bien en general se observan dos tendencias: especialización en un tipo de seguro (o en un número muy reducido), o ampliación del negocio al mayor número de ramos posibles (ALBARRÁN LOZANO, 2000).

Entidades clasificadas por volumen de primas devengadas brutas	2003		2004		2005	
	% entidades	% volumen de primas	% entidades	% volumen de primas	% entidades	% volumen de primas
Ramo de vida						
5 primeras entidades	4,63	34,60	4,86	34,22	5,10	36,08
10 primeras entidades	9,26	52,01	9,71	50,35	10,20	53,77
15 primeras entidades	13,89	63,29	14,56	62,29	15,31	64,56
25 primeras entidades	23,15	77,11	24,27	78,11	25,51	80,05
50 primeras entidades	46,30	93,65	48,54	94,70	51,02	95,39
75 primeras entidades	69,44	98,96	72,82	99,38	76,53	99,56
Ramos distintos del seguro de vida						
5 primeras entidades	2,06	27,55	2,24	27,67	2,37	27,32
10 primeras entidades	4,12	41,54	4,48	43,22	4,74	44,11
15 primeras entidades	6,17	53,60	6,73	55,18	7,11	56,42
25 primeras entidades	10,29	69,37	11,21	71,31	11,85	72,46
50 primeras entidades	20,58	85,44	22,42	87,18	23,70	87,74
75 primeras entidades	30,86	92,35	33,63	93,47	35,55	93,85

Fuente: Elaboración propia a partir de DGSFP (2006), págs. 9-10.

Grado de concentración de las entidades aseguradoras españolas (2003-2005)

Tabla 4.4

A nivel europeo, los porcentajes de concentración son muy similares, ya que existe un conjunto de 15 grupos aseguradores, particularmente fuertes, que controlan la mayoría del mercado, especialmente respecto al ramo “no vida” (Tabla 4.5).

Nº	GRUPO	PAÍS	PRIMAS NO VIDA (Datos en millones de euros)		
			2003	2004	%Δ
1	ALLIANZ	Alemania	42.709	42.986	0,6
2	ZURICH	Suiza	31.842	30.250	-5,0
3	AXA	Francia	21.158	21.368	1,0
4	GENERALI	Italia	18.168	19.398	6,8
5	AVIVA	Reino Unido	15.065	15.519	3,0
6	TALANX (HDI)	Alemania	13.075	11.850	-9,4
7	ROYAL & SUNALLIANCE	Reino Unido	14.328	9.928	-30,7
8	ERGO	Alemania	8.611	8.802	2,2
9	GROUPAMA	Francia	8.765	8.722	-0,5
10	RBS INSURANCE	Reino Unido	5.234	7.900	50,9
11	WINTENTHUR	Suiza	7.147	7.189	0,6
12	FONDIARIA – SAI	Italia	6.824	7.010	2,7
13	MAPFRE	España	5.712	6.713	17,5
14	ING	Holanda	7.288	6.642	-8,9
15	FORTIS	Bélgica/Holanda	11.286	5.176	-54,1
Total 5 primeros			128.942	129.521	0,4
Total 15 primeros			217.213	209.453	-3,6

Fuente: Elaboración propia a partir de FUNDACIÓN MAPFRE ESTUDIOS (2005), pág. 56.

Ranking de los 15 mayores grupos aseguradores europeos no vida

Tabla 4.5

Toda entidad aseguradora se apoya en el denominado “*principio mutual*”, basado a su vez en las ideas de contribución y solidaridad, que contempla la compensación de riesgos entre sujetos independientes (ALBARRÁN LOZANO, 2000). Dicho principio mutual da lugar a dos reglas diferenciadas:

- ✓ Principio de solidaridad humana, basado en el reparto del coste del daño ocurrido a uno o pocos sujetos, entre un número elevado de sujetos afectados al riesgo.
- ✓ Principio de contraprestación económica real, por el que el beneficiario del derecho se hace acreedor (mediante el pago de una prima) de una prestación que deberá satisfacerle el asegurador en caso de que se produzca el siniestro asegurado.

El negocio asegurador se fundamenta en la existencia de un número suficientemente grande de economías individuales que permitan, en conjunto, cubrir los siniestros que acontecen de forma aleatoria pero con una probabilidad susceptible de ser calculada mediante métodos actuariales.

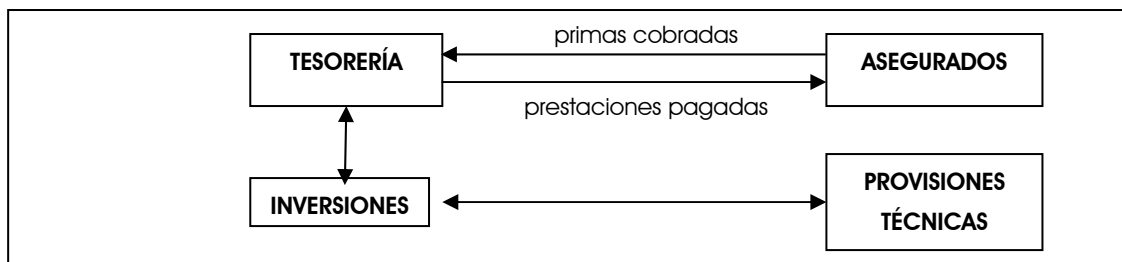
Si bien, teóricamente, sería posible asegurar todas las pérdidas potenciales a las que están sometidos los clientes, algunos riesgos no pueden asegurarse a un precio razonable o directamente no son aceptados por las aseguradoras.

Para que un riesgo sea susceptible de aseguramiento, debe cumplir cuatro características básicas (VAUGHAN, 1997, págs. 210-211):

- *Debe existir un número suficientemente amplio de exposiciones homogéneas para que las pérdidas potenciales puedan estimarse razonablemente.* De esta forma, la actividad del seguro fundamenta sus operaciones en la Ley de los Grandes Números.
- *La pérdida producida por el riesgo debe ser definitiva y mensurable.* La entidad debe poder conocer en qué momento y por qué cuantía tiene lugar la pérdida.
- *La pérdida debe ser fortuita o accidental.* La pérdida debe ser resultado de una contingencia, de una situación cuyo desenlace es incierto. Asimismo, la pérdida debe estar bajo el control del asegurador, esto es, debe presentar un comportamiento similar a la experiencia acumulada, a fin de poder aplicar la comentada Ley de los Grandes Números.
- *La pérdida no debe ser catastrófica.* La probabilidad de que se produzcan pérdidas simultáneas para un gran número de exposiciones debe ser mínima, al objeto de que se cumpla el “principio mutual”.

Centrando el análisis en la actividad empresarial aseguradora, ésta se lleva a cabo mediante una combinación de factores (trabajo, equipos y material) y mecanismos organizativos (dirección de la explotación y gestión).

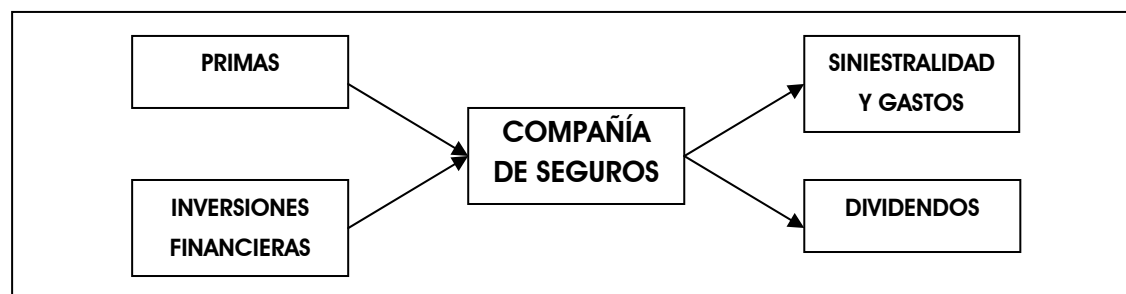
La *función de producción* de la actividad aseguradora genera como output el servicio de seguridad al asumir riesgos que afectan a las personas y a las empresas, decidiendo el asegurador qué riesgos asumirá y, de esta forma, las modalidades de seguro que producirá. La diferencia entre sus ingresos de primas y el coste de las prestaciones y otros gastos de gestión determina el resultado técnico del ejercicio, al tiempo que la cobertura de riesgos se realiza fundamentalmente mediante el establecimiento de provisiones técnicas (Figura 4.1).



Fuente: Elaboración propia a partir de FERNÁNDEZ RUIZ (2000), pág. 48.

Esquema de la actividad aseguradora
Figura 4.1

Si se analiza a la actividad aseguradora desde el punto de vista de los inputs y outputs generados, las principales fuente de ingresos están constituidas por las primas y los rendimientos de las inversiones financieras, mientras que los pagos por siniestros y los gastos operativos, por un lado, y los dividendos, por el otro, constituyen las principales salidas de recursos (HERNÁNDEZ MARCH, 2004) (Figura 4.2).



Fuente: Adaptado de HERNÁNDEZ MARCH (2004), pág. 592.

Principales entradas y salidas en una compañía de seguros
Figura 4.2

El empresario asegurador puede realizar distintas coberturas de riesgo en su cartera de pólizas, clasificándose los costes por cobertura en fijos y variables. El establecimiento de clases homogéneas de riesgo, suscritas en número elevado, permite la compensación de las prestaciones. Asimismo, resulta posible utilizar operaciones de coaseguro (compartición de riesgos) y reaseguro (cesión/admisión de riesgos de/a terceros) para equilibrar la cartera de pólizas de la entidad.

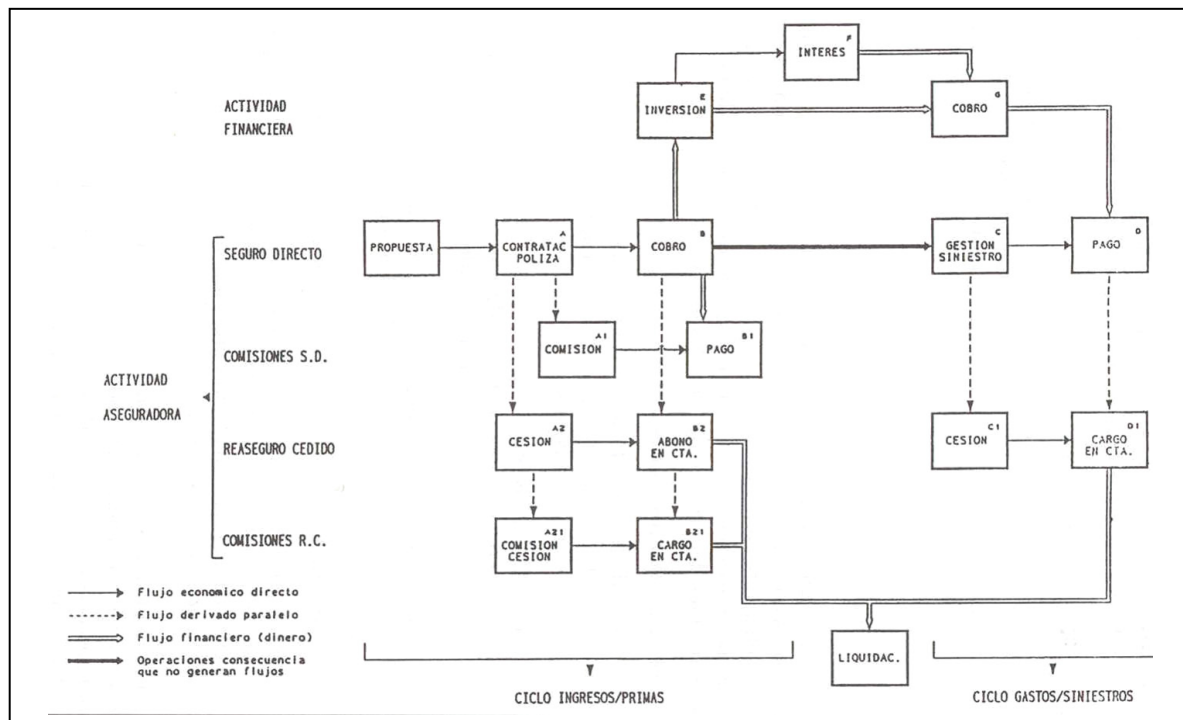
Entre los objetivos de las empresas aseguradoras destacan la *solvencia*, para poder cumplir puntualmente sus obligaciones; la *rentabilidad*, como fin último del negocio; la *continuidad* de las operaciones a largo plazo; y el *crecimiento del negocio* según distintas políticas de expansión (MARTÍN PEÑA *et al.*, 1999, pág. 14). Por su parte, el tradicional objetivo del beneficio se relaciona con la solvencia, dado que ésta precede a aquel, pues el hecho de recibir primero los ingresos (primas) y realizar después los gastos (indemnizaciones), lleva a que la financiación sea previa a la inversión de los recursos, por lo que la masa activa está condiciona por la pasiva.

Finalmente, el objetivo de solvencia se convierte en un objetivo de suficiencia de capital, puesto que toda la actividad aseguradora depende del hecho de que la

compañía tenga fondos suficientes en el momento adecuado⁴. Así, cabe distinguir dos funciones principales realizadas de forma paralela por las entidades aseguradoras (MILLÁN AGUILAR, 2000, págs. 34-39):

- *Actividad central aseguradora*, centrada en la suscripción de contratos de seguros, asumiendo los derechos y obligaciones derivados de ellos, fundamentalmente el cobro de primas y la cobertura de siniestros, respectivamente. Asimismo, la empresa puede ceder riesgos a otras compañías (reaseguro cedido), desarrollando una actividad subsidiaria de la actividad principal.
- *Actividad inversora o financiera*, destinada a la gestión de los recursos líquidos de que dispone la empresa, bien como cumplimiento de las obligaciones adquiridas en los contratos de seguro, bien para la gestión interna del efectivo previo al cumplimiento de otras obligaciones. Esta gestión financiera tiene una gran importancia tanto a nivel interno (impacto en la Cuenta de Resultados) como externo (imagen de la empresa y valoración realizada por parte del mercado financiero), precisando la consecución del adecuado equilibrio entre la prudencia y la rentabilidad de las inversiones.

La Figura 4.3 resume los ciclos económicos propios de una entidad aseguradora, que resultan definitorios de ambos tipos de actividades.



Fuente: MILLÁN AGUILAR (2000), pág. 35.

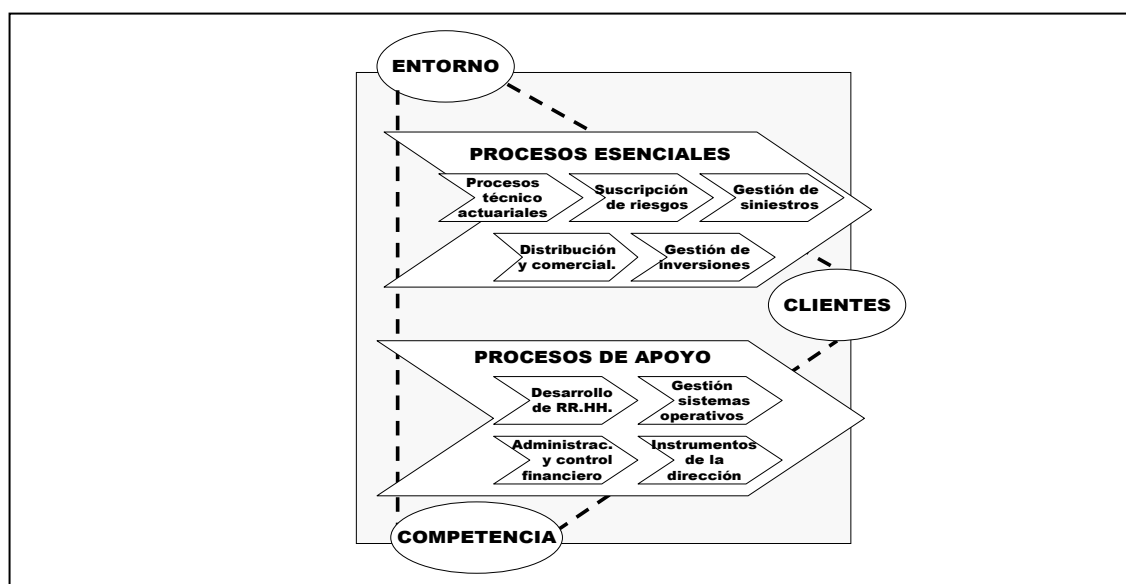
Ciclos económicos típicos de las entidades aseguradoras

Figura 4.3

⁴ Asimismo, los objetivos de las empresas aseguradoras se pueden analizar desde la perspectiva de la Teoría de la Agencia, distinguiendo tres agentes fundamentales: administradores, propietarios y asegurados (MAYERS y SMITH, 1981), a los que se pueden añadir las autoridades reguladoras.

A partir de las funciones previas, los procesos realizados en las aseguradoras pueden clasificarse como sigue (ALBARRÁN LOZANO, 2000, págs. 25-26):

- *Proceso técnico actuarial*, relativo al desarrollo de productos, determinación de tarifas, análisis estadístico y control de provisiones técnicas.
- *Suscripción de riesgos*, relativa a la inspección y selección de riesgos, fijación de tarifas, emisión de contratos y operaciones de coaseguro y reaseguro.
- *Gestión de siniestros*, que incluye su peritación y evaluación, control de fraudes, servicios de reparación, médicos, jurídicos y técnicos, daños personales y materiales.
- *Distribución y comercialización*, con tareas como el análisis de mercados, el establecimiento de redes de agentes propios, corredores, oficinas directas de contratación, servicios de venta telemática, marketing, distribución de instituciones financieras, formación y entrenamiento de redes comerciales.
- *Gestión de inversiones financieras e inmobiliarias*, mediante el análisis de sus características técnicas.
- *Desarrollo de recursos humanos*, como servicios de gestión al personal, servicios para el desarrollo del personal y área jurídico-laboral.
- *Gestión de sistemas operativos*, relacionada con el diseño de procedimientos y otras formas organizativas, el mantenimiento de los sistemas de información y comunicación y la configuración de nuevas soluciones.
- *Administración y control financiero*, vinculado con la contabilidad, tesorería y otras actividades financieras (excepto inversiones).
- *Instrumentos de la dirección*, relacionados con la planificación empresarial, auditorías externas e internas y otros procesos.



Fuente: Elaboración propia a partir de MARTÍNEZ MARTÍNEZ (1994) y ALBARRÁN LOZANO (2000), pág. 26.

Procesos de las entidades aseguradoras
Figura 4.4

4.2.1.2. Elementos básicos del seguro

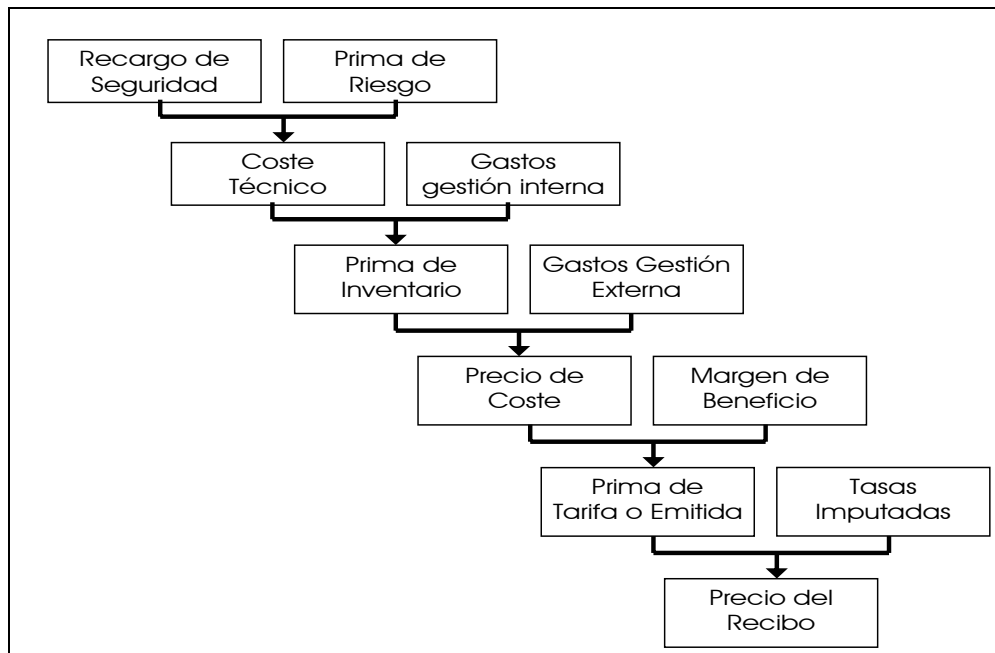
Centrando el análisis en la actividad central aseguradora, cabe comentar brevemente los tres elementos básicos del seguro, cuyo conocimiento es necesario para la mejor comprensión de los estados económico-financieros de las entidades de seguros (MILLÁN AGUILAR, 2000, págs. 42-58):

- ✚ La prima de seguros.
- ✚ Las provisiones técnicas.
- ✚ Las formas de dispersión del riesgo (coaseguro y reaseguro).

A continuación se analizan las características más destacadas de cada componente:

❶ La prima de seguros

La prima de seguros constituye el precio de venta de la cobertura del riesgo cubierto en el contrato de seguro. Para determinar su importe, resulta habitual seguir un proceso aditivo basado en la incorporación sucesiva de costes de gestión y primas de riesgo (Figura 4.5).



Fuente: Elaboración propia a partir de MILLÁN AGUILAR (2000), pág. 44.

Composición de la prima de seguros
Figura 4.5

Entre los principales componentes de la prima de seguros destacan:

➤ *Prima de riesgo o prima pura*: Coste real del riesgo asumido por el asegurador, excluyendo gastos de gestión. Constituye la parte de la prima total destinada a cubrir el importe de los siniestros en sentido estricto, y consta de dos factores básicos para su cálculo (LARRAMENDI et al., 1981, pág. 147):

- Coste medio del siniestro o índice de intensidad ("C"): Importe promedio de liquidación de un siniestro para el tipo de seguro estudiado.
- Probabilidad de siniestro o índice de frecuencia ("F"): Número estimado de veces que se producirá un siniestro a lo largo de la vida de la póliza.

De esta forma, la prima de riesgo se obtiene como:

$$P = C \cdot F$$

➤ *Recargo de seguridad*: se incorpora para salvaguardar a la compañía de desviaciones negativas de la siniestralidad esperada, debiendo calcularse como un porcentaje ("S") sobre la prima de riesgo; a su vez se utiliza para dotar la provisión técnica para estabilización comentada posteriormente.

➤ *Coste técnico o prima recargada* ("P_r"): Considera la prima pura más el recargo de seguridad establecido, de forma que:

$$P_r = P + (P \cdot S) = P \cdot (1 + S) = C \cdot F \cdot (1 + S)$$

➤ *Gastos de gestión interna*: Se originan por la necesidad de administrar el negocio, y se encuentran relacionados con la estructura administrativa de la empresa.

➤ *Gastos de gestión externa*: Se originan para capturar y mantener a la clientela, por lo que se encuentran relacionados con la estructura comercial de la empresa.

➤ *Precio de coste*: La suma del coste técnico y de los gastos de gestión (internos y externos) determina el precio de coste total del seguro; en ocasiones, el asegurado suscribe directamente el seguro con la sociedad, por lo que parte de los gastos de gestión externa se reducen (comisiones de agencia), dando lugar a una bonificación sobre el precio final.

➤ *Prima comercial o de tarifa, o prima emitida* Supone el precio de venta del producto, estando integrada por el precio de coste más el margen de beneficio esperado por la entidad.

➤ *Precio del recibo*: Constituye el importe total que paga el asegurado, que además de la prima emitida incluya una serie de tasas e impuestos, de carácter obligatorio, que gravan a ciertos ramos (recargo de la Dirección General de Seguros; recargo para riesgos extraordinarios a favor del Consorcio General de Seguros; recargos en seguros obligatorios de automóviles, viajeros y cazadores a favor del Consorcio General de Seguros; arbitrio de bomberos para cobertura de incendios; impuesto sobre las primas de seguros).

El cálculo de la prima debe ser lo más personalizado posible, en función de los datos disponibles sobre el asegurado y el tipo de seguro solicitado. No obstante, nunca debe perderse de vista el total de riesgos de la entidad, al objeto de no alejar la gestión de la Ley de los Grandes Números.

② Las provisiones técnicas

Las provisiones técnicas constituyen elementos patrimoniales típicos y diferenciales del Balance de Situación de una compañía de seguros. Entre los objetivos que se pretenden con su dotación destacan: (1) periodificar ingresos; (2) ajustar el

criterio de caja al criterio del devengo; (3) capitalizar prestaciones futuras; (4) contabilizar siniestros ocurridos pero no pagados; y (5) provisionar futuras desviaciones (MILLÁN AGUILAR, 2002, págs. 42-43). La importancia de las provisiones técnicas ha llevado a su regulación y control por parte de los organismos supervisores, que establecen diversos procedimientos para su cálculo⁵.

Si bien existen múltiples tipos de provisiones técnicas, algunas de las más destacadas son:

- ✓ *Provisión de periodificación de primas:* Si la primera de seguros tiene un periodo de vigencia anual que abarca a dos ejercicios económicos es necesario repartirla, reconociendo contablemente la parte que corresponde a riesgos no acontecidos. Es típica de los seguros del ramo “no vida” y de los seguros de riesgo temporales de vida.
- ✓ *Provisión de riesgos en curso:* Mediante esta provisión se estima el coste necesario de las cancelaciones, reaseguros o siniestros futuros, como un elemento necesario para determinar la solvencia futura de la entidad. Su cálculo es complejo al tratarse de estimaciones a futuro, y se basa en la experiencia de la entidad. Es típica de los seguros del ramo “no vida” y de los seguros de riesgo temporales de vida.
- ✓ *Provisión matemática:* Resulta exclusiva de los seguros del ramo “vida”, y recoge, si el periodo de cobertura es igual o inferior a un año, la suma de la provisión paa primas no consumidas y riesgos en curso, como se ha comentado previamente; en el caso de periodos de cobertura superiores al año (como ocurre con los seguros de vida o supervivencia), la provisión matemática recoge la diferencia entre el valor actual actuarial de las obligaciones futuras del asegurador y las del asegurado o tomador⁶. De esta forma, se consigue el equilibrio adecuado entre primas y siniestros, de forma que en el momento del pago de la prestación la empresa tenga acumulado pasivo suficiente para hacerle frente.
- ✓ *Provisión para prestaciones:* Recoge el importe de los siniestros que, habiendo acontecido antes del cierre del ejercicio, la empresa está pendiente de abonar a los asegurados, bien porque se desconoce la cuantía final del pago (siniestros pendientes de liquidación), bien porque no han sido notificados aún por los asegurados (siniestros pendientes de declaración o desconocidos) o bien por retraso en el pago (siniestros pendientes de pago). También incluye los gastos de tramitación del siniestro.
- ✓ *Provisión de estabilización:* Trata de compensar el exceso de siniestralidad que se origina sobre las primas de riesgo para determinados ejercicios; su dotación, que resulta de carácter obligatorio para determinados ramos (seguro de crédito, responsabilidad civil de riesgos nucleares, responsabilidad civil de

⁵ Ello debido a que la dotación de muchas provisiones técnicas tiene un componente probabilístico o subjetivo muy importante que, unido a los reducidos márgenes del sector, hace que pequeños errores de cálculo condicionen el resultado de la entidad.

⁶ Para el cálculo de los valores actuales debe utilizarse el denominado “tanto de interés técnico de vida”, que depende de implicaciones de tipo técnico y de las exigencias de los asegurados respecto a la rentabilidad mínima garantizada.

automóviles, multirriesgo industrial, etc.) se realiza a través del recargo de seguridad incorporado en las primas devengadas

③ *El coaseguro y reaseguro*

En ocasiones la entidad aseguradora se enfrenta a situaciones que no le permiten aceptar en su totalidad ciertos riesgos, bien porque el importe del siniestro sea superior a sus recursos, o bien porque el cliente desea distribuir el riesgo entre varias compañías.

En estos casos, la entidad puede distribuir su responsabilidad a otras aseguradoras, empleando dos instrumentos diferenciados: coaseguro y reaseguro.

➤ *Coaseguro*

Las operaciones de coaseguro se caracterizan por la concurrencia de varios asegurados para la cobertura de un mismo riesgo, si bien cada entidad sólo está obligada al pago de su parte en el siniestro (salvo pacto en contrario).

El coaseguro es un sistema de distribución del riesgo industrial muy utilizado, particularmente respecto a asegurados importantes que quieren mantener relaciones con diversas compañías de seguro, si bien no está exento de problemas, como el elevado coste de administración, problemas para la gestión del cobro de los saldos, problemas administrativos entre las compañías aseguradoras, etc.

➤ *Reaseguro:*

A través del contrato de reaseguro el asegurador directo (cedente) asegura la totalidad o parte del riesgo por él asumido en otra empresa aseguradora (aceptante); por su parte, el reasegurador puede ceder parte de dicho riesgo a otra compañía, operación que se denomina “retrocesión”.

El reaseguro proporciona un procedimiento de seguridad a las entidades aseguradoras directas, lo que refuerza su capacidad para hacer frente a grandes riesgos para los que se demanda cobertura⁷. De esta forma, el uso correcto del reaseguro influye en la valoración de la entidad y modifica su probabilidad de quiebra, al eliminar posibles puntas de siniestralidad que deteriorarían su Cuenta de Resultados dificultando la obtención de beneficios estables.

Existen distintos tipos de reaseguros, en función del contrato de cesión establecido:

- Reaseguro proporcional: El reasegurador recibe el porcentaje pactado de la prima original (deducida la comisión que se queda la aseguradora directa para hacer frente a sus gastos de gestión), y paga idéntico porcentaje de todas las pérdidas.
- Reaseguro no proporcional: El reasegurador acepta, a cambio de una prima acordada, la responsabilidad de las pérdidas sufridas por el reasegurado que superen un cantidad fijada (franquicia), hasta un límite máximo.

En la práctica, las distintas modalidades de cesión no se presentan por separado, sino que se combinan entre sí a través de contratos complejos de reaseguro.

⁷ El uso del reaseguro depende de la capacidad de asumir riesgos de la empresa, que está relacionada a su vez con su tamaño (a mayor dimensión, mayor propensión a asumir riesgos).

Al objeto de comprender mejor las características particulares de la industria aseguradora, resulta necesario analizarlas distintas clasificaciones que le afectan, basadas en criterios alternativos:

❶ *Según el tipo de producto ofertado*

A lo largo del tiempo, las aseguradoras se han especializado en productos determinados, al objeto de obtener una rentabilidad suficiente para resolver los distintos problemas técnicos a los que se enfrentan, al objeto de minimizar la posibilidad de ocurrencia simultánea de pérdidas vinculadas con riesgos asociados entre sí (ejemplo: riesgo de incendios y seguros de vida).

De esta forma, pueden distinguirse tres actividades fundamentales en el negocio asegurador:

1.1. *Aseguradoras tipo “vida”*: Sus productos se centran en pólizas de vida, pensiones, y en algunos casos pólizas de accidentes y salud, individuales y/o colectivas. Las características de sus dos modalidades principales son:

- Seguros de muerte (gestionados mediante pólizas de vida): La muerte del asegurado genera una prestación a sus herederos.
- Seguros de supervivencia (gestionados mediante pólizas de pensiones): La prestación se realiza al propio asegurado, como consecuencia de alcanzar cierto cierta edad.

1.2. *Aseguradoras tipo “salud”*: Sus productos principales son pólizas de accidentes y salud, individuales y/o colectivas, entendiendo por tales aquellas que protegen contran riesgos derivados de enfermedades o accidentes, tales como gastos médicos, gastos por hospitalización, medicamentos y similares.

1.3. *Aseguradoras tipo “propiedad” y “responsabilidades”*: Sus productos se centran en pólizas de protección frente a pérdidas relacionadas con daños y/o pérdidas de la propiedad o bien derivadas de responsabilidades legales. Las coberturas de riesgos tipo “propiedad” recogen daños relacionados con incendios, seguros marinos, automóviles, robo, y pérdidas varias relacionadas con la propiedad. Las coberturas tipo “responsabilidad” hacen referencia a riesgos de tipo legal, como compensaciones por despidos, contratos financieros, etc. Esta variante incluye también seguros relacionados con delitos e insolvencias.

Adicionalmente, las distintas entidades pueden actuar como *reaseguradoras*, al objeto de repartir riesgos y primas. El resaseguro es un instrumento técnico que permite a la entidad conseguir la compensación estadística que necesita, igualando u homogeneizando los riesgos que componen su cartera de riesgos asegurados, mediante la cesión de parte de ellos a otras entidades (CASTELO MATRÁN y GUARDIOLA LOZANO, 1992). De esta forma, se reparten entre distintos aseguradores los excesos de los riesgos de mayor volumen, permitiendo al asegurador directo (reasegurado) operar sobre una masa de riesgos aproximadamente iguales (ALBARRÁN LOZANO, 2000).

Por su parte, la legislación comunitaria distingue entre dos actividades básicas, *“vida”* y *“no vida”*, habiendo establecido una lista limitada de ramos adoptada por la legislación española mediante el artículo 6 y las disposiciones adicionales del Texto Refundido de la Ley de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados (Real

Decreto Legislativo 6/2004), y que resulta de aplicación en todo el Espacio Económico Europeo (Tabla 4.6).

SEGUROS DISTINTOS DEL SEGURO DE VIDA	1. Accidentes. (Incluye prestaciones a tanto alzado, de indemnización, mixta de ambas y de cobertura de ocupantes de vehículos).
	2. Enfermedad (comprendida la asistencia sanitaria). (Incluye prestaciones a tanto alzado, de reparación y mixta de ambas).
	3. Vehículos terrestres (no ferroviarios). (Incluye todo daño sufrido por vehículos terrestres, sean o no automóviles, salvo los ferroviarios).
	4. Vehículos ferroviarios.
	5. Vehículos aéreos.
	6. Vehículos marítimos, lacustres y fluviales.
	7. Mercancías transportadas. (Comprendidos los equipajes y demás bienes transportados).
	8. Incendio y elementos naturales.
	9. Otros daños a los bienes.
	10. Responsabilidad civil en vehículos terrestres automóviles. (Comprendida la responsabilidad del transportista).
	11. Responsabilidad civil en vehículos aéreos. (Comprendida la responsabilidad del transportista).
	12. Responsabilidad civil en vehículos marítimos, lacustres y fluviales. (Comprendida la responsabilidad del transportista).
	13. Responsabilidad civil en general. (Comprende toda responsabilidad distinta de las mencionadas en los ramos 10, 11 y 12).
	14. Crédito. (Comprende insolvencia general, venta a plazos, créditos a la exportación, crédito hipotecario y crédito agrícola).
	15. Caución (directa e indirecta).
	16. Pérdidas pecuniarias diversas. (Incluye riesgos de empleo, insuficiencia de ingresos en general, mal tiempo, pérdida de beneficios, subsidio por privación temporal del permiso de conducir, persistencia de gastos generales, gastos comerciales imprevistos, pérdida del valor venal, pérdidas de alquileres o rentas, pérdidas comerciales indirectas distintas a las anteriormente mencionadas, pérdidas pecuniarias no comerciales y otras pérdidas pecuniarias).
	17. Defensa jurídica
	18. Asistencia. (A personas que se encuentren en dificultades durante desplazamientos o ausencias de su domicilio o su lugar de residencia permanente; también la asistencia a personas que se encuentren en dificultades en circunstancias distintas, determinadas reglamentariamente, siempre que no sean objeto de cobertura por otros ramos de seguro).
	19. Decesos. (Incluye prestaciones en caso de muerte).
SEGUROS DEL RAMO DE VIDA	A. Seguro sobre la vida. (Incluye el seguro tanto para caso de muerte como para caso de supervivencia, o ambos conjuntamente, incluido el seguro de renta; el seguro sobre la vida con contraseguro; el seguro de nupcialidad; el seguro de natalidad; los seguros previos vinculados con fondos de inversión).
	B. Las operaciones de capitalización previstas en el artículo 3.1.b) de la Ley.
	C. Las operaciones de gestión de fondos colectivos de jubilación y de gestión de operaciones tontinas ⁸ .

Fuente: Elaboración propia a partir del Texto Refundido de la Ley de Ordenación y Supervisión de los Seguros privados (REAL DECRETO LEGISLATIVO 6/2004).

Ramos del negocio asegurador

Tabla 4.6

⁸ Las operaciones tontinas son aquéllas que llevan consigo la constitución de asociaciones que reúnan partícipes para capitalizar en común sus aportaciones y para repartir el activo así constituido entre los supervivientes o entre sus herederos.

❷ *Según el lugar de incorporación / licencia de actuación.*

Este segundo criterio, típico de las agencias norteamericanas, clasifica a las entidades atendiendo a su ámbito de operaciones.

2.1. *Aseguradora doméstica*: Aquella que tiene su sede en el mercado local (ejemplo: aseguradoras con sede social en España).

2.2. *Aseguradora extranjera*: Aquella que, si bien actúa en un determinado país, sin embargo tiene su sede social en otro país distinto (ejemplo: aseguradoras que operan en España pero con sede social en Francia).

❸ *Según la forma social de la entidad*

De acuerdo con la forma social que adopte la aseguradora, pueden distinguirse tres grupos distintos de entidades:

3.1. *Aseguradoras privadas*: Su capital está formado por aportaciones privadas, y su objetivo principal es la maximización del beneficio.

3.2. *Aseguradoras cooperativas*: Su objetivo fundamental es proporcionar aseguramiento a sus miembros, que son a su vez los propietarios de la entidad.

3.3. *Aseguradoras gubernamentales*: Su propiedad es de carácter estatal, y están destinadas a la cobertura de riesgos que, debido a sus características, no son fácilmente aceptados por el resto de aseguradoras. Asimismo, incluyen la gestión de subsidios de carácter social.

Por su parte, los dos primeros tipos de aseguradoras (no gubernamentales) pueden clasificarse en seis categorías diferenciadas:

- *Empresas aseguradoras basadas en acciones* ("*capital stock insurance companies*"), en las que los propietarios asumen el riesgo transferido por los asegurados. Si las predicciones actuariales son correctas, las primas cobradas por la compañía serán suficientes para atender las pérdidas que acontezcan, y los accionistas obtendrán beneficios. En caso contrario, el capital aportado por los accionistas proporciona fondos para cubrir pérdidas operativas. Asimismo, dicho capital constituye una garantía para los asegurados acerca del cumplimiento de sus contratos. Esta forma social es típica de las aseguradoras de los ramos "propiedad" y "responsabilidad" (aproximadamente el 67% del total de primas de este subsector).

- *Empresas aseguradoras tipo mútuas* ("*mutual insurance companies*"), en las que los propios asegurados son los propietarios de la entidad. Entre sus características distintivas destaca la ausencia de capital social y el reparto a los propietarios de toda la plusvalía generada en el ejercicio. Por su parte, los propietarios tienen que pagar anualmente las primas que se establezcan, que incluyen un montante en concepto de reservas de la entidad. Esta forma social se da principalmente en las empresas de tipo "vida" (aproximadamente un 50% del total de primas de este subsector).

- *Empresas aseguradoras recíprocas* ("*reciprocals*"), aparecidas en el mercado estadounidense en la década de los años 50 del siglo XX. Comparten muchas características de las mútuas, si bien se diferencian en que estas empresas están formadas por un conjunto de individuos, denominados suscriptores, que intercambian riesgos entre sí; de esta forma, cada miembro actúa a la vez como asegurado y como asegurador de otro miembro, por lo que la responsabilidad del partícipe es individual

y limitada. En la actualidad, estas empresas tienen una cuota de mercado de los ramos “propiedad” y “responsabilidad” próxima al 10% en EE.UU.

- *Lloyd's Associations*, entidades presentes en el mercado anglosajón (Reino Unido y EE.UU.) que, estrictamente, no suscriben seguros sino que, por el contrario, se centran en el marketing de los servicios ofertados por sus miembros. De esta forma, los miembros de la entidad son lo que realizan la actividad aseguradora⁹, por lo que la organización actúa como una especie de “bolsa de valores” en la que se negocian las distintas transacciones. Generalmente, las pólizas son suscritas por aseguradoras individuales, que asumen su propio riesgo, si bien históricamente los miembros más solventes suelen cubrir los problemas de los miembros más débiles.

- *Bolsas de seguros (“Insurance Exchange”)*, similares a las *Lloyd's Associations*, que aparecieron en 1979 en los estados norteamericanos de Illinois, Florida y Nueva York. Mientras que las dos últimas se cerraron en 1988 debido a diversos problemas financieros, la bolsa de seguros de Illinois, conocida como INEX, continúa operando en la actualidad.

- *Asociaciones para gastos médicos (“Health Expense Associations”)*, típicas del mercado estadounidense y que operan en el campo de los seguros de salud, siendo las más conocidas la “Cruz Azul” (“*Blue Cross*”) y el “Escudo Azul” (“*Blue Shield*”), así como algunas instituciones relacionadas con la prestación de servicios médicos (“*Health Maintenance Organizations*” y “*Physician Hospital Organization*”). Generalmente se trata de instituciones sin ánimo de lucro, cuyo objetivo es la cobertura de los gastos médicos y de hospitalización de sus afiliados, dada la escasa cobertura de la sanidad gratuita en los EE.UU.

④ Según el sistema de distribución de los servicios ofertados

La relación que existe entre los agentes vendedores de seguros y las compañías resulta bastante variada, por lo que se pueden establecer varias propuestas alternativas de distribución.

4.1. *Sistema de distribución de las empresas de seguros “vida”*: A excepción de un número limitado de entidades que venden sus productos a través del correo (o sistema de respuesta directa), la mayoría de las empresas utilizan agentes exclusivos y/o “brokers”, que pueden prestar sus servicios de forma dependiente y/o independiente.

4.2. *Sistemas de distribución de las empresas de los ramos “propiedad” y “responsabilidad”*: Con carácter general, estas entidades operan mediante agentes independientes (que representan a varias compañías), comisionistas y trabajadores a sueldo.

4.3. *Sistema de distribución de respuesta directa*: En este caso los productos son ofertados directamente a los clientes, sin intervención de agentes, mediante el empleo de mailing directos y medios de comunicación de masas.

Desde el punto de vista de la organización empresarial, las entidades aseguradoras deben desarrollar su actividad con garantías suficientes de solvencia, homogeneidad y fraccionamiento de riesgos, como sigue (ALBARRÁN LOZANO, 2000):

⁹ En el caso del *Lloyd's of London* existen cerca de 40.000 miembros.

- ✓ *Solvencia y estabilidad*, a través de la aplicación de la “Ley de los Grandes Números”, esto es, la acumulación de una masa de riesgos lo suficientemente grande para acercar las probabilidades teóricas de siniestralidad a los siniestros reales, y que permita constituir las provisiones técnicas necesarias para asegurar el cumplimiento contractual.
- ✓ *Homogeneidad cualitativa de los riesgos*, a través de la diferenciación de los distintos ramos y subramos del seguro.
- ✓ *Homogeneidad cuantitativa de las normas aseguradoras*, mediante la adecuada selección de riesgos.
- ✓ *Fraccionamiento de riesgos*, mediante las operaciones de coaseguro y reaseguro.

En particular, la solvencia de una entidad aseguradora resulta fundamental para conocer su supervivencia, su capacidad de atender pagos futuros y la prima a establecer en el contrato.

La existencia de numerosas partes afectadas por la posición de solvencia de las empresas aseguradoras ha llevado a los organismos supervisores de cada país a establecer mecanismos prudenciales para su control. Entre los agentes económicos afectados por la potencia insolvencia de una entidad aseguradora destacan (MARTÍN PEÑA *et al.*, 1999, págs. 15-16):

- ✓ *Accionistas (mutualistas)*: Como partícipes del patrimonio empresarial, están interesados en que la empresa sea solvente y pueda cumplir con sus obligaciones y continuar con sus operaciones. Asimismo, estarán preocupados por la obtención de un beneficio adecuado, si bien esto se vincula más con la rentabilidad de la entidad.
- ✓ *Acreedores-inversores*: Utilizan la solvencia de la empresa como indicador de la posibilidad de recuperación y rentabilización de sus recursos, así como un instrumento para orientar su política de inversiones-desinversiones.
- ✓ *Empleados*: La solvencia de la empresa determina la seguridad de su empleo y el pago de sus salarios.
- ✓ *Administradores*: Están interesados en la solvencia como expresión de la idoneidad de su gestión, por lo que elaboran indicadores que la cuantifiquen y que detecten situaciones de alerta.
- ✓ *Asegurados*: La solvencia representa la garantía del cumplimiento de los contratos con el asegurador, esto es, la seguridad ante el riesgo asegurado.
- ✓ *Otros aseguradores*: La insolvencia de un competidor puede afectar al resto de empresas y al mercado en su conjunto; así, los asegurados cubiertos por la empresa insolvente se distribuyen entre el resto de aseguradores, distorsionando el mercado, al tiempo que las indemnizaciones pendientes deberán sanearse con algún fondo común.
- ✓ *Reaseguradores*: Además del interés por su propia solvencia, se preocupan por la de las entidades reaseguradas, ya que ello podría generar problemas en el pago de las primas de reaseguro contratadas.

- ✓ *Autoridades económicas:* Las características sociales de la entidad aseguradora lleva a una regulación de la misma por parte de las autoridades económicas competentes.

No obstante, la determinación de la solvencia de la firma no es una tarea sencilla, máxime considerando la creciente complejidad de las operaciones de seguro, la internacionalización de las transacciones¹⁰ y las múltiples relaciones entre entidades aseguradoras. Asimismo, el tipo de riesgos a los que enfrentan estas entidades es muy diverso, lo que dificulta su gestión y control.

De forma simplificada pueden distinguirse pueden distinguirse cuatro categorías básicas respecto a los riesgos presentes en el negocio asegurador: (1) riesgos técnicos, relacionados con las contrapartes de los contratos de seguros¹¹; (2) riesgos de inversión, vinculados con la gestión de los recursos líquidos de la empresa; (3) riesgos de reservas y primas, relacionados con el grado de adecuación de los fondos de cobertura establecidos por la empresa; y (4) otros riesgos, vinculados con la propia operativa interna y externa de la entidad (Figura 4.6).



Fuente: Elaboración propia a partir de CHORAFAS (2004), pág. 251.

Principales riesgos relacionados con la actividad aseguradora

Figura 4.6

Una forma tradicionalmente utilizada para garantizar que las aseguradoras puedan cumplir sus obligaciones con los clientes es solicitar, en todo momento, que sus activos sean mayores que sus pasivos. Además, una parte importante de las normas de solvencia exigen que el excedente de los activos sobre los pasivos sea de un monto específico, esto es, que exista una reserva de capital, calculada según una fórmula establecida por las entidades supervisoras.

De esta forma, se han impuesto a las instituciones de seguro diversos requisitos mínimos para asegurar su solvencia, relacionados con el nivel de provisiones técnicas y, particularmente, el margen de solvencia obligatorio y el fondo de garantía. En España, estos requisitos están regulados en la Ley de Ordenación y Supervisión del Seguro Privado de 1995 (LOSSP)¹² y en su correspondiente Reglamento, como sigue¹³:

¹⁰ El seguro es internacional por definición, por lo que la internacionalización es la vía de crecimiento de las grandes empresas aseguradoras de carácter mundial.

¹¹ Un análisis detallado de los riesgos relacionados con seguros "vida" en condiciones de incertidumbre puede consultarse en BÜHLMANN (2000) y OTERO GONZÁLEZ *et al.* (2005).

¹² Texto Refundido según Real Decreto Legislativo 6/2004.

1. Provisiones técnicas (art. 16 LOSSP). Incluye las provisiones para primas no consumidas, de riesgos en curso, de seguros de vida, de participación de los asegurados en beneficios, de prestaciones, de estabilización y aquellas otras que se consideren necesarias para la cobertura de riesgos.

Su cuantía se determinará con arreglo a hipótesis prudentes y razonables, estableciéndose reglamentariamente los métodos y procedimientos para su cálculo, de acuerdo con la definición de cada provisión, así como los activos aptos para su cobertura.

2. Margen de solvencia obligatorio. Las entidades aseguradoras tienen la obligación de disponer de un margen mínimo de solvencia, definido como una parte del patrimonio de la empresa, libre de todo compromiso previsible, deducidos los elementos inmateriales. Está integrado por partidas de distinto origen, que forman parte del neto de la empresa.

Para determinar el margen de solvencia mínimo se consideran diferentes baremos de evaluación del volumen de negocio de la entidad, determinado a partir de la cifra de primas y recargos¹⁴ o de la siniestralidad¹⁵ (ramos distintos al de la vida), y en función de las provisiones matemáticas y capitales en riesgo¹⁶ (ramo de vida).

3. Fondo de garantía. En todo caso, el margen de solvencia de una entidad no puede disminuir por debajo de un mínimo de seguridad o fondo de garantía que deberá estar constituido, en todo o en su mayor parte, por elementos tangibles del patrimonio. Su objetivo es que las empresas dispongan, desde su constitución, y con independencia de su nivel de actividad, de medios adecuados para garantizar su solvencia.

La LOSSP establece que la tercera parte de la cuantía mínima del margen de solvencia constituya el fondo de garantía, si bien éste no podrá ser inferior a un conjunto de límites que dependen del ramo de actividad.

En consecuencia con la regulación existente, pueden destacarse las siguientes reglas de actuación:

¹³ Un análisis detallado de la reglamentación que afecta al negocio asegurador a nivel nacional puede consultarse en el Capítulo 1 (apartado 1.3.3.2).

¹⁴ 18% que se aplicará sobre la cifra de primas y recargos del seguro directo, más las primas del reaseguro aceptado del ejercicio, hasta un límite de 50 millones de euros; asimismo, se le sumará el 16% del exceso sobre los 50 millones de euros (Directiva 2002/13/CE del Parlamento Europeo y del Consejo).

¹⁵ 26% de la siniestralidad media de los tres últimos ejercicios, hasta que dicha siniestralidad alcance los 35 millones de euros; asimismo, se le sumará el 23% del exceso sobre los 35 millones de euros (Directiva 2002/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo).

¹⁶ 4% de las provisiones matemáticas, relativas a las operaciones de seguro directo y a las aceptaciones en reaseguro sin deducción de las cesiones en reaseguro por la relación existente, en el último ejercicio, entre el importe total de las provisiones matemáticas, con deducción de las cesiones en reaseguro, y el importe bruto de las provisiones matemáticas; asimismo, se le sumará el 0,3% de los capitales asumidos por la empresa no negativos derivados de contratos, multiplicados por la relación existente, en el último ejercicio, entre el importe de los capitales en riesgo que subsisten como compromiso de la empresa después de la cesión y retrocesión el reaseguro (Directiva 2002/12/CE del Parlamento Europeo y del Consejo).

- El patrimonio neto no comprometido debe superar los mínimos absolutos señalados para el fondo de garantía, independientemente del ramo de actividad.
- El patrimonio neto tangible debe alcanzar, al menos, un sexto de la cuantía mínima del margen de solvencia, o bien el mínimo absoluto del fondo de garantía, si éste es inferior a aquél.
- Un déficit del margen de solvencia obligatorio superior a un 66% constituye una clara señal de alarma para el organismo de control, que se traduce en la adopción de medidas especiales.

No obstante, recientemente se ha observado un deterioro en la solvencia de las entidades aseguradoras a nivel mundial, dado que (CHORAFAS, 2004, pág. 256):

- Los ratios de solvencia se han reducido en los últimos años.
- Numerosas empresas aseguradoras han desaparecido.
- Los fondos relacionados con el margen de solvencia del ramo no-vida se redujeron en cerca de 90.000 millones de dólares como consecuencia de los atentados contra las Torres Gemelas el 11 de Septiembre de 2001.

Al objeto de adaptarse a las nuevas condiciones económicas y de mercado, a nivel nacional e internacional se está realizando una profunda revisión de los mecanismos de solvencia utilizados tradicionalmente¹⁷.

En el ámbito europeo, dicha reforma se encuentra enmarcada en el proyecto “Solvencia II” acometido por la Comisión Europea desde el año 2000, y cuya primera fase se encuentra ya concluida, habiendo dado lugar a las Directivas 2002/13/CE y Directiva 2002/12/CE previamente comentadas.

Entre otras alternativas, en este proyecto se recomienda el empleo de ratings para estimar la solvencia relativa de las entidades financieras y, particularmente, la consideración de calificaciones “*de fortaleza financiera*” (“*financial strength ratings*”). Proporcionadas por las principales agencias de rating (S&P, Moody’s, Fitch Ratings, A.M. Best, etc.)

Este tipo de calificaciones resultan de una vital importancia para los asegurados, reguladores, consumidores, aseguradoras y agentes independientes o “*brokers*” (POTTIER y SOMMER, 1999):

- ✓ Los asegurados emplean los ratings para seleccionar su compañía aseguradora, o para decidir cuánto están dispuestos a pagar por su seguro.
- ✓ Los reguladores emplean estos ratings para determinar la fortaleza financiera de las empresas que están bajo su control (MOODY’S INVERSORS SERVICE, 1998).

¹⁷ En particular, se está aplicando cada vez más la técnicas de simulación, particularmente respecto al seguro no vida, al objeto de predecir aspectos como la siniestralidad, la evolución anual o las primas de determinados seguros (HERNÁNDEZ MARCH, 2004; BOHMAN, 1974; CORLIER *et al.*, 1979). Asimismo, se está extendiendo la aplicación de la Lógica Borrosa (DE ANDRÉS SÁNCHEZ, 2005), el análisis bayesiano (BERMÚDEZ *et al.*, 2005; SÁNCHEZ LÓPEZ *et al.*, 2005), los modelos basados en Minería de Datos (KOLYSHKINA y BROOKES, 2002) o los modelos condicionales basados en funciones de azar (SARABIA, 2005).

- ✓ Las aseguradoras utilizan estas calificaciones en sus campañas publicitarias, como garantía de la fortaleza de la firma.
- ✓ Los brokers y agentes utilizan los ratings para decidir qué compañías recomendar a sus clientes (ANTHONI y PETRONI, 1996).

Por otro lado, la obtención de un elevado rating de fortaleza financiera proporciona a las aseguradoras un mejor acceso a los mercados de capitales, teniendo un efecto directo sobre su coste de capital, pues la principal fuente de financiación de estas empresas procede de las primas que cobran por sus pólizas de seguro, y un rating reducido obligará a vender tales pólizas a un precio inferior al de los competidores

Los ratings de fortaleza pueden ser elaborados por las agencias de calificación a petición de las aseguradoras ("*ratings interactivos*") o "*de oficio*", esto es, a iniciativa de la agencia de rating, sin consentimiento expreso de la entidad calificada y considerando exclusivamente información de carácter público.

Mientras que *Moody's* elabora exclusivamente ratings "*interactivos*", la agencia *A.M. Best* proporciona mayoritariamente ratings solicitados por las compañías (si bien elabora un número limitado de ratings "*de oficio*"). Cabe destacar que la agencia *A.M. Best* constituye la principal agencia de calificación del sector asegurador en el mercado de EE.UU., para las que proporciona dos ratings diferenciados:

- (1) un rating general respecto a asegurados ("*General Policyholders' Rating*"), que considera aspectos relacionados con los resultados, reservas, inversiones y gestión de la entidad;
- y (2) un rating de dimensión financiera ("*Financial Size Rating*"), de menor importancia que el anterior, centrado en el tamaño relativo de la entidad.

Por su parte *S&P* elabora un número significativo de ratings "*de oficio*" (denominados "*ratings pi*"), tratando la información pública disponible (financiera y no financiera) a través de análisis complejos.

Recientemente, la agencia *Fitch Ratings* ha diseñado un modelo estadístico para elaborar ratings cuantitativos de oficio respecto a la fortaleza financiera de las entidades aseguradoras (denominados "*ratings q*"), basado únicamente en estados financieros públicos de los tres últimos ejercicios, lo que refuerza la importancia de este tipo de información para la formulación de ratings crediticios.

Asimismo, la agencia *Weiss Ratings* proporciona calificaciones de fortaleza financiera de entidades aseguradoras de EE.UU. a partir de información pública y privadas de las entidades calificadas, si bien no cobra primas a las empresas sujetas a calificación por lo que éstas no pueden impedir la realización del rating.

La Tabla 4.7 recoge las equivalencias entre las calificaciones otorgadas por las principales agencias, distinguiendo entre aquellas que representan a entidades con una adecuada posición financiera (escala de inversión) y las que hacen referencia a entidades vulnerables (escala especulativa).

A. M. Best		Fitch Ratings		Moody's		Standard & Poor's		Weiss Rating	
Rating	Interpretación	Rating	Interpretación	Rating	Interpretación	Rating	Interpretación	Rating	Interpretación
A + +	Superior	AAA	Excepcional	Aaa	Excepcional	AAA	Superior / Excepcional	A +	Excelente
A +	Superior	AA +	Muy fuerte	Aa1	Excelente	AA +	Excelente	A	Excelente
A	Excelente	AA	Muy fuerte	Aa2	Excelente	AA	Excelente	A -	Excelente
A -	Muy bueno	AA -	Muy fuerte	Aa3	Excelente	AA -	Excelente	B +	Bueno
B + +	Muy bueno	A +	Fuerte	A1	Bueno	A +	Bueno	B	Bueno
B +	Adecuado	A	Fuerte	A2	Bueno	A	Bueno	B -	Bueno
B	Adecuado	A -	Fuerte	A3	Bueno	A -	Bueno	C +	Admisible
B -	Admisible	BBB +	Bueno	Baa1	Adecuado	BBB +	Adecuado	C	Admisible
C + +	Admisible	BBB	Bueno	Baa2	Adecuado	BBB	Adecuado	C -	Admisible
C	Marginal	BBB -	Bueno	Baa3	Adecuado	BBB -	Adecuado	D +	Débil
C -	Marginal	BB +	Moderadamente débil	Ba1	Cuestionable	BB +	Posiblemente adecuado	D	Débil
D	Muy vulnerable	BB	Moderadamente débil	Ba2	Cuestionable	BB	Posiblemente adecuado	D -	Débil
E	Supervisión estatal	BB -	Moderadamente débil	Ba3	Cuestionable	BB -	Posiblemente adecuado	E +	Muy débil
F	En liquidación	B +	Débil	B1	Pobre	B +	Vulnerable	E	Muy débil
		B	Débil	B2	Pobre	B	Vulnerable	E -	Muy débil
		B -	Débil	B3	Pobre	B -	Vulnerable	F	Fallido
		CCC	Muy débil	Caa	Muy pobre	CCC	Extremadamente vulnerable	U	No calificado
		CC	Posible insolv. futura	Ca	Extremadamente pobre	R	Acción reguladora		
		C	Insolvencia inminente	C	Mínimo				

Fuente: VAUGHAN (1997), pág. 257 y elaboración propia.

Nora: Las celdas sombreadas hacen referencia a las calificaciones que representan entidades vulnerables o débiles

Equivalencia entre ratings de fortaleza financiera para entidades aseguradoras
Tabla 4.7

Ahora bien, para conseguir una confianza plena en las calificaciones otorgadas por las agencias resulta necesario conocer las variables explicativas utilizadas por las agencias para el otorgamiento de ratings. Ése es el principal objetivo principal de este Capítulo, que analiza los *rating de fortaleza financiera* otorgados “de oficio” por S&P a las aseguradoras con sede social en 15 países de la Unión Europea¹⁸ (antes de las ampliaciones de 2004 y 2007) respecto al ejercicio 2000.

El conocimiento de estos determinantes puede favorecer el desarrollo de modelos internos para la gestión del riesgo de crédito frente a estas posiciones, por parte de las entidades financieras (enfoque IRB de Basilea II); asimismo, puede facilitar la supervisión del requisito de solvencia por parte de los reguladores nacionales y europeos en el ámbito del seguro (proyecto Solvencia II).

4.2.2. Estudios sobre la solvencia de entidades aseguradoras

A continuación se analiza la principal literatura desarrollada en el ámbito de los determinantes del riesgo de crédito de entidades aseguradoras.

La mayoría de los estudios sobre el riesgo de crédito de empresas de seguros se ha centrado en el análisis de la solvencia final (situaciones de quiebra/no quiebra) de estas entidades. Si bien estos análisis no emplean directamente las calificaciones otorgadas por agencias externas, la relación directa que existe entre los ratings y la solvencia de las empresas, particularmente respecto a los *ratings de fortaleza financiera*, hace relevante su consideración.

Así, la principal diferencia entre unos y otros modelos es la distinta naturaleza de la variable independiente: binaria (solvencia) o multicategórica (ratings), comentándose a continuación las principales aportaciones en ambos ámbitos, así como algunos de los modelos teóricos más destacados desarrollados hasta la actualidad.

4.2.2.1. Modelos teóricos sobre solvencia de entidades aseguradoras

Según MARTÍN PEÑA (1995) y MARTÍN PEÑA *et al.*, (1999), el concepto de solvencia en las entidades aseguradoras presenta una doble perspectiva:

- En sentido estricto, un asegurador es solvente si tiene activos suficientes para atender los pasivos; ahora bien, en este tipo de entidades, el pasivo viene determinado por la variabilidad de los riesgos objeto de cobertura, por lo que se convierte en una variable aleatoria que ha de estudiarse en términos probabilísticos.
- En sentido amplio, cualquier decisión que adopte un asegurador afecta a su posición de solvencia, y ésta interesa tanto a la empresa como a los poderes públicos. La solvencia se entiende así como “salud financiera” en términos de estabilidad dinámica.

En el fondo, la *solvencia* hace referencia a la capacidad de la empresa para seguir funcionando, esto es, para atender las demandas de los asegurados (indemnizaciones)

¹⁸ Se han considerado todos los miembros de la UE antes de la ampliación de 1 de Mayo de 2004 (en la que adicionalmente se incorporaron Chipre, Eslovaquia, Eslovenia, Estonia, Hungría, Letonia, Lituania, Malta, Polonia y la República Checa) y la ampliación de 1 de Enero de 2007 (Bulgaria y Rumanía).

en caso de producirse el riesgo cubierto mediante el contrato. Ahora bien, no es suficiente con que los activos superen a los pasivos, sino que deben hacerlo en una cantidad determinada, lo que lleva a introducir los comentados conceptos de margen de solvencia y reservas de estabilidad.

Por otro lado, el concepto de solvencia está relacionado con el de estabilidad; una empresa es estable si, a lo largo de un periodo, sus resultados no fluctúan de manera brusca bajo entornos similares. La estabilidad permite conseguir la continuidad de la actividad de la empresa en el tiempo, que depende además de variables como el margen de solvencia, uso del reaseguro, recargo de seguridad y reservas de estabilidad (MARTÍN PEÑA *et al.*, 1999, pág. 7).

La entidad aseguradora garantiza su estabilidad diversificando el riesgo de su cartera, lo que se consigue incrementando el número de pólizas: cuanto mayor es la cartera de pólizas de una empresa, menor es la probabilidad de desviaciones entre la frecuencia relativa de ocurrencia de los siniestros y su probabilidad estadística, de acuerdo con la Ley de los Grandes Números.

En este contexto, cabe analizar de forma separada los factores teóricos determinantes del riesgo de insolvencia de las entidades aseguradoras y los distintos modelos y herramientas propuestos para su valoración.

4.2.2.1.1. Factores determinantes del riesgo de insolvencia

MARTÍN PEÑA *et al.* (1999) identifican tres grandes grupos de factores que afectan a la insolvencia de las empresas aseguradoras:

- Factores por el lado del pasivo, relacionados con la estructura financiera de la entidad.
- Factores por el lado del activo, relacionados con la política de inversiones de la empresa.
- Otros riesgos, de naturaleza diversa.

A) Factores por el lado del pasivo

El principal factor de insolvencia por el lado del pasivo está representado por las *reclamaciones* efectuadas a la compañía por la presentación de los siniestros. Para su gestión, la empresa debe analizar la cuantía histórica de los siniestros y el número de los mismos, al objeto de obtener una distribución de la siniestralidad total que le permita estimar las provisiones necesarias para atender los siniestros en el momento en que acontezcan, así como fijar adecuadamente el precio de las primas.

Entre las distribuciones más habituales destacan la binomial compuesta, y la distribución de Poisson compuesta, si bien también pueden emplearse aproximaciones como la normal, gamma, beta, o la aproximación de Esscher.

La proporción que suponga el número de siniestros sobre el total de pólizas representará un aspecto importante de la siniestralidad, que permitirá evaluar si la selección de riesgos ha sido adecuada. Asimismo, el cociente entre el importe de los siniestros y las primas obtenidas (tasa de siniestralidad) permite verificar si la tarificación establecida es o no la adecuada. Por último, el coste medio de los siniestros

(relación entre su importe y número) resulta un indicador muy importante sobre la marcha de la empresa.

Otro factor que afecta a la solvencia por el lado del pasivo es la *composición y crecimiento de la cartera de seguros*, que se ve afectada por las líneas de seguros que explote la entidad y su agrupación en riesgos homogéneos. El crecimiento de la cartera afecta al volumen de primas y a la siniestralidad global; en la medida en que esta relación sea favorable o no al crecimiento de las primas, la solvencia de la empresa se verá afectada positiva o negativamente.

Un tercer factor de influencia viene dado por la tasa de inflación, que determina que la cuantía del pasivo sea mayor o menor, si bien su efecto final depende del ramo del seguro en el que opere la empresa y del tipo de inflación de que se trate (predecible y controlable o excepcional) (PENTIKÄINEN, 1982; RANTALA, 1982).

Asimismo, el *reaseguro* incide sobre la solvencia de la empresa, si bien su influencia depende de su clase y cuantía. El reaseguro modifica la distribución de siniestralidad total y la cuantía de los siniestros, al tiempo que la propia solvencia del reasegurado incide sobre la de la compañía reaseguradora.

Por último, los *gastos* derivados de la actividad global de la empresa afectan al recargo de seguridad que se aplica sobre los primas, por lo que pueden utilizarse para controlar la solvencia de la entidad vía ingresos.

B) Factores por el lado del activo

Las principales magnitudes que influyen en la solvencia de las entidades aseguradoras por el lado del activo son las variaciones en los tipos de interés, las inversiones realizadas y la inflación.

Respecto a la variación de los *tipos de interés*, su efecto final depende de la inflación, que es la que determina el tipo de interés real, así como de la indexación de los rendimientos de las inversiones a algún índice generalmente aceptado (EURIBOR, etc.)

En cuanto a las inversiones, su rentabilidad afecta a la posición de la empresa, incluyendo tanto los ingresos producidos por las mismas como los cambios en los valores de capital.

Por lo que respecta a la inflación, ésta afecta a las primas e inversiones de la empresa, si bien el efecto no es tan inmediato como respecto al pasivo.

C) Otros riesgos

En esta categoría se incluyen: (1) riesgos de carácter político (intervenciones gubernamentales, normativas específicas, expropiaciones, terrorismo, actuaciones judiciales); (2) riesgos derivados de una administración deficiente (diseño inadecuado de productos, aseguramiento y/o reaseguramiento insuficiente, inadecuado tratamiento de la información); y (3) riesgos empresariales (consecuencia de la incertidumbre del mercado).

4.2.2.1.2. Modelos de valoración de la solvencia

La naturaleza financiero-aleatoria de la operación de seguro, así como la inversión de las primas durante el proceso productivo, lleva a utilizar herramientas y modelos específicos para la valoración de la solvencia que consideren tanto el riesgo de aseguramiento como el de la actividad inversora.

Con carácter general, pueden utilizarse tres tipos básicos de modelos:

- ✓ *Modelos actuariales*, que consideran la naturaleza aleatoria de la operación de seguros, aplicando la Teoría del Riesgo a la actividad aseguradora (BEARD *et al.*, 1994; PENTIKÄINEN, 1982; RANTALA, 1982, PENTIKÄINEN *et al.*, 1989). Estas propuestas se centran en el estudio de la fluctuación de la siniestralidad como riesgo más importante, y en la posterior obtención de la probabilidad de insolvencia.
- ✓ *Modelos financieros*, basados en la Teoría de Carteras, que consideran a la empresa como una cartera de negocio integrada por las pólizas suscritas. Estas propuestas desarrollan modelos financieros para explicar el comportamiento de la cartera y sus elementos relacionados, como valoración de activos financieros, estructura de capital, diversificación de riesgos, establecimiento de precios “justos”, etc.; no obstante, su aplicación real ha sido limitada. Adaptados a la empresa de seguros, estos modelos se basan en la consideración de que las necesidades de capital están relacionadas con el resultado de la empresa.
- ✓ *Modelos financiero-actuariales*, que combinan las dos perspectivas anteriores. Este tipo de modelos considera no sólo el riesgo derivado de la operación de aseguramiento (típico del análisis tradicional), sino también el de la actividad inversora. Para ello, se parte de los determinantes básicos de la solvencia de la entidad (margen de solvencia, reaseguro, recargo de seguridad y reservas de estabilidad), que se combinan en una perspectiva global del negocio del seguro.

En los últimos años, el énfasis se ha centrado en los modelos financiero-actuariales (CUMMINS, 1985; 1991; CUMMINS y DERRIG, 1988; 1989; 1991; DIONNE, 1992), que consideran las analogías entre la solvencia y los problemas de apalancamiento financiero, analizando ésta como un intercambio de información e incentivos que pone de manifiesto los problemas de administración y planificación de la empresa (KAHANE *et al.*, 1986). Entre este tipo de propuestas destacan particularmente cuatro enfoques, comentados a continuación (MARTÍN PEÑA, 1995):

- ✓ Modelos de flujos de caja.
- ✓ Modelos de valoración de activos financieros (CAPM).
- ✓ Modelos de opciones.
- ✓ Modelos basados en técnicas de administración del activo-pasivo.

❶ Modelos de flujos de caja

Los modelos de flujos de caja consideran que la póliza de seguro constituye un “proyecto” a realizar por la empresa, que genera flujos de caja en diferentes momentos

de tiempo¹⁹. La aseguradora debe valorar el ingreso a obtener por el proyecto (precio de la prima), tratando de obtener una adecuada tasa de retorno a partir del riesgo que el asegurado le transfiere.

Para ello, el asegurador debe considerar los siguientes elementos básicos (MARTÍN PEÑA, 1995):

- Establecer los flujos de caja desde la perspectiva del asegurado (las primas son salidas y las indemnizaciones son entradas) o de la empresa (las primas son entradas y las indemnizaciones son salidas).
- Valorar los flujos de caja, utilizando el criterio del valor actualizado neto (VAN) o el de la tasa interna de retorno (TIR).

En la práctica, resulta habitual el empleo del VAN para la valoración del proyecto, utilizando un modelo de dos períodos, en el que las primas se reciben en el año 0 y las indemnizaciones se satisfacen en el año 1. Este modelo precisa establecer la tasa de descuento aplicable a cada entrada y salida, pudiendo utilizarse dos modelos básicos:

➤ *Modelo de Myers y Cohn*

Adopta la perspectiva del asegurado y el criterio de valoración VAN, asumiendo que el asegurado se hace cargo de los impuestos que se derivan de la operación de seguro. El modelo resuelve la ecuación:

$$PV(P) = PV(L) + PV(TAX),$$

donde $PV()$ es el operador del valor actualizado, P las primas, L las indemnizaciones esperadas y TAX los impuestos. Cada componente de los flujos de caja se descuenta según la Tabla 4.8, calculándose el VAN como sigue:

$$VAN = -P + \frac{L}{(1+R_L)} + \frac{\tau R_f P(1+\delta)}{(1+R_f)} + \frac{\tau P}{(1+R_f)} - \frac{\tau L}{(1+R_L)}.$$

La resolución de la ecuación para P permite obtener el siguiente precio para la prima:

$$P = \frac{L}{(1+R_L) \left[1 - \tau R_f \delta / (1-\tau)(1+R_f) \right]}.$$

➤ *Modelo del Nacional Council of Compensation Insurance (NCCI)*

Este modelo adopta la perspectiva del asegurador, empleando como criterio de valoración el TIR ($VAN=0$). Los flujos de caja se descuentan según los tipos recogidos en la Tabla 4.8, obteniéndose la expresión:

$$VAN = -\phi D + \frac{(1-\tau)(P+\phi D)R_f}{(1+R)} + \frac{(1-\tau)(P-L)}{1+R} = 0.$$

Finalmente, resulta posible calcular el precio de la prima como sigue:

$$P = \frac{L + \phi D [\tau R_f + (R - R_f) + 1] / (1-\tau)}{(1+R_f)}$$

¹⁹ Simplificando el proceso, los flujos se generan por la entrada de los ingresos por primas y por la salida de los pagos por indemnizaciones.

MODELO DE MYERS y COHN			
Flujo	Tiempo 0	Tiempo 1	Tasa de descuento
Primas	P	0	R_f
Indemnizaciones	0	L	R_L
Impuesto sobre beneficios	0	$\tau(P-L)$	$R_f \times R_L$
Inversiones	$P(1+\delta)$	0	-
Impuesto sobre inversiones	0	$\tau R_f P(1+\delta)$	R_f
MODELO DE LA NCCI			
Flujo	Tiempo 0	Tiempo 1	Tasa de descuento
Margen	$-\phi D$	ϕD	R
Ingreso procedente de la inversión	0	$(1-\tau)(P+\phi D)R_f$	R
Beneficio del seguro	0	$(1-\tau)(P-L)$	R

Fuente: Adaptado de MARTÍN PEÑA (1995).

Notas: - *Modelo de Myers y Cohn*: P=primas; L=indemnizaciones; R_f = tasa de interés libre de riesgo; R_L = tasa de descuento para indemnizaciones; τ =tipo de impuestos por beneficios; δ = ratio margen/primas.

- *Modelo de la NCCI*: P=primas; L= indemnizaciones; R_f = tasa de interés libre de riesgo; τ =tipo de impuestos por beneficios; ϕ = ratio margen/reservas; D=reservas; R=tipo de interés equivalente a coste de capital.

Tipos de descuento para los modelos de flujos de caja
Tabla 4.8

② Modelos de valoración de activos financieros (CAPM)

Los modelos de valoración de activos financieros ("*Capital Asset Pricing Model*" o CAPM) parten de la relación que existe entre la tasa de retorno de equilibrio de cualquier activo, por un lado, y el tipo de interés libre de riesgo, el retorno del mercado y el coeficiente de volatilidad²⁰, por otro. Las relaciones del modelo se utilizan para determinar la tasa de aseguramiento requerida y la tasa de retorno sobre el capital del asegurador.

Según el CAPM, la tasa de equilibrio de cualquier activo es:

$$r_i = r_f + \beta_i (r_m - r_f),$$

siendo r_i el retorno esperado sobre el activo i , r_f el tipo de interés libre de riesgo, r_m el retorno esperado del activo en el mercado y β el coeficiente de riesgo sistemático, calculado como $cov(r_i, r_m) / var(r_m)$.

De esta forma, el activo genera como rentabilidad la tasa libre de riesgo más una prima de riesgo, proporcional a lo que el inversor podría ganar invirtiendo en otra cartera con el mismo riesgo que el mercado global.

Las ecuaciones previas pueden utilizarse para determinar la tasa de retorno sobre el capital del asegurador r_E y las primas justas, como sigue²¹:

²⁰ El coeficiente de volatilidad mide la sensibilidad ante cambios en los el mercado. Corresponde al riesgo total de invertir en un mercado grande (como la bolsa de Nueva York).

²¹ Un desarrollo detallado de las distintas fórmulas puede consultarse en MARTÍN PEÑA (1995).

- $E\|r_u\|$ Tasa de retorno sobre el capital del asegurador:

$$r_E = \frac{r_j(PN + K) - L}{K},$$

siendo r_j la tasa de retorno de las inversiones de la entidad, P las primas de la entidad, N el número de pólizas, K el capital de la entidad y L la siniestralidad total [$E(L) = Ncy$].

- Primas justas:

$$P = \frac{cy - \lambda \text{cov}(L, r_m) / KN}{r_f},$$

siendo λ el precio de mercado del riesgo [$(r_m - r_f) / \text{var}(r_m)$], r_m la tasa de retorno de la cartera en el mercado y r_f la tasa de retorno del activo libre de riesgo.

③ Modelos de opciones

Los modelos de opciones resultan aplicables a las operaciones de aseguramiento, dado que la póliza de seguro puede interpretarse como un activo financiero sobre el que se puede establecer una opción, dependiendo los pagos de los cambios en los valores de otros activos (inversiones); de esta forma, las pólizas se pueden valorar a través de la Teoría de Opciones.

La relación entre las distintas opciones ("call" y "put") proporciona un modelo de la estructura financiera de la empresa de seguros; si A es el valor de mercado del activo de la empresa y K el valor nominal del pasivo en una determinada fecha τ (por ejemplo, en la fecha del pago a los asegurados), desde el punto de vista de la empresa el valor de mercado del activo es igual al valor de una opción de compra "call":

$$C(A; \tau, K) = \max[A - K, 0],$$

Por el contrario, si $A < K$, el capital será insuficiente para atender a las obligaciones (pasivo), por lo que el derecho para los asegurados se puede valorar como una opción de venta "put":

$$P(A; \tau, K) = \max[K - A, 0].$$

En el ámbito asegurador, se supone que la empresa dispone de un capital S y obtiene primas P a cambio de las pólizas, que representan un compromiso de pagar indemnizaciones L en la fecha de vencimiento del contrato. El activo ($S + P$) se invierte a la tasa de interés r_A y, si la suma de los beneficios de inversión y de seguro ($P - L$) es positiva, el asegurador paga impuestos sobre esa cantidad. Bajo estas condiciones, el precio de la prima responde a la solución de la siguiente ecuación:

$$S = C[S + P + r_A(S + kP), L, \tau] - \tau C[\theta r_A(S + kP) + P, L, \tau],$$

donde k es un factor generador de fondos, θ es la proporción de activos sujetos a impuestos y $C[\]$ representa una opción "call" europea.

El modelo de opciones puede aplicarse también para determinar el valor de las reclamaciones que se presenta a la empresa aseguradora, así como los fondos de garantía que debe mantener y el nivel de reaseguro más adecuado para sus operaciones.

④ Modelos basados en técnicas de administración del activo-pasivo

Este tipo de modelos constituyen metodologías destinadas a reducir o eliminar los riesgos provocados por la fluctuación del tipo de interés.

Los modelos de administración del activo-pasivo pueden aplicarse a diversos objetivos contables, tales como la determinación del valor de mercado del capital, el ratio de apalancamiento del mercado, el ratio activo/capital, el valor de mercado de los ingresos netos de la empresa, etc.

VAN DER MEER y SMINK (1993) clasifican las distintas técnicas y estrategias de administración del activo-pasivo en cuatro grupos principales:

- ✚ *Estrategias estáticas, basadas en los activos y pasivos esperados. Incluye modelos como: (1) el calendario de los flujos de caja, que busca desajustes en el Balance de Situación respecto al momento en que se producirán las entradas y salidas de liquidez; (2) el análisis de las lagunas de liquidez ("gap"), considera que éstas se producen por las diferencias entre los periodos de maduración de activos y pasivos; (3) la segmentación, que divide el pasivo en grupos, a los que trata de asignar el activo correspondiente; y (4) el análisis de los flujos de caja esperados, que pretende encontrar desviaciones entre las entradas y las salidas globales de liquidez.*
- ✚ *Estrategias dinámicas basadas en valores pasivos, que consideran el proceso en el tiempo. Dentro de este tipo de estrategias se incluyen: (1) la inmunización estándar, que obtiene la sensibilidad de activos y pasivos respecto al tipo de interés; (2) la inmunización condicionada, que difiere de la anterior en las medidas de duración utilizadas y puede ser de un solo factor (la tasa de interés a corto plazo es el único factor que determina los precios) o de múltiples factores; y (3) la tasa de inmunización, que difiere de la primera en que considera un número limitado de potenciales tipos de interés.*
- ✚ *Estrategias dinámicas basadas en valores activos, que incluye modelos como: (1) la inmunización contingente, que considera que una cartera sólo se puede inmunizar respecto al tipo de interés si se cuenta con un nivel suficiente para atender al pasivo; (2) la cartera de seguro, que desarrolla una estrategia basada en acciones y bonos para mantener el valor de la cartera a un valor prefijado; y (3) la proporción constante de la cartera de seguros, que combina las dos anteriores mediante la división de la cartera total en una "cantidad reserva", invertida en activos libres de riesgo, y una "cantidad activa", invertida en activos con riesgo.*
- ✚ *Estrategias dinámicas basadas en retornos, que incluye estrategias como: (1) la administración extendida, que pretende una segmentación extensa entre los activos y pasivos de la entidad; y (2) la tasa de retorno requerida, que considera los flujos de caja futuros del pasivo para calcular el retorno requerido para atender a tales pasivos, sobre el balance de los flujos de caja actuales.*

4.2.2.2. La quiebra de entidades aseguradoras

La insolvencia de las entidades aseguradoras ha sido objeto de estudio por analistas públicos y privados de diversos países, al objeto de determinar las variables

explicativas más importantes y, de esta forma, incidir sobre ellas para evitar futuros problemas.

REDMAN y SCUDELLARI (1992) han analizado las principales causas de insolvencia de las entidades aseguradoras de EE.UU. de los ramos de propiedad y accidentes²². A partir del estudio de las investigaciones previas en este ámbito, los autores identifican siete problemas principales: (1) acumulación de grandes pérdidas; (2) fijación de precios excesivamente bajos; (3) fijación de provisiones insuficientes para reclamaciones pasadas; (4) incompetencia de los gestores; (5) fraude; (6) crecimiento rápido y descontrolado, expansión a nuevos mercados geográficos y nuevas líneas de negocio; (7) dependencia extrema del reaseguro; y (8) programas inadecuados de reaseguro. Asimismo, durante las décadas de los años 70 y 80 del siglo XX la sobrevaloración de los activos de la empresa derivó en numerosas situaciones de crisis. Por lo que respecta a las empresas más jóvenes, la ausencia de experiencia y la inadecuada gestión fueron las causas principales de los problemas. Por último, la presencia de pérdidas catastróficas (inundaciones, incendios, etc.) fue una causa minoritaria de insolvencias, siempre combinada con alguno de los factores previamente mencionados.

RYAN *et al.* (2001) analizan la importancia relativa de cada factor de riesgo, a partir del informe de la agencia A.M. BEST (1999), que estudiaba 683 casos de insolvencia de entidades aseguradoras en EE.UU. entre los años 1969 y 1998. En este informe, las causas de insolvencia se agrupaban en tres grandes categorías: riesgo de negocio, riesgo de activos y otros riesgos.

En el 42% de los casos, el fracaso era consecuencia del riesgo de negocio, dividido a su vez en tres categorías principales: (1) primas y provisiones insuficientes (22%); crecimiento rápido (14%); y (3) pérdidas catastróficas (6%).

Por su parte, el riesgo de activos generaba tan sólo el 9% de las insolvencias, derivadas de la sobrevaloración de activos (6%) y del fallo del reaseguro (3%). Otros riesgos que contribuían a la quiebra de la compañía eran de carácter subsidiario, tales como cambios en la misión de la empresa, fraude y otros riesgos no identificables.

Por lo que respecta a la Unión Europea, el Informe del Grupo Müller analizó las principales causas de insolvencia de las entidades aseguradoras, identificando los siguientes determinantes (THE MÜLLER GROUP REPORT, 1997):

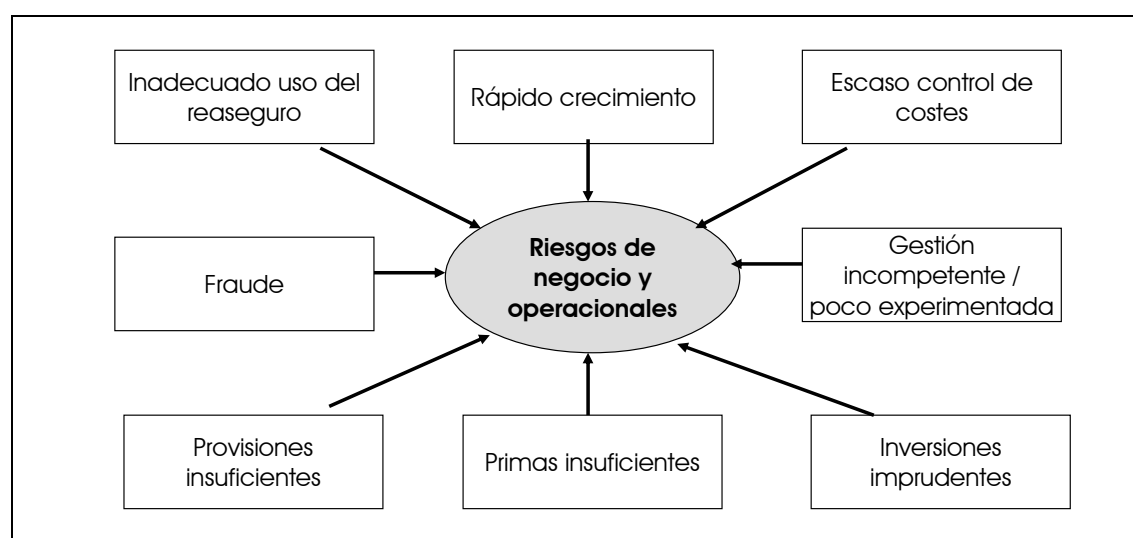
- *Riesgos de negocio*: Programa inadecuado de reaseguro, fallo de cobertura de los reaseguradores, pérdidas elevadas debidas al rápido crecimiento, crecimiento descoordinado, costes operativos excesivos, fijación de precios a la baja.
- *Riesgos de provisiones*: Provisiones insuficientes, cálculos inadecuados para los contratos de seguros de vida.

²² Entre los años 1961 y 1992, cerca de 350 aseguradoras del ramo no-vida estadounidenses quebraron, más de 240 entidades se disolvieron voluntariamente, y cerca de 500 empresas fueron adquiridas por otras empresas, dando lugar a la salida de más de 1.100 entidades del mercado (BAR-NIV y McDONALD, 1992). En particular, entre 1980 y 1990 257 entidades aseguradoras norteamericanas se declararon insolventes, según datos de A.M. Best de 1990 (BROCKETT *et al.*, 2004).

- *Riesgos operacionales*: Fallos en las operaciones derivados de la inexperiencia o de la incompetencia en la gestión, fraude, transacciones detrimentales relacionadas con entidades del mismo grupo.
- *Otros riesgos*: Inversiones imprudentes, ausencia de capacidad de intervención por los supervisores.

Asimismo, el análisis de las insolvencias de entidades aseguradoras se ha extendido a otros países (KPMG, 2003); en Australia, por ejemplo, las principales causas identificadas hacen referencia a la dotación insuficiente de provisiones, la fijación de precios significativamente inferiores a los de mercado, la inexperiencia de los gestores, la expansión excesiva de la empresa, la inadecuada gestión del reaseguro y la capitalización de activos no realizables.

Finalmente, KPMG (2003) concluye que los factores clave de riesgo de los aseguradores tipo no-vida son la inadecuada gestión del negocio, así como otros factores de riesgo operacional relacionados con el seguro (Figura 4.7). La fijación de precios inadecuados puede dar lugar a un ingreso insuficiente por primas, que incrementa el riesgo de insolvencia. Asimismo, la imprudencia en la gestión de reclamaciones y en las provisiones técnicas correspondientes, con las implicaciones en el margen de solvencia, resultan claves en la quiebra de las entidades analizadas.



Fuente: Elaboración propia a partir de KPMG (2003), pág. 34

Causas de insolvencia de entidades aseguradoras del ramo no-vida
Figura 4.7

En el caso de aseguradoras del ramo vida, las causas de la insolvencia suelen ser menos complejas, incluyendo el cálculo inapropiado de las provisiones matemáticas, especialmente en épocas de fluctuaciones de tipos de interés.

Dado el impacto de las quiebras de entidades aseguradoras, diversos académicos han intentado desarrollar modelos predictivos para la identificación a priori de organizaciones con problemas. La mayoría de estos estudios emplean *técnicas*

estadísticas tradicionales, como análisis univariante, MDA y análisis logit, entre otras²³. Ahora bien, la mayoría de los ratios utilizados como variables explicativas no satisfacen las hipótesis de partida requeridas por los modelos estadísticos, por lo que en los últimos años se están introduciendo análisis basados en nuevas técnicas emergentes.

Los primeros trabajos que utilizaban técnicas estadísticas presentaban un carácter descriptivo, careciendo de proceso de verificación de los resultados (DENENGERB, 1967; EVANS, 1968; NELSON, 1971). Asimismo, resultaba habitual el empleo de reglas prácticas carentes de base teórica, como la necesidad de que el ratio “Primas/Neto” fuese superior a 2 para garantizar la solvencia de la firma, etc (KENNY, 1967).

Posteriormente, TRIESCHMANN y PINCHES (1973) llevan a cabo el primer análisis de insolvencia de entidades aseguradoras mediante técnicas estadísticas multivariantes, aplicando análisis discriminante múltiple (MDA) a una muestra de 52 entidades. Por su parte, PINCHES y TRIESCHMANN (1974) emplean la misma muestra para examinar la eficiencia del análisis univariante versus las técnicas multivariantes, considerando ratios contables como variables explicativas.

COOLEY (1975) analiza las probabilidades a priori de la población de firmas solventes e insolventes, así como el coste relativo de los errores de predicción, observando que ambos factores afectan significativamente a los resultados obtenidos. Posteriormente, PINCHES y TRIESCHMANN (1977) demuestran que resulta posible obtener resultados muy diferentes a partir del mismo modelo MDA, particularmente en ausencia de muestras normales. Por su parte, HARMELINK (1974) emplea un modelo MDA para predecir el grado de insolvencia de aseguradoras no-vida, aproximado por una reducción de los ratings proporcionados por A.M. Best.

ECK (1982) utiliza una regresión cero-uno para la detección de insolvencias y de prácticas deshonestas en aseguradoras tipo propiedad. HARRINGTON y NELSON (1986) usan el análisis de regresión para predecir el ratio “primas/neto” de entidades aseguradoras norteamericanos no-vida.

BAR-NIV (1990) aplica el análisis logit para identificar insolvencias de entidades no-vida, observando la elevada capacidad explicativa de los ratios de cash-flow y del valor de mercado de los activos. La importancia de las variables de cash-flow se destaca también en estudios como los de COUTTS y DEVITT (1989) y BOOSE (1990), que añaden la necesidad de considerar los costes de agencia derivados de los intereses privados de los gestores.

POTTIER y SOMMER (2003) emplean un análisis de regresión logística para comparar la capacidad predictiva de varios modelos basados en ratios de capital, indicadores tipo FAST (como los definidos por la NAIC), el ratio BCAR proporcionado

²³ TRIESCHMANN y PINCHES, 1973; PINCHES y TRIESCHMANN, 1974; 1977; HARMELINK, 1974; COOLEY, 1975; ECK, 1982; HERNSHBARGER y MILLER, 1986; HARRINGTON y NELSON, 1986; BAR-NIV y RAVEH, 1986; BAR-NIV y SMITH, 1987; AMBROSSE y SEWARD, 1988; ; BARNIV, 1989; McDONALD, 1992; AMBROSSE y CARROLL, 1994; MORA ENGUIDANOS, 1994; SANCHÍS ARELLANO, 2000; SANCHÍS ARELLANO *et al.*, 2003)

por A.M. Best²⁴ y los ratings cualitativos proporcionados por esta agencia, utilizando también diversas variables de control (tamaño, propiedad, etc). Las muestras analizadas incluyen 1.780 (modelos de ratios de capital, FAST, BCAR) y 1.680 aseguradoras (modelo A.M. Best) del ramo no vida, que actuaban en el mercado norteamericano durante el periodo 1995-1998. Los datos del año 1995 se utilizan para predecir las insolvencias ocurridas en los ejercicios siguientes (24 para el modelo A.M. Best, 31 para el resto), observándose que, si bien los modelos tipo FAST y BCAR consiguen buenos resultados, llegando a clasificar correctamente a más del 80% de las empresas insolventes²⁵, el modelo basado en ratings maximiza el desempeño obtenido, alcanzando tasas de acierto próximas al 95%.

La Tabla 4.9 recoge los detalles de los principales estudios en este ámbito.

	Tipo de análisis	Variables	Tamaño de la muestra		% Aciertos		
			Solventes	Insolventes	Solventes	Insolventes	Total
TRIESCHMANN y PINCHES (1973)	MDA	6	26	26	96	92	94
PINCHES y TRIESCHMANN (1974)	MDA vs. univariante	6 Univariante 1 a 5	26	26	96	92	94
					88	62	75
					100	73	86
HARMELINK (1974)	MDA	7	54	54	93	67	80
COOLEY (1975)	MDA	6	26	26	79	99	89
PINCHES y TRIESCHMANN (1977)	MDA, QDA, Jackknife	6	26	26	100	85	92
					92	81	86
ECK (1982)	Regresión (0,1)	11 a 22	73	37	88	80	85
HERSHBERGER y MILLER (1986)	MDA	9	392	64	99	65	94
HARRINGTON y NELSON (1986)	Regresión	Univariante	69	12	93	83	91
BAR-NIV y SMITH (1987)	Media/Varianza	2 a 6	59	57	94	89	91
AMBROSE y SEWARD (1988)	MDA (0,1), Jackknife	2 a 6	29	29	76	90	83
					76	83	79
BAR-NIV y RAVEH (1986)	MDA Logit	3	69	69	91	91	91
					91	91	91
POTTIER y SOMMER (2003)	Regresión logística	7	1749	31	5-30	19-87	-
			1656	24	5-30	33-96	-

Fuente: Elaboración propia a partir de BAR-NIV y McDONALD (1992) pág. 34, y POTTIER y SOMMER (2003).

Principales análisis estadísticos de quiebras de entidades aseguradoras

Tabla 4.9

En el ámbito español, la mayoría de los estudios se han centrado en la crisis experimentada por las entidades aseguradoras en la década de los años 80 del siglo XX,

²⁴ El ratio BCAR (*"Best's Capital Adequacy Relativity"*) constituye el factor más importante de los ratings otorgados por A.M. Best. Su cálculo se basa en la combinación de información cuantitativa sobre cada empresa (activos, rentabilidad, líneas de negocio, operaciones fuera de balance, riesgo de tipo de interés) con evaluaciones cualitativas sobre la flexibilidad financiera, calidad del reaseguro, exposiciones a pérdidas catastróficas, etc.

²⁵ Si bien existen problemas para calificar a las firmas solventes, como se observa en la Tabla 4.9.

comparable por su magnitud a la experimentada por el sector bancario durante las mismas fechas.

Uno de los primeros estudios que aplicaron métodos estadísticos clásicos para el análisis de solvencia de aseguradoras es el desarrollado por RODRÍGUEZ ACEBES (1990). La autora estudia 50 entidades de seguros españolas (25 sanas y 25 fracasadas) respecto al periodo 1974-1986. A partir de un análisis inicial de la estructura interna de las empresas, basado en el estudio de sus masas patrimoniales, se definen 11 ratios básicos relacionados con la liquidez, solvencia garantía, estabilidad, financiación del inmovilizado e inversiones, independencia, rentabilidad y rotación del activo de cada entidad. La aplicación de modelos logit, probit y de probabilidad lineal permite observar que los ratios de liquidez y rotación presentan la mayor capacidad explicativa, alcanzándose porcentajes máximos de acierto del 94% (modelos logit y probit para el año del fracaso), 86% (modelo logit un año antes del fracaso) y 75% (todos los modelos para dos años antes del fracaso). No obstante, la ausencia de una muestra de test limita la generalización de los resultados obtenidos.

MORA ENGUIDANOS (1994) analiza una muestra de 40 entidades aseguradoras para el periodo 1976-1986 (20 fracasadas y 20 sanas, obtenidas de forma aleatoria), junto con una muestra de test integrada por 18 empresas (6 quebradas y 12 sanas). Para ello, a partir de una batería de 30 ratios potencialmente explicativos, se formulan diversos modelos logit para 1 y 3 años antes de la quiebra, así como diversos combinados bianuales y trianuales. Los resultados permiten observar que los ratios de rentabilidad y liquidez presentan la mayor capacidad explicativa. Los errores cometidos oscilan entre el 16,67% para el primer año antes del fracaso y el 27,78% para el tercer ejercicio previo a la insolvencia.

LÓPEZ HERRERA *et al.* (1994) analizan una muestra integrada por 70 empresas aseguradoras españolas, la mitad de ellas en crisis y la mitad solventes (emparejadas a las primeras). Las variables explicativas inicialmente propuestas son 24 ratios financieros, clasificados en tres categorías: (1) ratios de situación financiera; (2) ratios de beneficio y cash-flow; y (3) ratios de explotación; estos indicadores se consideran respecto a 1, 2, 3, 4 y 5 años antes de producirse la insolvencia. Los autores realizan diversos análisis descriptivos univariantes, así como dos análisis discriminantes (univariante y multivariante), obteniendo un porcentaje de error aparente del 9,85% para el primer año. Asimismo, observan dos variables con un poder de caracterización particularmente significativo: "*Disponible*"/"*Pasivo circulante*" y "*Beneficio antes de impuestos*"/"*Fondos propios*".

Por su parte, MARTÍN PEÑA *et al.* (1999) analizan la posición de solvencia durante el periodo 1991-1994 de distintas aseguradoras no-vida y mixtas españolas, todas ellas con un volumen de primas superior a los 1.000 millones de pesetas (60 millones de euros) a partir de 15 ratios financieros relacionados con los gastos técnicos directos, primas y recargos de seguros directos, siniestralidad, variación de los ingresos y gastos anuales, gastos totales y rentabilidad de las empresas.

Los autores utilizan el análisis factorial para resumir la información proporcionada por ratios financieros, obteniendo 6 (ramo no-vida) y 5 (ramo mixto) factores básicos que se combinan mediante análisis de regresión para calcular las puntuaciones factoriales de cada entidad. Dichas puntuaciones son estudiadas

mediante un análisis cluster, al objeto de detectar grupos de empresas con comportamientos similares, detectándose 3 clusters para las entidades no-vida y otros 3 grupos para las empresas mixtas. Utilizando dichos grupos como variable explicada, se desarrolla un análisis discriminante que trata de simplificar la información recogida en los ratios iniciales, observándose que los ratios “(Gastos técnicos netos)/Capitales propios”, “Gastos técnicos netos/(Capitales propios + provisiones técnicas netas)”, “Gastos técnicos directos/ Primas y recargos de seguro directo” y “(Gastos técnicos directos + comisiones y otros gastos de explotación)/primas y recargos de negocio neto” presentan la mayor capacidad explicativa.

SANCHÍS ARELLANO *et al.* (2003) aplican un modelo MDA para el análisis de la insolvencia de 36 aseguradoras no-vida intervenidas por la CLEA²⁶ (emparejadas con 36 empresas sanas) para el periodo 1983-1996, incorporando probabilidades a priori y distintos costes de los errores. Los autores desarrollan modelos para 1, 2, 3 4 y 5 años previos a la quiebra, a partir de 32 ratios potencialmente explicativos (situación financiera, explotación, beneficio, provisiones y cash-flow), que son reducidos a un subgrupo de entre 6 y 8 variables mediante análisis paso a paso y funciones lineales. La validez de los distintos modelos se analiza mediante un contraste “*leave-one-out*”, oscilando el porcentaje de clasificación correcta entre el 77,78%-81,86% para el MDA lineal y el 67,48%-75% para el MDA cuadrático. Asimismo, se proponen modelos para el tratamiento de los valores espúreos basados en ponderaciones que, si bien mejoran ligeramente los resultados obtenidos, pueden dar lugar a procesos de sobreajuste.

Por lo que respecta al empleo de *otros modelos estadísticos alternativos*, HAMMOND y SHILLIN (1978) utilizan la media y desviación estándar del ratio operativo combinado²⁷ de distintos ramos “no vida” de la industria aseguradora de EE.UU para el periodo 1956-1970 al objeto de medir su solvencia (excluyendo el ingreso neto por inversiones), estableciendo un ranking de distancia a la quiebra que distingue varios grupos diferenciados. BAR-NIV y SMITH (1987) generan también un ranking de la distancia a la insolvencia de entidades aseguradoras “no vida” basado en la media y varianza del ratio operativo a un año.

Por su parte, BACHMAN (1978) desarrollan un modelo para determinar el requerimiento mínimo de capital de cada entidad aseguradora, utilizando un modelo basado en la probabilidad de ruina. Los resultados obtenidos demuestran que el margen neto por actividades operativas determina en gran medida los requerimientos de capital. Adicionalmente, BIGER y KAHANE (1977; 1978) incluyen el resultado operativo y el resultado derivado de inversiones en el modelo de probabilidad de ruina de diversos subsectores aseguradores del ramo “no vida”, alcanzando estadísticos R² que oscilan entre el 1% y el 61% (no existe submuestra de test). VENEZIAN (1983) desarrolla un modelo de riesgo-rentabilidad para la determinación de los precios a fijar por las aseguradoras, que resulta útil para evaluar el efecto del beneficio neto sobre la probabilidad de insolvencia.

²⁶ Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras, cuyas funciones realiza actualmente el Consorcio de Compensación de Seguros.

²⁷ Existen distintas definiciones del ratio combinado para entidades aseguradoras; en este caso, los autores han considerado la siguiente definición: $(\text{Pérdidas/Neto})_{\text{media 2 años}} + (\text{Gastos operativos/Neto})_{\text{media 2 años}} + (\text{Dividendos/Neto})_{\text{media 2 años}} - (\text{Ingreso neto por inversiones/Neto})_{\text{media 2 años}}$

SHAKED (1985) estima la probabilidad de insolvencia para los años 1979 y 1980 de 31 entidades aseguradoras estadounidenses del ramo vida a través de una aproximación del modelo de Merton, considerando las variables explicativas “valor de las acciones/valor total de los activos de la empresa”, “valor total de los activos” y “desviación típica de la rentabilidad de las acciones en el mercado”. Por su parte, GUSTAVSON y LEE (1986) proponen un modelo CAP (“*Capital Asset Pricing*”) para analizar el binomio riesgo-rentabilidad de aseguradoras del ramo vida.

Por su parte, BAR-NIV y RAVEH (1989) proponen un nuevo modelo discriminante no paramétrico (NPDM) para problemas de clasificación, que aplican a una muestra de 69 entidades aseguradoras no-vida, fracasadas durante el periodo 1975-1983 y emparejadas con otras tantas empresas sanas. Los resultados obtenidos, basados en 10 variables explicativas de carácter contable y que consideran distintas probabilidades de fracaso y costes de errores, resultan en todos los casos superiores a los derivados del modelo MDA, situándose en cifras próximas al 91-93%. Posteriormente, BAR-NIV y HERSHBERGER (1990) identifican diversas variables explicativas de la solvencia de aseguradoras del ramo vida, a partir de ratios IRIS, medidas de descomposición y otros ratios financieros, examinando la aplicabilidad y eficiencia de diversos modelos multivariantes alternativos y alcanzando porcentajes de acierto que oscilan entre el 81% y el 91%.

En esta línea, BAR-NIV y McDONALD (1992) analizan la capacidad explicativa de 45 variables explicativas respecto al análisis de la insolvencia de 141 entidades (emparejadas con 153 entidades sanas) para el periodo 1974-1988 (1974-1983 para aprendizaje, 1984-1988 para test). Los autores identifican siete indicadores explicativos básicos (“ingreso neto/activo total”, “neto”, “ingreso neto/neto”, “media/desviación del ratio operativo global para los últimos nueve años”, “media/desviación del ratio operativo ajustado para los últimos nueve años”, cambio en el ratio “pasivo exigible/activo total”, y “descomposición del pasivo”), que son analizados utilizando análisis discriminante lineal (MDA), un modelo de probabilidad lineal, un modelo discriminante no paramétrico (NPDM), modelos logit y probit, y los modelos menos habituales lomit y Burrit²⁸. Los resultados obtenidos muestran que, si bien el MDA es la técnica más robusta en términos estadísticos, los modelos discriminante no paramétrico, logit y probit presentan una capacidad explicativa superior (porcentajes de acierto sobre test próximos al 87% para un año antes de la insolvencia, 84% para dos años antes del fracaso y 81% para tres años previos).

CARSON (1994) analiza una muestra de 1420 entidades aseguradoras norteamericanas del ramo vida (1380 sanas y 40 quebradas), para los años 1990 y 1991, a través de modelos MDA, logit y árboles de decisión tipo CART. Mediante el empleo de siete ratios financieros basados en el neto, cash flow, variación del activo, primas e inversiones de la entidad, el autor obtiene un porcentaje de aciertos máximo del 87% sobre test para el modelo logit.

KIM *et al.* (1995) emplean modelos estadísticos dinámicos para predecir la insolvencia de aseguradoras tipo “vida” y “no vida”. Su estudio considera datos históricos de aseguradores norteamericanos del ramo vida (84 entidades para el

²⁸ Un análisis detallado de estos modelos y de sus aplicaciones en el ámbito contable puede consultarse en BAR-NIV y McDONALD (1992).

periodo 1987-1990) y no-vida (164 entidades para el periodo 1984-1990). Los resultados obtenidos sugieren que las principales variables que afectan a los aseguradores tipo no-vida son la edad de la entidad, el crecimiento del volumen de primas, la rentabilidad de las inversiones, los resultados de explotación, el volumen de gastos, las reservas por pérdidas, las ganancias realizadas y no realizadas de capital y los cobros por reaseguro. Respecto a las empresas del negocio vida, las variables identificadas incluyen la edad de la empresa, la rentabilidad de las inversiones, las ganancias realizadas y no realizadas de capital y el margen operativo neto. No obstante, no se proporcionan los porcentajes de acierto conseguidos, ni se emplean submuestras de test para la validación de los modelos, lo que limita la generalización de los resultados.

CUMMINS *et al.* (1999) analizan la quiebra de 119 entidades aseguradoras de EE.UU. durante el periodo 1991-1995 (emparejadas a 685 empresas sanas), empleando un diseño similar al implementado por CUMMINS *et al.* (1995) y GRACE *et al.*, (1995; 1998). Los datos contables de 1990 se emplean para predecir las insolvencias del periodo 1991-1993 (44 casos); los datos de 1991 se utilizan para predecir las quiebras del periodo 1992-1994 (48 casos); y los datos de 1992 se emplean para predecir el periodo 1993-1995 (27 casos). Mediante el empleo de cinco ratios de adecuación de capital, 19 indicadores tipo FAST²⁹, 14 variables de cash-flow, una variable de dimensión de la entidad y un indicador de neto, los autores desarrollan diversos análisis univariantes y regresiones logísticas, observando que los ratios tipo FAST resultan los mejores predictores, especialmente si se combinan con indicadores de cash-flow, si bien no se proporcionan los porcentajes finales de clasificación correcta.

En el ámbito de la *Inteligencia Artificial*, destaca el trabajo de BROCKETT *et al.* (1994), que utilizan una red neuronal tipo “*Perceptrón multicapa*” para el análisis de la insolvencia de 243 aseguradoras no-vida norteamericanas durante el periodo 1991-1992 (60 insolventes y 183 sanas), empleando 8 ratios contables. La red alcanza una capacidad explicativa del 89,7 sobre la muestra de aprendizaje, que se reduce al 86,7% para la muestra de test (estimación según técnicas de bootstrap). Dichos resultados superan ampliamente a los del MDA, próximos al 85%.

HUANG *et al* (1994) comparan el desempeño de una red neuronal optimizada con operadores genéticos con los modelos MDA, logit y el algoritmo del *k*-vecino más cercano. Mediante el análisis de una muestra integrada por cerca de 2.000 empresas aseguradoras norteamericanas durante el periodo 1989-1991 (el 2% insolventes)³⁰, caracterizadas por sus 12 ratios IRIS, los autores observan que la red neuronal presenta el mejor resultado respecto a la validación con una muestra de test, siendo consistente para distintos costes de los errores.

Asimismo, MARTÍNEZ DE LEJARDA ESPARDUCER (1996; 1999) analiza la muestra de aseguradoras definida en LÓPEZ HERRERA *et al.* (1994) aplicando una red tipo Perceptrón Multicapa, cuyo desempeño es comparado con el MDA. A partir de los 24 ratios contemplados en el trabajo original (indicadores de situación financiera, beneficio, cash-flow y explotación), el autor obtiene unos porcentajes de acierto del 100,00% (primer año antes del fracaso), 97,96% (segundo año), 96,00% (tercer año),

²⁹ Esto es, similares a los ratios propuestos por el “Financial Analysis and Surveillance Tracking” (FAST) de la National Association of Insurance Commissioners (NAIC) de EE.UU. (véase el Capítulo 1).

³⁰ En particular, se analizan 2.020 empresas en 1989, 1852 empresas en 1990 y 1801 empresas en 1991.

100,00% (cuarto año) y 97,43% (quinto año antes del fracaso), superiores a los alcanzados con MDA (92,31%, 72,58%, 83,05%, 78,33% y 73,68%, respectivamente). No obstante, la ausencia de una muestra de contraste limita significativamente la validez de los resultados obtenidos.

Por su parte, SEGOVIA VARGAS *et al.* (2003a; 2003b) emplean la Teoría “*Rough Set*” (PAWLAK, 1991), conectada con la Lógica Borrosa (“*Fuzzy Logic*”). Este método permite obtener un conjunto de reglas inciertas explicativas del problema sujeto a estudio, aproximándose así a los sistemas inductivos basados en el conocimiento. No obstante, a diferencia de la Lógica Borrosa, no asigna a cada objeto una pertenencia difusa a las distintas categorías, sino que utiliza el denominado “*principio de no-diferenciación*”, según el cual a cada objeto del universo se le puede asociar alguna información, si bien los objetos caracterizados por idéntica información no son discernibles³¹. Los autores analizan un conjunto de 72 empresas aseguradoras españolas de carácter “no vida” (definida en SANCHÍS ARELLANO *et al.*, 2003), estableciendo una muestra de aprendizaje de 54 empresas y una muestra de test de 18 entidades. Asimismo consideran 21 ratios iniciales potencialmente explicativos, si bien posteriormente los resultados se centran en seis variables: (1) “Fondo de maniobra”/“Activo total”; (2) “Ingresos financieros”/“Total inversiones”; (3) “Beneficio antes de impuestos (ajustado)”/“Activo total”; (4) “Capitales propios”/“Pasivo total”; (5) “(Gastos técnicos de seguro directo + comisiones y otros gastos de explotación)”/“Total primas adquiridas por seguro directo”; y (6) “Provisiones técnicas de reaseguro cedido”/“Provisiones técnicas”. Los resultados obtenidos presentan una tasa de error en test próxima al 25%, si bien inferior a la obtenida mediante análisis discriminante múltiple.

Posteriormente, los autores utilizan la misma base de datos para contrastar la validez de un nuevo modelo híbrido basado en *Support Vector Machines* o SVM (BURGES, 1998), empleando algoritmos genéticos y Enfriamiento Simulado como métodos heurísticos de búsqueda al objeto de mejorar las soluciones finales obtenidas (SEGOVIA VARGAS *et al.*, 2003c; 2004). A partir de los 21 ratios inicialmente considerados, posteriormente reducidos a 19 por problemas de disponibilidad de datos, los autores seleccionan tres variables relevantes para cada combinación de técnicas: “Fondo de maniobra/Activo total”, “Capitales propios/Pasivo total”, “Reclamaciones soportadas/Fondos propios + provisiones técnicas” (SVM + algoritmos genéticos); y “Capitales propios/pasivo total”, “Ingresos financieros/Total inversiones”, “Provisiones técnicas de reaseguro cedido/Provisiones técnicas” (SVM + Enfriamiento Simulado). Los resultados obtenidos sobre la muestra de test muestran en ambos casos un porcentaje de error total del 23%.

En un estudio bastante similar a los anteriores, SALCEDO SANZ *et al.* (2005) aplican *Support Vector Machines*, *Rough Sets* y programación genética (KOZA, 1992) para el análisis de la misma muestra de 72 entidades aseguradoras (36 quebradas y 36

³¹ La Teoría “*Rough Sets*” lleva a cabo la representación del conocimiento de los objetos en forma de una tabla de información, indicando en las filas los objetos y en las columnas los atributos. Un “*rough set*” es una colección de objetos que, en general, no pueden ser clasificados de forma precisa en términos de los valores del conjunto de atributos, pudiendo sustituirse por un par de conjuntos precisos, llamados “*aproximación por arriba*” (objetos que posiblemente pertenezcan al conjunto) y “*aproximación por debajo*” (objetos que seguramente pertenecen al conjunto). Véase el Capítulo 2 para un análisis más detallado.

sanas). A partir de 19 de las 21 variables iniciales, así como de una submuestra integrada por 3 indicadores, los autores observan un porcentaje de error del 23% para el modelo Rough Set, si bien no se proporciona esta información para el SVM y la programación genética.

Por lo que respecta a la aplicación de modelos basados en árboles de decisión, DÍAZ MARTÍNEZ (2004), DÍAZ MARTÍNEZ y FERNÁNDEZ MENÉNDEZ (2004), DÍAZ MARTÍNEZ *et al.* (2004a; 2004b; 2005) analizan la quiebra de 36 aseguradoras españolas fracasadas durante el periodo 1983-1996, emparejadas con otras tantas entidades sanas (misma muestra que la utilizada por SANCHÍS ARELLANO *et al.*, 2003). Mediante la aplicación de técnicas estadísticas (MDA y logit), árboles de decisión See5, Rough Set y del algoritmo recursivo de inducción de reglas PART (FRANK y WITTEN, 1998), los autores obtienen porcentajes de clasificación correctos para el primer-segundo año antes del fracaso próximos al 68,5%-69% (MDA), 68%-70,5% (logit), 94%-90% (See5), 77,78% (Rough Set) y 82%-72% (PART), respecto a la muestra de entrenamiento. Como variables explicativas se utilizan ratios contables, destacando la aportación de los ratios de liquidez, gastos y patrimonio neto y, en menor medida, de los ratios de rentabilidad.

Asimismo, cabe destacar otros numerosos estudios que emplean métodos basados en Inteligencia artificial para el análisis de solvencia de aseguradoras, como los trabajos de SERRANO CINCA (1996), O'LEARY (1998) y WILSON y SHARDA (1994), respecto a redes neuronales artificiales; o las propuestas de LI y TSANG (2000), respecto a programación genética.

4.2.2.3. El rating de entidades aseguradoras

Los ratings o calificaciones crediticias de fortaleza financiera han sido tradicionalmente empleados como medida del riesgo de insolvencia y calidad financiera de las aseguradoras; entre los principales estudios que han analizado el impacto de estos ratings destacan:

- ✓ CUMMINS y DANZON (1997): Estos autores utilizan los ratings de fortaleza financiera proporcionados por *A.M. Best* como indicadores del riesgo de insolvencia y calidad financiera de las aseguradoras estadounidenses. Los autores formulan un modelo que relaciona el “precio” obtenido por las compañías (volumen de primas netas recibidas, en relación con el negocio total de la empresa) con su calidad financiera, capacidad, nuevas aportaciones de capital, endeudamiento y reservas, encontrándose evidencias a favor de dicha relación.
- ✓ ADIEL (1996): En este trabajo se analiza el uso del reaseguro por los gestores de entidades aseguradoras estadounidenses, aproximándose el riesgo de insolvencia de las entidades mediante los ratings de fortaleza financiera de *A.M. Best*.
- ✓ ANTHONI y PETRONI (1996): Estos autores examinan las implicaciones valorativas de la revelación de errores por parte de la SEC en la estimación de los gastos por reclamaciones de empresas aseguradoras norteamericanas. La metodología propuesta analiza la fortaleza financiera de las entidades

("financial strength ratios") proporcionados por A.M. Best en relación con tales errores.

Adicionalmente, existe bastante literatura en torno al impacto de las variables financieras respecto a la solvencia de las entidades aseguradoras, que incluye indicadores de capital (KAHANE *et al.*, 1986; MaCMINN y WITT, 1987; DOHERTY, 1989; HUANG *et al.*, 1994; SALCEDO SANZ *et al.*, 2004), ratios de activos y pasivos (KAHANE *et al.*, 1986; MaCMINN y WITT, 1987; HUANG *et al.*, 1994), liquidez (KAHANE *et al.*, 1986; SALCEDO SANZ *et al.*, 2004), tamaño (CUMMINS y SOMMER, 1996), crecimiento (HARRINGTON y DANZON, 1994), diversificación (SOMMER, 1996), rentabilidad (KAHANE *et al.*, 1986, MaCMINN y WITT, 1987; HUANG *et al.*, 1994; SALCEDO SANZ *et al.*, 2004), diversificación (HUANG *et al.*, 1994) o uso del reaseguro (BERGER *et al.*, 1992; SALCEDO SANZ *et al.*, 2004)³².

No obstante, la literatura académica sobre los determinantes de los ratings de fortaleza financiera de las aseguradoras es muy limitada (BROTMAN, 1989; POTTIER, 1997; POTTIER y SOMMER, 1999; DOHERTY y PHILLIPS, 2002; BURTON *et al.*, 2003; GAVER y POTTIER, 2005), al tiempo que las agencias de rating tan sólo han proporcionado información muy general sobre los determinantes de los ratings (Tabla 4.10).

En este ámbito, resulta de particular interés el análisis de los determinantes utilizados por la agencia S&P para la formulación de sus calificaciones crediticias, dado que éstos servirán de base para el estudio empírico realizado.

A.M. BEST	MOODY'S	STANDARD & POOR'S (1)
Perfil de negocios Gestión y estrategia Desempeño operativo Cartera de inversiones Análisis del Balance Ratio BCAR	Situación competitiva Tendencias reguladoras Adecuación del capital Riesgo de inversión Rentabilidad Liquidez Interrelaciones del grupo Productos y canales de distribución Calidad de la gestión y de la organización Otros (reservas, provisiones, margen de solvencia, programa de reaseguro)	Riesgo de la industria Perfil de negocios Gestión y estrategia corporativa Desempeño operativo Política de inversión y resultados Gestión del riesgo de tipos de interés Capitalización Adecuación del capital Liquidez Flexibilidad financiera

Fuente: Adaptado de CHORAFAS (2004), págs. 257-258.

Notas: (1) S&P utiliza determinantes diferentes según el rating de fortaleza financiera considerado (interactivo o pi).

Determinantes de los ratings de fortaleza financiera según las agencias de calificación
Tabla 4.10

³² Los ratios de adecuación de capital (*Capital*), gestión de las operaciones (*Management*), ganancias (*Earnings*) y liquidez (*Liquidity*) son conocidos también como los criterios CAMEL.

4.2.2.3.1. Determinantes de los ratings de entidades aseguradoras según Standard & Poor's

Si bien las agencias de calificación han divulgado tradicionalmente escasa información sobre los determinantes de sus ratings crediticios, los estudios realizados por JONES (1998) y KPMG (2003) proporcionan algunos datos muy valiosos en este ámbito, particularmente respecto a los ratings de fortaleza financiera formulados por la agencia *S&P*.

Por otro lado, la propia agencia ha formulado en fechas recientes una serie de documentos que, si bien presentan un nivel de detalle reducido, resultan de utilidad para comprender las principales áreas de análisis consideradas para la evaluación del riesgo crediticio (STANDARD & POOR'S, 2004b; 2005; 2006).

La metodología de calificación utilizada por S&P incluye una gran variedad de información cualitativa y cuantitativa, entre la que destaca particularmente un conjunto de ratios económico-financieros sobre la situación patrimonial y el desempeño de la entidad aseguradora.

La agencia realiza un importante esfuerzo por conseguir la comparabilidad entre las distintas empresas de seguros, que operan en diferentes países y que se encuentran sujetas a distintas normas contables, diversos requisitos de información y distintas normativas reguladoras.

En particular, la metodología de calificación utilizada por S&P se centra principalmente en ocho áreas de análisis, resumidas en la Tabla 4.11:

- Riesgo de la industria.
- Perfil de negocios.
- Gestión y estrategia corporativa.
- Desempeño operativo.
- Política de inversiones.
- Adecuación del capital.
- Liquidez.
- Flexibilidad financiera.

Riesgo de la industria	Entorno ambiental en el que la opera la entidad aseguradora
Perfil de negocios	Análisis de los resultados pasados y presentes y predicción de resultados futuros. Incluye los siguientes análisis: - Fortalezas y debilidades competitivas - Estructuras funcionales y legales - Mix de negocios y estrategia de diversificación, ramas vida y no-vida, segmentación - Tasa de crecimiento de las primas - Cuota de mercado total de la empresa - Calidad y cobertura de los canales de distribución
Gestión y estrategia corporativa	Área crítica que incluye subáreas clave relacionadas con: - Estrategia financiera y gestión de riesgos - Posición estratégica del asegurador - Control y habilidades operativas
Desempeño operativo	Se analizan dos subáreas fundamentales: - Análisis del resultado por actividades aseguradoras - Análisis del resultado total, incluyendo inversiones, otros ingresos y gastos
Política de inversiones	El análisis clave en este ámbito se centra en la asociación entre la estrategia de inversiones de la empresa y su perfil de pasivo, así como el impacto de los rendimientos por inversiones sobre los ingresos totales de la empresa
Adecuación del capital	El análisis se centra en dos subáreas fundamentales: - Nivel de capital necesario para mantener el negocio asegurador en un determinado nivel de rating - Calidad y estructura del capital Para llevar a cabo este análisis la empresa ha desarrollado un modelo específico de capital basado en riesgo que genera un ratio de adecuación de capital
Liquidez	El análisis se concentra en tres subáreas clave de liquidez: - Flujos de caja por actividades ordinarias - Flujos de caja operativos totales - Liquidez derivada de la cartera de inversiones
Flexibilidad financiera	El análisis en este área es bastante cualitativo, aunque S&P también considera las potenciales necesidades futuras de liquidez o capital, evaluando si las necesidades futuras de fondos se adecúan o no al acceso real a dichos fondos

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), Anexo, págs. 42-43.

Áreas de análisis para la formulación de ratings de entidades aseguradoras según S&P

Tabla 4.11

Por lo que respecta a la séptima área de análisis ("*adecuación del capital*"), S&P ha desarrollado un modelo de capital basado en riesgo que, a partir de un conjunto de datos, obtiene un ratio de adecuación de capital. Si bien este modelo juega un papel importante en la visión que la agencia se forma acerca de la fortaleza financiera de la entidad, en la práctica constituye sólo una herramienta más del proceso de calificación crediticia.

El modelo desarrollado presenta bastante similitudes con la metodología empleada por la *National Association of Insurance Commissioners* (NAIC) norteamericana. En particular, el ratio final compara el capital total ajustado de la aseguradora (deducidas las pérdidas potenciales por inversiones y otras pérdidas por incumplimientos) con una base integrada por los principales riesgos a los que se enfrenta la entidad:

$$\frac{\text{Capital total ajustado (TAC)} - \text{Cargos por riesgo de inversión (C1)} - \text{Otros cargos por riesgo de crédito (C2)}}{\text{Riesgo de seguros (C3)} + \text{Riesgo de reservas (C4)} + \text{Otros riesgos de negocio (C5)}}$$

Los principios básicos para el cálculo del ratio de adecuación de capital son:

- ✓ Cada categoría de capital basado en riesgo (C1 a C5) se divide en componentes de riesgo; por ejemplo, los riesgos de seguros y reservas se analizan para cada línea de negocio de forma diferenciada.
- ✓ Para cada componente de riesgo se define una variable proxy; por ejemplo, el riesgo de seguro se evalúa a través de las primas suscritas por la entidad, netas de reaseguro pero brutas de costes de adquisición. Dicha variable proxy puede ser objeto de ajustes, como en el caso de cambios en las normas contables, etc.
- ✓ La variable proxy ajustada se multiplica por un factor de riesgo específico para el componente analizado, al objeto de obtener un cargo por riesgo para cada componente.
- ✓ La suma de todos los cargos por componentes de riesgo constituye el cargo por capital basado en riesgo de la categoría.

La Tabla 4.12 recoge los principales componentes de riesgo incluidos en las categorías TAC, C1 y C2, mientras que la Tabla 4.13 resume los factores de riesgo aplicables a las categorías C3, C4 y C5.

Capital Total Ajustado (TAC)	Capital requerido por riesgo de inversión (C1)	Capital requerido por otro riesgo de crédito (C2)
- Fondos propios contables - Ajustes en el neto patrimonial - Ajustes en el valor de los activos - Ajustes en reservas no-vida - Más/menos otros ajustes decididos por el analista	- Riesgo de incumplimiento - Riesgo de volatilidad - Riesgo de concentración - Ajustes por tamaño - Ajustes decididos por el analista	- Riesgo de incumplimiento derivado del reaseguro - Otros activos - Ajustes decididos por el analista

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), Anexo, pág. 49.

Componentes de riesgo para el ratio de adecuación de capital según S&P **Tabla 4.12**

Por lo que respecta a los componentes de riesgo relacionados con la categoría C3 (riesgo de seguros), éstos se centran en el capital adicional que se requeriría para cubrir el riesgo de que los costes reales por reclamaciones puedan variar del coste implícito asumido al calcular las primas de los seguros.

En el ámbito del riesgo de reservas (C4), los componentes están relacionados con la variabilidad esperada en los niveles de reservas y el consiguiente capital necesario para su financiación.

Respecto a otros riesgos de negocio (C5), el modelo de S&P considera un conjunto de activos ponderados según su importancia y probabilidad de incumplimiento (por ejemplo, activos derivados de operaciones bancarias, etc.)

Tipo de negocio (%)	Seguro directo	Reaseguro	
		Proporcional	No proporcional y facultativo
Riesgo de seguros (C3)			
Salud	12	12	18
Accidente	18	18	27
Motor	12	12	18
Propiedad	19	19	30
Responsabilidad	27	27	29
Pecuniario	18	18	27
Crédito	75	75	115
Finito	No disponible	No disponible	4
Riesgo de reservas (C4)			
Salud	5	5	5
Accidente	28	28	28
Motor	12	12	12
Marina, aviación, etc.	16	16	16
Propiedad	22	22	28
Responsabilidad	10	10	10
Pecuniario	28	28	28
Crédito	25	25	25
Finito	No disponible	No disponible	6

Fuente: Adaptado de KPMG (2003), Anexo, págs. 50-51.

Factores de riesgo para el ratio de adecuación de capital según S&P

Tabla 4.13

Asimismo, el modelo de capital basado en riesgo de S&P considera diversos ratios relacionados con el apalancamiento financiero, apalancamiento por reservas y apalancamiento por inversiones, tales como los indicadores “deuda/pasivo total”, “acciones preferentes/capital”, “deudas+acciones preferentes/pasivo total”, etc. (KPMG, 2003, pág. 51).

Recientemente, S&P ha considerado la inclusión de un nuevo área de análisis que complemente a las ocho categorías principales estudiadas hasta la actualidad respecto a los ratings interactivos solicitados por las distintas organizaciones (STANDARD & POOR’S, 2005; 2006).

Esta nueva área, denominada “*gestión del riesgo empresarial*” (“*enterprise risk management*” o ERM), se destinará a evaluar la calidad de los sistemas de gestión de riesgo implementados por las entidades, con un triple objetivo:

- Conseguir una visión más prospectiva del perfil de riesgo del asegurador y de sus necesidades futuras de capital.
- Reconocer aspectos únicos y diferenciales de cada aseguradora, tales como su estructura organizativa, productos, mix de negocios, fuentes potenciales de beneficios, flujos de caja y estrategias de inversión.
- Reconocer los beneficios y riesgos derivados de una base de productos e inversiones diversificada, introduciendo medidas relacionadas con la correlación entre categorías de riesgos.

La evaluación del ERM constituirá una herramienta robusta para obtener información sobre la estrategia corporativa y la eficacia de la gestión empresarial. En particular, se analizará de forma detallada la política de gestión de riesgos relacionada con el seguro y las inversiones de las aseguradoras, enfatizando en cinco aspectos básicos: (1) la cultura de gestión de riesgos; (2) los controles de riesgos; (3) la gestión de eventos extremos; (4) los modelos de capital-riesgo implementados; y (5) la gestión estratégica de riesgos.

La Tabla 4.14 recoge los principales tipos de riesgos, controles y sistemas de gestión que se evaluarán respecto a las entidades aseguradoras.

Riesgos	Monitorización del riesgo	Límites del riesgo	Gestión del riesgo
RIESGO DE CRÉDITO			
Bonos, derivados de crédito, préstamos hipotecarios, reaseguro cedido y otros activos	Concentración, valor en riesgo de los créditos, exposiciones nominales, informes de cumplimiento	Límites de concentración, líneas maestras para el negocio asegurador, límites de contrapartes, valor en riesgo de la cartera	Diversificación, bloqueo de riesgos, disciplina de venta y seguros
RIESGO DE MERCADO			
Tipo de interés, acciones y derivados, tipos de cambio, riesgos soberanos, propiedad inmobiliaria	Valor en riesgo, parámetros de mercado (delta, gamma, vega, etc.), duración y convexidad y valor teórico	Límites del valor en riesgo, límites de tolerancia de desequilibrios y valor teórico	Asociación activos/pasivos, bloqueo de riesgos y disciplina de venta
RIESGO DE SEGUROS			
Precio del seguro, reservas, catástrofes, reclamaciones, comportamiento de los asegurados y nuevos productos	Informes de reclamaciones, informes de cumplimiento, informes de exposiciones, estudios de renovaciones y lapsos	Límites por riesgo, límites por mercado y límites de autoridad	Diseño de contratos de reaseguro, diseño de políticas de beneficios, comunicación con los clientes, anulación de mercado y seguros
RIESGO OPERACIONAL			
Distribución, procesos y personas, fraude y control interno, outsourcing, reputación, tecnologías de la información, recursos humanos, cumplimiento de las regulaciones, cambio en la gestión y continuidad del negocio	Informes de cumplimiento, informes de hechos excepcionales, informes de eventos de pérdidas, auto-evaluaciones, mapas de riesgos, transacciones inusuales, registro de riesgos y monitorización medioambiental	Retrasos de procesos, quejas y límites respecto a proveedores	Desencadenantes de acciones, entrenamiento, documentación, políticas y procedimientos, planes de contingencia, códigos de conducta, códigos de ética y seguros corporativos

Fuente: Adaptado de STANDARD & POOR'S (2005), págs. 10-11.

Riesgos, controles y sistemas de gestión para el área ERM según S&P Tabla 4.14

Como consecuencia de la evaluación del ERM, la entidad analizada se clasificará en uno de los cuatro grupos recogidos en la Tabla 4.15.

CLASIFICACIÓN DEL ERM	DEFINICIÓN
Excelente	La aseguradora posee capacidades extremadamente fuertes para identificar, medir y gestionar exposiciones de riesgos y pérdidas de forma consistente, de acuerdo con las líneas básicas de tolerancia de la empresa. Existe evidencia consistente de que las prácticas de la empresa optimizan el binomio riesgo-rentabilidad. Los riesgos asumidos y su gestión constituyen aspectos importantes en todos los casos para la toma de decisiones corporativas de la entidad aseguradora.
Fuerte	La aseguradora posee capacidades fuertes para identificar, medir y gestionar exposiciones de riesgos y pérdidas de forma consistente, de acuerdo con las líneas básicas de tolerancia de la empresa. Una aseguradora "ERM fuerte" tiene una probabilidad ligeramente superior a experimentar pérdidas fuera de los límites de tolerancia que una aseguradora "ERM excelente". Existe cierta evidencia de que las prácticas de la empresa optimizan el binomio riesgo-rentabilidad, aunque no tanta como en el caso anterior. Los riesgos asumidos y su gestión suelen ser aspectos importantes para la toma de decisiones corporativas de la entidad aseguradora.
Adecuado	La aseguradora posee capacidades para identificar, medir y gestionar la mayoría de las exposiciones y pérdidas por riesgos, pero el proceso no se ha extendido a todas las categorías de riesgo significativas para la empresa. La ejecución del programa de gestión de riesgos es suficiente pero menos robusta y comprensible que para las categorías previas. La ocurrencia de pérdidas inesperadas resulta más probable, especialmente en áreas no cubiertas por las prácticas ERM actuales. Los riesgos asumidos y su gestión resultan aún importantes para la toma de decisiones corporativas de la entidad aseguradora.
Débil	La aseguradora posee capacidades limitadas para identificar, medir y gestionar de forma consistente las exposiciones de riesgo de la empresa. La ejecución del programa de gestión de riesgos es esporádica, y no puede esperarse que las pérdidas se limiten al conjunto de límites de tolerancia previamente establecidos. Los riesgos asumidos y su gestión se consideran a veces para la toma de decisiones corporativas de la entidad aseguradora. Los gestores de negocio satisfacen los mínimos regulatorios pero no aplican sistemas de gestión de riesgos a sus decisiones de negocio, o bien han adoptado recientemente un sistema de gestión de riesgos que aún no ha sido testado.

Fuente: Adaptado de STANDARD & POOR'S (2005), págs. 4-5.

Definiciones de las clasificaciones ERM según S&P

Tabla 4.15

Para que una aseguradora sea calificada como "ERM excelente" deberá demostrar una calidad máxima en los cinco aspectos previos, mientras que una entidad "ERM débil" poseerá una calidad mínima en tales áreas. Las entidades con "ERM fuerte" o "ERM adecuado" presentarán algunos componentes de calidad elevada y otros de calidad reducida.

La importancia del nuevo área "ERM" respecto al rating de la entidad aseguradora dependerá de la posición relativa de la empresa y, en particular, de su capitalización actual, potencial de capitalización futura y complejidad de los riesgos asumidos.

El nuevo enfoque "ERM" se está implementando de forma pionera respecto a los ratings de entidades industriales australianas y neozelandesas para el periodo 2006. Los primeros resultados, aunque provisionales, permiten comprobar que los cambios respecto a los ratings tradicionales han sido mínimos, dado que S&P ya venía considerando de forma implícita la política de gestión de riesgos dentro de su análisis estratégico de la empresa (STANDARD & POOR'S, 2006). No obstante, la agencia

considera que la nueva metodología permitirá sistematizar los análisis practicados respecto a la gestión de riesgos empresariales.

Si bien el factor ERM aún no se ha aplicado para la calificación de entidades aseguradoras, cabe pensar que las diferencias en los ratings resultarán también mínimas.

4.2.2.3.2. Estudios empíricos sobre los determinantes de los ratings de entidades aseguradoras

A continuación se analizan los principales estudios empíricos realizados respecto a los determinantes de los ratings de entidades aseguradoras. La literatura en la materia es bastante limitada, al tiempo que no suele proporcionarse información sobre los porcentajes de acierto obtenidos por los modelos, y tampoco es habitual la división de la muestra en subconjuntos de aprendizaje y test, a efectos de determinar su capacidad de generalización. Por último, los estudios se refieren a periodos de tiempo concretos, siendo prácticamente inexistencia la validación temporal de los resultados obtenidos.

Una de las primeras investigaciones empíricas respecto a los determinantes de los ratings de entidades aseguradoras es la desarrollada por BROTMAN (1989), que analiza la relación entre las características financieras de aseguradoras de EE.UU y su rating crediticio. El estudio se centra en dos grupos de 509 y 100 compañías de la rama de propiedad, empleando 7 categorías de calificaciones otorgadas por la agencia A.M. Best en 1983, así como ratios financieros obtenidos de las Cuentas Anuales. Mediante la aplicación de un análisis de regresión, el autor observa que los indicadores “cambio interanual en el volumen de activos” y “tamaño” explican cerca del 51% de los ratings, si bien posteriormente no encuentra evidencia de que la variabilidad de diversos ratios financieros³³ sea inferior dentro de cada rating que entre las distintas categorías.

Por su parte, POTTIER (1997) encuentra evidencia de que las medidas de riesgo de liquidez, riesgo de inversión, riesgo operativo y riesgo financiero afectan significativamente a los ratings de fortaleza financiera proporcionados por A.M. Best para el mercado norteamericano de aseguradoras tipo vida. Mediante el empleo de un modelo logit ordenado y de un modelo naïve, el autor observa que el primero resulta un mejor predictor de los ratings otorgados a nuevos calificados, mientras que el segundo resulta más eficaz para entidades ya calificadas. Asimismo, encuentra evidencias causales de sesgo en la muestra, esto es, existen razones sistemáticas por las que las entidades calificadas han solicitado o no el rating, que influyen en la calificación final obtenida, efecto que es observado también por CANTOR y PACKER (1997) y POTTIER y SOMMER (1999). No obstante, el análisis realizado no incluye test formales para la validación de los resultados obtenidos, ni proporciona información sobre los porcentajes de acierto finalmente obtenidos.

Posteriormente, POTTIER y SOMMER (1999) analizan 1.678 aseguradoras estadounidenses de la rama de propiedad, considerando ratings otorgados de A.M.

³³ En particular, analiza 7 ratios: “cambio interanual en el volumen de activos”, “tamaño”, “porcentaje de bonos respecto a activos”, “pérdidas/primas”, “gastos/primas” y “beneficio operativo/ingreso neto por inversiones”.

Best (1.510 individuos), S&P (296 casos) y Moody's (170 entidades) para el año 1996, así como indicadores financieros de capital, liquidez, riesgo de inversión, reaseguro, tamaño, apalancamiento, crecimiento, rentabilidad, líneas de negocio y diversificación geográfica. A través de distintos modelos probit ordenados, los autores verifican la existencia de diferencias en los determinantes del rating de las distintas agencias; así, A.M. Best se centra principalmente en medidas de capital, rentabilidad, caja, reaseguro y tamaño; S&P considera indicadores de capital, rentabilidad, primas netas y riesgo de inversión; y Moody's sólo presenta determinantes estadísticamente significativos para el riesgo de inversión y el tamaño de la entidad. Ahora bien, dado que no se proporcionan datos acerca de la bondad del ajuste, los resultados previos deben considerarse con prudencia.

DOHERTY y PHILLIPS (2002) analizan 13.989 ratings otorgados por A.M. Best durante 12 años (1988-1999) respecto a cinco categorías, considerando una muestra de empresas aseguradoras norteamericanas del ramo no vida. Su objetivo es descubrir potenciales cambios en los determinantes de los ratings a lo largo del tiempo, para lo que desarrollan diversos modelos probit ordenados utilizando variables explicativas relacionadas con la estructura de capital, rentabilidad, riesgo/volatilidad, reaseguro y características varias de la empresa (tamaño, estructura de propiedad, etc.), que alcanzan un porcentaje de aciertos del 42,75% sobre la muestra total analizada. Los resultados obtenidos permiten observar que los indicadores "capital/activo total", "cash flow operativo neto", "volatilidad del beneficio antes de impuestos", "tesorería/activo total", "inversiones financieras/activo total", "porcentaje de primas cedidas en reaseguro" y "tamaño de la empresa" (medido mediante el logaritmo de su activo) resultan los más explicativos, si bien sus coeficientes varían ligeramente de año en año, tal que los ratings otorgados en los últimos ejercicios resultan más pesimistas que los ratings más antiguos³⁴.

Con el mismo objetivo que los autores previos, POTTIER y SOMMER (2003) analizan una nueva muestra de entidades aseguradoras norteamericanas del ramo vida, calificadas por A.M. Best y S&P para diversos años del periodo 1987-1999. Mediante el desarrollo de modelos probit ordenados para cada agencia y año analizado, los autores encuentran evidencia de que los indicadores contables relacionados con el tamaño, bonos basura y primas recibidas afectan significativamente al rating otorgado, si bien su incidencia varía a lo largo del periodo analizado, siendo más pesimistas los ratings otorgados en los últimos ejercicios. No se proporciona información sobre el tamaño de la muestra estudiada ni sobre los porcentajes de aciertos conseguidos por cada modelo.

BURTON *et al.* (2003) analizan los ratings de fortaleza financiera otorgados a aseguradoras del Reino Unido por las agencias A.M. Best y S&P, para el periodo 1993-1997. La muestra incluye 195 calificaciones otorgadas por A.M. Best, 125 calificaciones de S&P y 28 entidades no calificadas empleadas como muestra de control. A partir de los Estados Contables Consolidados, se definen determinantes relacionados con el apalancamiento, rentabilidad, liquidez, crecimiento, tamaño de la empresa, forma organizativa, reaseguro y líneas de negocio.

³⁴ Los autores consideran que esta evolución se debe principalmente al incremento de la competencia por parte de Standard & Poor's, que tradicionalmente genera ratings más conservadores que los de A.M. Best.

Finalmente, mediante la aplicación de dos modelos probit ordenados aplicados sobre cuatro categorías crediticias, los autores encuentran evidencia de que los indicadores de rentabilidad, liquidez y forma organizativa influyen significativamente en los ratings de A.M. Best, mientras que los ratios de apalancamiento, rentabilidad y liquidez son los principales determinantes de los ratings de S&P. No obstante, de nuevo se omiten medidas relacionadas con la capacidad explicativa del modelo.

Asimismo, los autores observan diferencias entre los indicadores de las entidades calificadas por A.M. Best y S&P y los de las empresas no calificadas, de forma que incrementos en los ratios de apalancamiento, tamaño de la empresa o empleo del reaseguro, incrementan la probabilidad de que la entidad no sea calificada, mientras que los incrementos en los ratios de liquidez, rentabilidad, crecimiento y tipo de negocio, presentan el efecto contrario.

Más recientemente, GAVER y POTTIER (2005) examinan 80 grupos aseguradores tipo propiedad, cotizados en bolsas de EE.UU. y calificados por la agencia A.M. Best a finales de 1997. Mediante el empleo de un modelo logit ordenado, se observa que los ratios de capital, liquidez, rentabilidad y tamaño actúan como los determinantes más importantes. Si bien el análisis obtiene una medida pseudo R^2 próxima a 0,35 no se proporciona información sobre los errores de clasificación cometidos.

Por último, cabe destacar que los modelos desarrollados hasta la actualidad respecto al riesgo de crédito de entidades aseguradoras no incorporan técnicas específicas para la validación de muestras reducidas, a pesar de que trabajan con un número reducido de entidades (particularmente en el caso europeo) y que analizan un sector calificado como de bajo incumplimiento ("*low default portfolio*").

Como se ha analizado en los Capítulos previos, el Banco Internacional de Pagos de Basilea ha desarrollado un documento en esta materia que, bajo la denominación "*Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework*" (CSBB, 2005), insiste en la necesidad de utilizar modelos específicos para la cuantificación y validación del riesgo de crédito de estas entidades. En el ámbito de la cuantificación, se hace incapié en la asociación de ratings internos y externos, alternativa que es objeto de estudio en la presente Memoria, así como en la fusión de varias categorías de rating (por ejemplo, AAA y AA) para conseguir un mayor número de individuos por clase.

Respecto a la validación de los modelos en presencia de muestras reducidas, se recomienda combinar el *backtesting* (análisis de la capacidad predictiva de los modelos respecto a los incumplimientos realmente producidos) con otras herramientas específicas, tales como el *benchmarking* (comparación entre empresas y respecto a referencias externas), juicios de expertos, o cualquier otra herramienta que permita realizar estimaciones robustas y demostrar de forma fehaciente la capacidad predictiva de los sistemas de ratings. Teniendo presente estas recomendaciones, en esta Memoria se desarrollan dos esquemas básicos de verificación:

- ✚ Modelos de bootstrap para la estimación del error de predicción real respecto al periodo analizado (validación *out-of-sample*). En particular, se consideran las variantes 0.632, 0.632' y 0.632+, que permiten obtener estimaciones máximo-verosímiles no paramétricas del error de predicción, evitando la sobreestimación de los resultados.

- ✚ Modelos de backtesting y benchmarking para la validación de la capacidad predictiva de los modelos respecto a un periodo de tiempo futuro (validación *out-of-time*), tal como se desarrolla en el Capítulo 5.

4.3. Propuesta metodológica

A continuación se presenta la metodología básica propuesta en esta Memoria de Tesis Doctoral para el análisis de los determinantes de los ratings de fortaleza financiera de entidades aseguradoras, teniendo en cuenta las características particulares de estas empresas, el reducido número de individuos analizado, la baja probabilidad de insolvencia y la regulación específica que les afecta.

De esta forma, se han considerado seis fases diferenciadas para el estudio empírico:

- 1) **FASE I. Selección de variables explicativas**, a partir de un amplio conjunto inicial de indicadores potencialmente explicativos del riesgo de crédito de las entidades aseguradoras.

Se propone un proceso de selección de variables que combina métodos estadísticos clásicos (análisis descriptivo, tests de igualdad de medias y medianas, análisis factorial) con modelos bayesianos (basados en Gibbs sampler) y algoritmos de Aprendizaje Máquina (Relief, WACSA y modelos basados en Redes Neuronales Artificiales).

Finalmente se obtiene un ranking final de la importancia relativa de cada atributo, empleándose procedimientos “ad hoc” para determinar el punto de corte de los atributos fuertemente relevantes.

- 2) **FASE II. Análisis estadístico multivariante**, a partir de los atributos explicativos finalmente seleccionados. Las características de la variable endógena y su escala de medida (ordinal) ha llevado a la aplicación del modelo de *análisis discriminante múltiple* (alternativas “según el tamaño de los grupos” y “todos los grupos iguales”) y del *modelo de regresión logística o logit* (variantes “multinomial” y “ordinado u ordinal”).

- 3) **FASE III. Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina**, a partir de los atributos explicativos finalmente seleccionados. El objetivo de los modelos basados en Aprendizaje Máquina es contrastar y complementar los resultados obtenidos con el análisis estadístico multivariante, para lo que se consideran tres grupos diferentes de técnicas agrupados en dos grandes paradigmas:

- i. *Redes Neuronales Artificiales* (paradigma conexionista-adaptativo).
- ii. *Árboles de Decisión* (paradigma lógico-estructurado).
- iii. *Sistemas expertos de inducción de reglas basados en el conocimiento y apoyados en Lógica Borrosa* (paradigma lógico-estructurado).

Cada paradigma trata de resolver el dilema “precisión-comprensibilidad” (“*accuracy vs. comprehensibility tradeoff*”) ³⁵ desde distintas ópticas. Así, el paradigma conexionista-adaptativo trata de conseguir el mejor ajuste del

³⁵ Este dilema se refiere a que, con carácter general, cuanto más preciso es un modelo, menos inteligible resulta, y viceversa (DUTCH *et al.*, 1992).

modelo a los datos analizados, alcanzando niveles de precisión muy elevados; para ello, desarrolla modelos complejos, lo que puede dificultar su comprensión por parte del usuario³⁶.

Por su parte, el paradigma lógico-estructurado se centra en el desarrollo de modelos fácilmente inteligibles por el usuario, expresados en muchos casos mediante sentencias próximas al lenguaje natural, aún cuando la precisión alcanzada pueda resultar inferior.

- 4) **FASE IV. *Combinación de metodologías***, a partir de los resultados obtenidos por cada uno de los modelos estadísticos multivariantes y de las técnicas de Aprendizaje Máquina aplicadas para la caracterización de los ratings de crédito.

Se plantea la aplicación de diversos métodos de agregación de clasificadores que tratan de aprovechar las fortalezas de los modelos individuales y evitar sus debilidades, con el objetivo de mejorar la capacidad predictiva del sistema; los métodos de agregación considerados utilizan esquemas de votación ("*voto por la mayoría simple*", "*voto por la mayoría ponderado*") y formalismo baesiano ("*clásico*" y "*medio*").

- 5) **FASE V. *Validación "fuera de muestra" ("out of sample")***, o criterios utilizados para evaluar los resultados obtenidos por cada uno de los modelos individuales y de la combinación de técnicas, al objeto de determinar tanto su validez como su capacidad de caracterización.

Esta fase se integra dentro de las etapas previas II, III y IV, pues para cada clasificador se utilizan distintos criterios basados en el error de resustitución ("*matriz de clasificación*" o tablas de contingencia), error de resustitución ajustado ("*ajuste predicho ± 1 categoría*"), validación cruzada ("*multiple group cross validation*") y técnicas de remuestreo ("*bootstrap 0.632*", "*bootstrap 0.632*", "*jackknife*").

- 6) **FASE VI. *Validación "fuera de tiempo" ("out of time")***, o verificación de la capacidad predictiva de los modelos respecto a un periodo de tiempo diferente a la muestra analizada. Este estudio se aborda de forma detallada en el Capítulo 5 de la presente Memoria de Tesis Doctoral, por lo que no es objeto de análisis en este momento.

A continuación se presentan las líneas metodológicas maestras a seguir en cada fase, cuyo resumen se recoge en la Tabla 4.16:

³⁶ Si bien en los últimos años se han desarrollado técnicas avanzadas para extraer conocimiento de Redes Neuronales Artificiales a través de reglas de decisión (BAESENS et al., 2003).

Fase	Modelos
Fase I. Selección de variables explicativas	Análisis descriptivo Tests de igualdad de medias y medianas Análisis factorial (componentes principales y cluster) Análisis bayesiano y técnicas MonteCarlo-MarkovChains Algoritmo Relief Algoritmo WACSA Redes Neuronales Artificiales
Fase II. Análisis estadístico multivariante	Análisis multidiscriminante Análisis logit (multinomial y ordenado)
Fase III. Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina	Redes Neuronales Artificiales Árboles de decisión individuales Bosques de decisión Sistemas expertos de inducción de reglas basados en el conocimiento (modelado borroso y lingüístico)
Fase IV. Combinación de metodologías	Voto por la mayoría (simple) Voto por la mayoría (ponderado) Formalismo bayesiano Formalismo bayesiano medio
Fase V. Validación fuera de muestra ("out-of-sample")	Matriz de clasificación Ajuste "predicho $\pm$ 1 categoría" Redes bayesianas Modelos de bootstrap (variantes 0.632 y 0.632+) Modelo jackknife Modelo Multiple Group Cross Validation (MGCV)

Fuente: Elaboración propia.

Desarrollos metodológicos básicos

Tabla 4.16

4.3.1. Fase I. Selección de variables explicativas

La ausencia de una teoría inequívoca sobre los determinantes de los ratings de crédito ha llevado a plantear, en primer lugar, un proceso de selección de atributos explicativos que permita, a partir de un amplio conjunto de variables potencialmente explicativas, identificar un subconjunto de indicadores relevantes, necesarios y suficientes para describir la fortaleza financiera de las entidades aseguradoras analizadas (BOBROWSKI, 1988; KIRA y RENDELL, 1992).

El problema de la selección de atributos ha constituido un área activa de investigación tanto en el ámbito estadístico como respecto a las metodologías basadas en Aprendizaje Máquina (DEVIJVER y KITTLER, 1982; KITTLER, 1986).

Desde los modelos de análisis univariante hasta los métodos de extracción de atributos, los modelos estadísticos aplicados a la selección de variables han sido muy diversos, tales como el análisis ANOVA, los tests de igualdad de medias y medianas, el Análisis de Componentes Principales o el Análisis Cluster (DURAN y ODELL, 1974; FUKUNAGA, 1990; BEN-BASSAT, 1992; HAIR *et al.*, 1998).

En las últimas décadas, el problema de la selección de variables explicativas ha recibido también una atención considerable por parte de los investigadores del ámbito del Aprendizaje Máquina, habiéndose propuesto diversos modelos con este fin [véase

DASH y LIU (1997)]. Dichos modelos pueden clasificarse, atendiendo al tipo de búsqueda que realizan para determinar la relevancia de las variables, en tres grandes categorías (JOHN *et al.*, 1994; BLUM y LANGLEY, 1997):

- Algoritmos “filter”, cuyo objetivo es “filtrar” a priori las variables que posteriormente se incluirán en los diversos modelos de clasificación, con independencia de las características de estos últimos.
- Algoritmos “wrapper”, que seleccionan las variables explicativas de forma independiente al modelo de clasificación a desarrollar, pero que emplean éste como una subrutina para la evaluación de la relevancia de los atributos; de esta forma, las variables finalmente seleccionadas son las más útiles respecto a un modelo específico de clasificación.
- Algoritmos “embedded”, que “empotran” el proceso de selección de variables dentro del modelo de clasificación utilizado, sin poder separar uno de otro.

Los **métodos tipo filter** tratan de evaluar la relevancia de los atributos a partir de los datos analizados, independientemente de los clasificadores que se vayan a utilizar con posterioridad (BLUM y LANGLEY, 1997). Su principal ventaja radica en su reducido tiempo de computación y en su independencia respecto a los modelos de clasificación. Por el contrario, su principal limitación radica en la no consideración de las interacciones entre los datos analizados y el algoritmo final de clasificación.

En esta Memoria se propone la aplicación de dos modelos tipo “filter” para la selección de los determinantes de los ratings de crédito: el algoritmo Relief-F y el algoritmo WACSA.

- ✚ La variante Relief-F del algoritmo Relief (KIRA y RENDELL, 1992; KONONENKO, 1997) utiliza una metodología de ponderación para obtener un ranking final de atributos explicativos. Para ello, analiza la capacidad de cada variable para distinguir entre individuos que están próximos entre sí de acuerdo con alguna medida de distancia (“vecinos”), tanto si pertenecen a la misma categoría (búsqueda de la mínima distancia entre individuos) como si pertenecen a distinta categoría (búsqueda de la máxima distancia entre individuos). El pseudocódigo del algoritmo Relief-F es:

Establecer todos los pesos $W[A]=0,0$;

Para $i=1$ hasta n hacer:

Comenzar

Seleccionar aleatoriamente un individuo R ;

encontrar los k vecinos más cercanos de la misma clase H_j ;

para cada clase $C \neq \text{clase}(R)$ hacer:

Encontrar los k vecinos más cercanos de la clase C , $M_j(C)$;

Para $A=1$ hasta $n^\circ\_atributos$ hacer:

$$W[A] = W[A] - \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, H_j) / (n \times k) + \sum_{C \neq \text{clase}(R)} \left[\frac{P(C)}{1 - P(\text{clase}(R))} \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, M_j(C)) \right] / (n \times k)$$

Terminar;

donde $W[A]$ es un vector de pesos normalizado respecto a las variables explicativas (un peso por variable), n y k son parámetros definidos por el usuario que indican el número de individuos y vecinos a evaluar

(respectivamente) y $diff$ es una medida de la diferencia entre el valor del atributo A para el individuo R y para cada uno de sus vecinos (suele utilizarse la métrica euclídea).

Por último, el algoritmo Relief-F proporciona una lista ordenada de atributos relevantes; para determinar el subconjunto final de variables explicativas el usuario debe seleccionar “ad hoc” el punto de corte más adecuado, siendo habitual considerar aquellos indicadores cuyos pesos superan los valores 0 ó 0,1.

- El algoritmo WACSA (FLOREZ LOPEZ, 2002c), basado en los modelos Relief-F y EUBAFES (SCHERF y BRAUER, 1997) y que trata de superar las limitaciones de estos métodos mediante la penalización de la correlación bivariada entre atributos y del número total de indicadores seleccionados, al objeto de evitar la selección de variables explicativas muy relacionadas entre sí.
- El algoritmo WACSA emplea una estrategia de búsqueda que combina técnicas de Enfriamiento Simulado (“*Simulated Annealing*” o SA), con el algoritmo del k vecino más cercano y cadenas de Markov. WACSA genera sucesivas cadenas de Markov mediante Enfriamiento Simulado, de forma que cada cadena ch tiene una longitud $a.N$, $a \geq 1$ (siendo N el número total de atributos), y cada componente de la cadena ch_n representa un vector W de N componentes, siendo $w_i \in W$ el peso asociado a la i -ésima variable. El algoritmo trata de encontrar el vector de pesos W que maximiza una función objetivo, definida para cada individuo R como:

$$f(W) = d_{Mc}(W) - d_H(W),$$

$$\text{donde } d_H(W) = \frac{\sum_{j=1}^k \sqrt{\sum_{i=1}^N w_i^A (R_i - H_i)^2}}{k}, \quad d_{Mc}(W) = \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq \text{clase}(R)}}^c \left[\frac{\sum_{j=1}^k \sqrt{\sum_{i=1}^N w_i^A (R_i - M_{ci})^2}}{k} \cdot \frac{1}{N_c} \right],$$

siendo k el número de vecinos considerado, R_i el valor de la i -ésima variable para el individuo R , H_i el valor de la i -ésima variable para el j -ésimo vecino de la misma clase, M_{ci} el valor de la i -ésima variable para el j -ésimo vecino de la clase C , N_c el número de individuos que pertenecen a la clase C y w_i^A el peso asociado con la i -ésima variable, ajustado a través de la correlación entre A y el subconjunto S de atributos con pesos $w_i > w_l$, $w_l \in W$, de acuerdo con la expresión:

$$w_i^A = \frac{w_i \cdot \sum_{k=1}^{i-1} w_k^A \cdot |1 - \text{correlación}(i, k)|}{\sum_{k=1}^{i-1} w_k^A}.$$

$$w^A_1 \geq w^A_2 \geq \dots \geq w^A_N.$$

El algoritmo trata de encontrar el valor $f(W)$ óptimo (media respecto a todos los individuos analizados) a través del desarrollo de varias cadenas de Markov respecto a W . Por último, se obtiene una lista de atributos ordenados según su relevancia, si bien el usuario debe definir el punto final de corte; una regla habitual en la práctica consiste en seleccionar el punto de corte tal que $w_i \geq k \cdot w_{i+1}$, $k=2$ o $k=3$ (SESTITO y DILLON, 1994).

Los *métodos tipo wrapper* emplean un determinado clasificador para juzgar si un subconjunto de atributos resulta superior a otro, a partir del porcentaje de aciertos obtenido por el clasificador respecto a cada subgrupo de variables explicativas. Existe evidencia de que los métodos “wrapper” obtienen mejores resultados que otras alternativas de selección de variables si bien, debido a su elevado coste computacional, sólo pueden aplicarse en combinación con clasificadores poco complejos. Además, este tipo de técnicas puede dar lugar a procesos de sobreajuste del modelo (memorización de los ejemplos en lugar de generalización de las relaciones), al utilizar el mismo algoritmo para la selección de variables explicativas y la clasificación final de los datos (JOHN y KOHAVI, 1995).

- En la presente Memoria se aplica un método “wrapper” para la selección de variables explicativas, a partir de *modelos bayesianos y análisis Monte Carlo-Markov Chains (MCM)*.

Estos modelos, implementados mediante el denominado “*Gibbs Sampler*”, constituyen técnicas iterativas que permiten simular la capacidad predictiva de cada subconjunto de atributos a través de distribuciones a priori sobre los parámetros básicos del modelo (DELLAPORTAS *et al.*, 1997; KUO y MALLICK, 1998); en esta Memoria se han considerado las distribuciones normal, doble exponencial, logística y de Bernouilli para la variable endógena, y lineal, logit y probit para las relaciones entre variables exógenas.

El modelo proporciona las probabilidades “a posteriori” de inclusión de cada variable en el modelo final de predicción de ratings, si bien el usuario debe determinar el punto de corte más adecuado, siendo habitual utilizar la regla práctica que selecciona aquellos atributos con pesos superiores a 0,5.

Los *métodos tipo “embedded”* integran el proceso de selección de variables dentro del modelo final de clasificación a utilizar. De esta forma, se hace uso de la estructura específica del modelo para seleccionar los atributos más relevantes. Entre los clasificadores que incluyen propuestas tipo “embedded” cabe citar a los árboles de decisión y a algunos algoritmos de poda de Redes Neuronales Artificiales, como los que se consideran en la presente Memoria:

- *Algoritmo de las unidades no contributivas (“non contributive units” o NCU)*, basado en la eliminación de pesos (“*weight decay*”), que usa medidas estadísticas para eliminar los indicadores que no contribuyen al aprendizaje de la red. Para cada atributo se obtienen pesos finales que permiten calcular una medida global de relevancia, utilizando el método HVS (“*Heuristic for Variable Selection*”) (WHITE, 1989; ROW y SIETSMA, 1991).
- *Algoritmo “Optimal Brain Surgeon” (OBS)*, que aproxima el cambio en la function del error de clasificación cometido por la red cuando se elimina una determinada variable (STORK y HASSIBI, 1993). De nuevo se aplica el método ‘HVS’ para obtener una medida global de relevancia.
- Método basado en la *Aproximación Analítica de Derivadas (PD)*, que calcula una aproximación no lineal a las derivadas parciales de cada atributo respecto a la variable endógena considerada. El valor absoluto de las derivadas permite estimar la relevancia relativa de cada indicador (McNELIS, 1997; 2005).

En esta Memoria, los métodos basados en Redes Neuronales Artificiales previos (NCU, OB y PD) se han agrupado en un único índice de relevancia, al objeto de reducir el sesgo introducido en el proceso final de selección.

Diversos resultados empíricos han demostrado que los algoritmos que incluyen métodos tipo “embedded” no obtienen resultados óptimos en presencia de un número elevado de atributos irrelevantes (LANGLEY y SAGE, 1997; KIRA y RENDELL, 1992) o de atributos muy correlacionados entre sí (BLUM y LANGLEY, 1997). Como consecuencia, estos algoritmos suelen combinarse con propuestas tipo “filter” (como una segunda fase a aplicar después del proceso de filtrado) y/o propuestas tipo “wrapper” (para definir la función objetivo dentro del algoritmo de envoltura).

Asimismo, en los últimos años se ha analizado la conveniencia de combinar diversas técnicas para la selección de atributos explicativos (CORNUÉJOLS *et al*, 2005; OZA *et al*, 2005; OLSSON y OARD, 2006), habiéndose observado que la adición de algoritmos basados en esquemas diferentes de búsqueda (modelos estadísticos, *k*-vecino más cercado, modelos basados en ganancia de información, etc.) mejora la relevancia del subconjunto final de atributos a niveles estadísticamente significativos (OLSSON y OARD, 2006).

De esta forma, en la presente Memoria se propone la combinación de técnicas de selección de atributos estadísticas, modelos “filter”, “embedded” y “wrapper” a través de un proceso híbrido, como sigue (Figura 4.8):

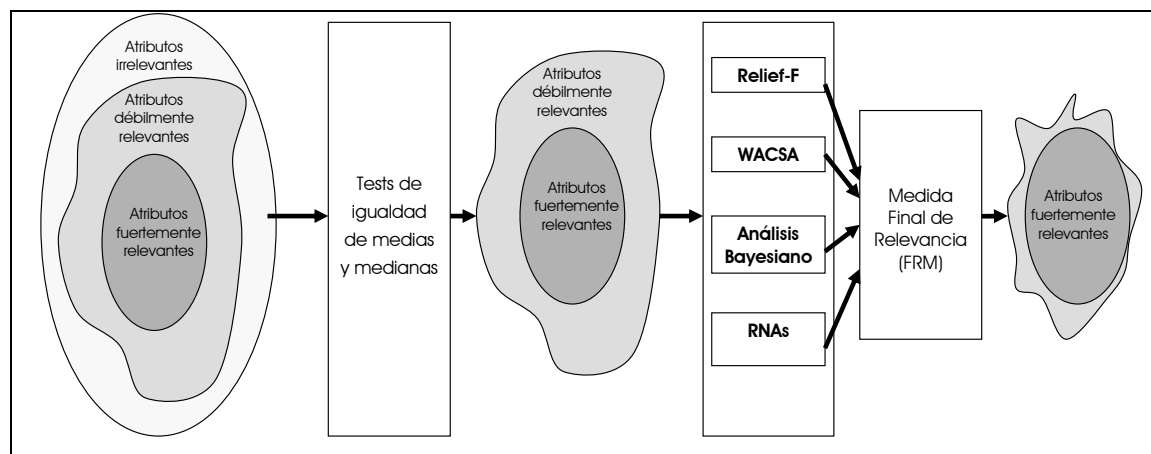
- *Paso 1.* Análisis descriptivo de cada variable potencialmente explicativa, y ejecución de tests de igualdad de medias y medianas para cada una de ellas. Los indicadores que no rechacen las hipótesis nulas de igualdad de medias y varianzas respecto a los distintos ratings son eliminados del análisis.

Posteriormente se ejecutan diversos modelos de análisis factorial (análisis de componentes principales y análisis cluster) al objeto de obtener una primera aproximación de la estructura subyacente en los datos y de las relaciones existentes entre variables exógenas.

- *Paso 2.* Ejecución de los algoritmos de selección de variables Relief-F (*R*), WACSA (*W*), modelos bayesianos-MCMC (*B*) y redes neuronales artificiales (*A*) respecto a los atributos supervivientes del paso 1.
- *Paso 3.* Normalización del índice de relevancia obtenido por cada técnica (*R*, *W*, *B*, *A*) respecto al intervalo [0,1]. De esta forma, se obtiene una medida normalizada de relevancia para cada variable y modelo (R_{iN} , W_{iN} , B_{iN} , A_{iN}).
- *Paso 4.* Integración de los índices parciales en una medida de relevancia final para cada *i*-ésima variable, con sigue:

$$FRM_i = \frac{1}{4} \cdot (R_{iN} + W_{iN} + B_{iN} + A_{iN}).$$

- *Paso 5.* Generación de una lista ordenada de valores *FRM* y selección del subconjunto final de variables explicativas, empleando el punto de corte $FRM_i \geq k \times FRM_{i+1}$, donde $k=2$ o $k=3$ (SESTITO y DILLON, 1994).



Fuente: Elaboración propia.

Esquema básico del proceso de selección de variables explicativas
Figura 4.8

4.3.2. Fase II. Análisis estadístico multivariante

El análisis previo de la literatura en la materia ha permitido contrastar los principales modelos estadísticos multivariantes utilizados para el análisis de los ratings crediticios, tanto respecto a la generalidad de las empresas como respecto a las entidades aseguradoras. Entre ellos destacan particularmente los siguientes:

- ✓ *Análisis Discriminante Múltiple o MDA*, en su variante lineal.
- ✓ *Análisis de regresión logística o análisis logit*, en sus variantes multinomial y ordenada u ordinal.
- ✓ *Análisis probit*, en su variante multinomial y ordenada u ordinal.

Teniendo presente su importancia, en la presente Memoria se plantea la utilización de dichos modelos para el estudio de los determinantes del riesgo de crédito de entidades aseguradoras europeas y, en particular, de las dos primeras propuestas.

El *análisis discriminante* constituye un modelo de clasificación ampliamente utilizado en el ámbito económico, que trata de estimar la relación entre una variable dependiente no métrica, integrada por dos o más categorías, y un conjunto de variables independientes métricas. Cuando se identifican tres o más categorías en la variable independiente, como ocurre en el caso de los ratings crediticios, la técnica se denomina "*análisis discriminante múltiple*" ("*multi-discriminant analysis*" o MDA).

El objetivo fundamental del MDA es explicar las diferencias existentes entre los grupos y predecir la verosimilitud de que un individuo pertenezca a cada grupo concreto, basándose en las variables métricas independientes.

Para ello, calcula un valor teórico, mediante la combinación lineal³⁷ de las variables independientes que mejor discrimine entre los grupos. Esta combinación, conocida como *función discriminante*, adopta la forma:

³⁷ También puede aplicarse una función cuadrática, si bien su utilidad en el ámbito económico es limitada debido a la dificultad para interpretar los parámetros del modelo y las relaciones entre variables.

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk},$$

siendo Z_{jk} la puntuación Z discriminante de la j -ésima función discriminante para el k -ésimo individuo, a una constante, W_i la ponderación discriminante para la i -ésima variable independiente y X_{ik} la i -ésima variable independiente para el k -ésimo individuo.

Asimismo, la puntuación de corte óptima puede considerar el coste de clasificar de forma incorrecta un individuo dentro de un grupo erróneo y la proporción de individuos dentro de cada grupo para la población real.

De esta forma, el MDA calcula $NG-1$ funciones discriminantes, siendo NG el número de grupos; cada función define un (*hiper*)plano separador entre cada par de grupos. La probabilidad de que un individuo j , con una puntuación discriminante $D=(d_{j1}, \dots, d_{jm})$, siendo m el número de funciones discriminantes, pertenezca al grupo i -ésimo puede estimarse como sigue:

$$P(G_i | D) = \frac{P(D|G_i)P(G_i)}{\sum_{i=1}^k P(D|G_i)P(G_i)},$$

donde:

- $P(G_i)$ es la probabilidad a priori del i -ésimo grupo, que puede estimarse a partir de la muestra, si ésta se considera representativa de la población;
- $P(D|G_i)$ es la probabilidad de obtener la puntuación D estando en el grupo i -ésimo.
- $P(G_i|D)$ es la probabilidad a posteriori de pertenecer al grupo G_i si se obtiene la puntuación D , que se estima a través de $P(D|G_i)$ y $P(G_i)$.

El objeto se asignará al grupo G_i cuya probabilidad a posteriori sea máxima.

El principal inconveniente del modelo MDA radica en la asunción de un conjunto de hipótesis de partida, que no suelen verificarse en la práctica, entre las que destacan: (1) la existencia de relaciones lineales entre las variables discriminantes y el atributo dependiente; (2) ninguna variable discriminante puede ser combinación lineal de otras variables discriminantes; (3) las matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo han de ser aproximadamente iguales; (4) las variables independientes han de comportarse según una distribución normal multivariante.

No obstante lo anterior, KLECKA (1980) afirma que el incumplimiento de las dos últimas hipótesis, si bien condiciona la interpretación de los resultados obtenidos, no invalida la capacidad explicativa del modelo.

El *análisis de regresión logística* o *análisis logit* constituye un tipo particular de modelo de regresión utilizado para el análisis de una variable dependiente categórica. El modelo logit es un modelo no lineal, a pesar de que considera una combinación lineal de los parámetros y de las variables explicativas. La función se encuentra acotada entre 0 y 1, y predice directamente la probabilidad de ocurrencia de un suceso, mediante la expresión (HAIR *et al.*, 1999):

$$F(\beta_0 + \beta_{1i}X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta_0 - \beta_1 X_{1i} - \dots - \beta_k X_{ki})},$$

siendo F la función logística y k el total de variables explicativas.

El procedimiento que determina el coeficiente logístico compara la probabilidad de que un suceso ocurra con la probabilidad de que no ocurra, calculada a través del siguiente cociente de probabilidades:

$$\frac{P(Y_i = 1)}{P(Y_i = 0)} = \frac{P_i}{1 - P_i} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki}},$$

por lo que los coeficientes estimados ($\hat{\beta}_j$) son, en realidad, medidas de los cambios en el ratio de probabilidades.

Alternativamente, puede considerarse el efecto que produce el incremento de una unidad en una variable explicativa en la probabilidad estimada de elegir una determinada opción; así, si al incrementar una unidad la variable X_j se estima que la probabilidad P_i pasa a ser P'_i , entonces:

$$\log it(P'_i) = \beta_j + \log it(P_i) \text{ y } \frac{P'_i / (1 - P'_i)}{P_i / (1 - P_i)} = e^{\beta_j},$$

denominándose “*odds-ratio*” a la cantidad e^{β_j} , que indica el cambio relativo que experimenta el cociente de probabilidades previo cuando la variable X_j aumenta en una unidad.

Si la variable dependiente presenta más de dos categorías, como es el caso de los ratings de calificación crediticia, los modelos logit reciben el nombre de “modelos de respuesta múltiple”; en particular, destacan dos variantes que resultan particularmente útiles: (1) el modelo logit multinomial; y (2) el modelo logit ordenado.

El *modelo logit multinomial* permite tratar con variables endógenas multicategorías, si bien no considera expresamente la existencia de un orden entre las clases, siendo su formulación matemática:

$$\begin{aligned} \text{Prob}(Y_i = 0) &= \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^{J-1} e^{\beta_j X_i}}, \text{ para } j = 0, \\ \text{Prob}(Y_i = j) &= \frac{e^{X_i \beta_j}}{1 + \sum_{j=1}^{J-1} e^{X_i \beta_j}}, \text{ para } j = 1, \dots, (J-1), \end{aligned}$$

donde i representa individuos ($i=1, \dots, N$) y j categorías ($j=0, \dots, J-1$).

Por lo que respecta a la razón de probabilidades entre clases, la existencia de múltiples categorías lleva a la determinación de distintos “*odds-ratios*”, como sigue:

$$\frac{P_{ij}}{P_{i0}} = e^{X_i \beta_j}; \quad \frac{P_{ij}}{P_{ik}} = \frac{e^{X_i \beta_j}}{e^{X_i \beta_k}}.$$

El *modelo logit ordenado* considera la existencia de una relación ordinal entre las categorías de la variable endógena. El modelo se representa como:

$$\begin{aligned} \text{Prob}(y=0) &= \text{Prob}(y^* \leq 0) = G(-X\beta), \\ \text{Prob}(y=1) &= \text{Prob}(0 < y^* \leq \mu_1) = G(\mu_1 - X\beta) - G(-X\beta), \end{aligned}$$

(...)

siendo $G(.)$ es la función de distribución logística, X la matriz de datos y β la matriz de coeficientes; los coeficientes μ_j señalan los límites de separación entre las distintas categorías.

El modelo logit se formuló con el objetivo de superar las limitaciones introducidas por las restrictivas hipótesis de partida del modelo MDA, no obstante establece una relación entre las variables explicativas y explicada no lineal, lo que dificulta la interpretación de los resultados obtenidos (LO, 1986).

Por último, se ha analizado la conveniencia de aplicar un *modelo probit* para el análisis de los determinantes del riesgo de crédito, técnica utilizada por diversos estudios previos en la materia.

El modelo probit constituye un modelo de elección discreta similar al logit y que se especifica de forma análoga, si bien utiliza como función de distribución para el término de perturbación la normal estándar. Como consecuencia, los resultados obtenidos por ambos modelos suelen ser muy similares, si bien existe una gran dificultad para interpretar directamente los parámetros estimados para el modelo probit, lo que limita el análisis e interpretación de los signos esperados y de su significación estadística (LÉVY MANGIN y VARELA MALLOU, 2003). Esta dificultad condiciona enormemente la utilidad real del modelo probit para la predicción de ratings crediticios pues, si bien proporciona resultados robustos, estos no pueden interpretarse con claridad por los gestores, que son los decisores últimos del proceso.

Por su parte, ARQUÉS PÉREZ (1997) realiza un análisis comparativo detallado de los modelos logit y probit para diversas muestras de empresas sanas y quebradas vinculadas con el riesgo crediticio bancario. Los resultados obtenidos permiten observar similitudes muy importantes entre los modelos, cuya capacidad predictiva resulta idéntica en cuatro de los siete modelos analizados y se desvía en menos de un 2% para los tres restantes.

De esta forma, las dificultades observadas para la interpretación de los resultados del modelo probit y su similar capacidad explicativa respecto al análisis logit han llevado a excluir al primero del análisis realizado.

4.3.3. Fase III. Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina

La aplicación de métodos basados en Aprendizaje Máquina constituye una propuesta emergente para la solución de problemas relacionados con la gestión del riesgo de crédito, bien en su variante binaria (quiebra vs. supervivencia) o en su variante multicategórica (ratings de calificación crediticia).

Entre las técnicas utilizadas en este ámbito destacan las Redes Neuronales Artificiales, los árboles de decisión, los algoritmos genéticos, el algoritmo del k -vecino más cercano, los sistemas de inducción de reglas, la Teoría “*Rough Set*” o las Máquinas de Soporte de Vectores (“*Support Vector Machines*”), entre otras.

Si bien existen diversos trabajos en la literatura que utilizan modelos basados en Aprendizaje Máquina para el análisis de los determinantes del riesgo de crédito, en muchas ocasiones los modelos formulados se han limitado a aplicar las distintas

técnicas sin considerar sus hipótesis básicas, parámetros internos, forma de representación y capacidad de modelado. Como consecuencia, muchos análisis se han visto afectados por procesos de sobreajuste que distorsionan la capacidad de generalización de los modelos, o han generado resultados difícilmente interpretables por parte del usuario.

Ante esta situación, en la presente Memoria se plantea la aplicación de tres grandes grupos de técnicas de Aprendizaje Máquina, que permiten conseguir un óptimo equilibrio entre la capacidad explicativa del modelo y el grado de interpretabilidad de los resultados:

- ✓ *Redes Neuronales Artificiales.*
- ✓ *Árboles de Decisión, y su extensión denominada Bosques de Decisión.*
- ✓ *Sistemas expertos de inducción de reglas basados en el conocimiento, apoyados en sentencias lógicas, próximas al lenguaje natural.*

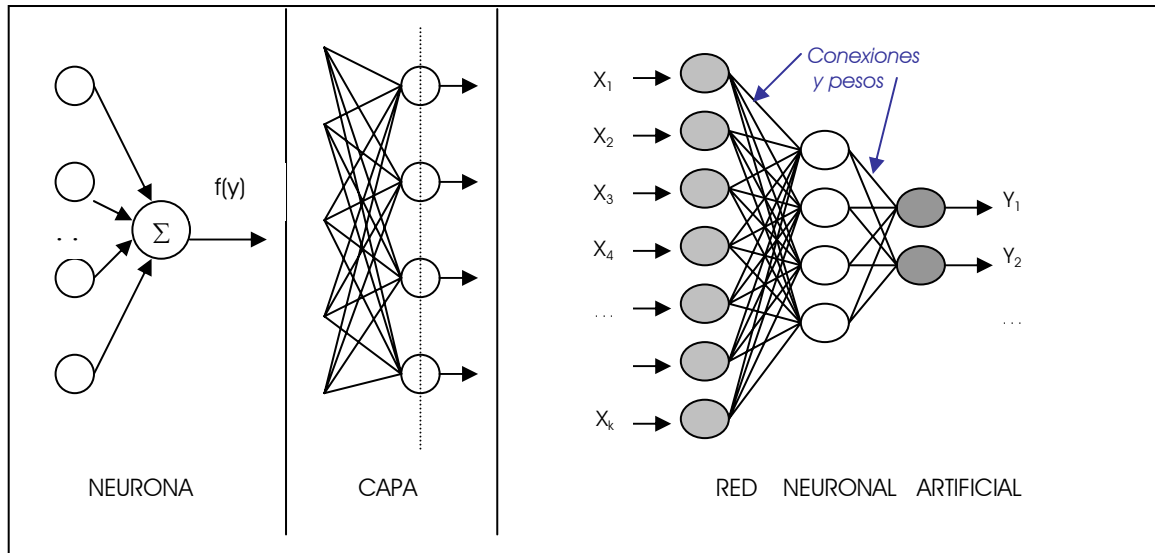
Como paso previo a la aplicación de cada modelo será necesario analizar sus características básicas y los parámetros internos que les afectan, que condicionan los resultados finales obtenidos.

4.3.3.1. Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNAs) son modelos de Aprendizaje Máquina que surgieron como un intento de desarrollar formalizaciones matemáticas acerca de la estructura del cerebro. El fin último perseguido por una RNA es la emulación del sistema nervioso central biológico a través de procesadores artificiales, que incluso permitan no cometer los fallos o errores humanos. Una RNA constituye un modelo matemático basado en la explotación del procesamiento local en paralelo y las propiedades de la representación distribuida, aspectos que, al parecer, existen en el cerebro biológico.

Los elementos básicos de un sistema neuronal biológico son las neuronas, agrupadas en redes compuestas por millones de ellas y organizadas a través de una estructura de capas, constituyendo un sistema con funcionalidad propia. En un sistema neuronal artificial puede establecerse una estructura jerárquica similar, de forma que una RNA puede concebirse como una colección de procesadores elementales (neuronas artificiales), conectadas a otras neuronas o bien a entradas externas y con una salida que permite propagar las señales por múltiples caminos. Un conjunto de neuronas artificiales cuyas entradas provienen de la misma fuente y cuyas salidas se dirigen al mismo destino constituyen lo que se denomina una capa o nivel. La agrupación de capas forma la red neuronal completa (Figura 4.9). Cada procesador pondera las entradas que recibe, constituyendo estos pesos la clave del aprendizaje, pues se van alterando a medida que la red modeliza el problema analizado.

La RNA aprende de sus propios errores a través de un proceso repetitivo basado en la presentación de un conjunto de patrones en la capa de entrada (variables explicativas) y la ejecución de un conjunto de operaciones internas para generar otros patrones nuevos en la capa de salida (variables explicadas); el modelo trata de ajustar las salidas de la red a los patrones deseados, para lo que modifica los pesos que definen sus operaciones internas hasta conseguir un aprendizaje suficiente del problema.



Fuente: Elaboración propia a partir de MARTÍN DEL BRÍO y SANZ MOLINA (2001), pág 11

Esquema típico de una Red Neuronal Artificial

Figura 4.9

Así, una red neuronal puede definirse como un grafo dirigido, con las siguientes propiedades :

- ✓ A cada nodo j se le asocia una variable de estado x_j .
- ✓ A cada conexión (i, j) de los nodos i y j se asocia un peso $w_{ij} \in \mathcal{R}$.
- ✓ En muchas ocasiones a cada nodo se asocia un umbral de disparo θ_j .
- ✓ Para cada nodo j se define una función $f_j(x_j, w_{ij}, \theta_j)$, que depende de los pesos de sus conexiones, del umbral y de los estados de los nodos i a él conectados. Esta función proporciona el nuevo estado del nodo.

Existen distintos modelos de RNAs, que pueden clasificarse atendiendo al tipo de respuesta de la red, como sigue:

- 🚦 *Redes heteroasociativas*, entrenadas para que, ante la presentación de un determinado patrón A , el sistema responda con otro diferente B . Estas redes precisan al menos de dos capas, una para captar y retener la información de entrada (variables exógenas) y otra para mantener la salida con la información asociada. Entre los modelos heteroasociativos más destacados está la red conocida como Perceptron Multicapa.
- 🚦 *Redes autoasociativas*, entrenadas para que asocie un patrón consigo mismo, residiendo su interés en que, ante la presentación de un patrón A' afectado por ruido, su respuesta sea el patrón original, actuando así como un filtro. Este tipo de redes suelen implementarse con una única capa de neuronas, que comenzará reteniendo la información de entrada y terminará representado la información autoasociada. Estos modelos pueden utilizarse para analizar las relaciones intrínsecas de vecindad entre los patrones o variables considerados, al objeto de detectar posibles clusters (LÓPEZ RUBIO *et al.*, 2004). Entre los modelos autoasociativos más eficaces destaca el mapa SOFM de características.

Dado que ambos tipos de redes proporcionan información complementaria, en la presente Memoria se plantea la utilización de una red tipo Perceptron Multicapa y de un mapa SOFM de características para el análisis de los determinantes del riesgo de crédito de las entidades aseguradoras europeas.

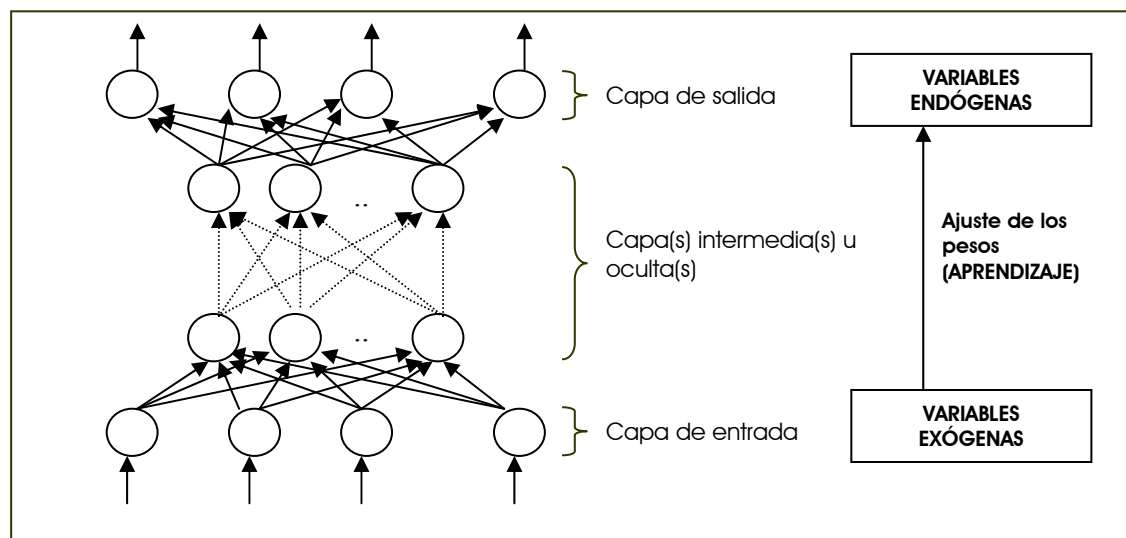
A continuación se analiza brevemente la metodología propuesta para su desarrollo.

4.3.3.1.1. Perceptron Multicapa

El modelo conocido como *Perceptrón Multicapa* (Grupo PDP, RUMELHART y McCLELLAND, 1986; RUMELHART et al., 1986; RUMELHART y ZIPSER, 1986) constituye una de las RNAs más populares y eficaces para la resolución de problemas supervisados de tipo económico.

La arquitectura del Perceptron Multicapa ("*Multi-Layer Perceptron*" o MLP) se estructura en diversas capas, como sigue (Figura 4.10)

- *Capa de entrada:* Se utiliza para la captación de los datos relativos a las variables explicativas. Con carácter habitual, incluye tantas neuronas como variables explicativas se consideren.
- *Capa de salida:* Se utiliza para la estimación de los valores esperados de la variable explicada. Con carácter habitual, incluye tantas neuronas como categorías presente la variable endógena.
- *Capas ocultas:* Se destinan al procesamiento de la red, y permiten el aprendizaje de las relaciones entre exógenas y endógena.



Fuente: Elaboración propia.

Arquitectura básica de la red Perceptron Multicapa
Figura 4.10

La principal dificultad en el diseño de una red tipo Perceptron Multicapa radica en determinar el número de capas ocultas y el número de variables que integrarán cada capa.

La minimización del número de capas ocultas reduce el número de parámetros libres del modelo, favoreciendo la capacidad de generalización de la red. Así, diversos autores han demostrado que una red con dos capas ocultas actúa como un aproximador universal de funciones (LIPPMAN, 1987; FUNAHASHI, 1989; KURKOVÁ, 1992), si bien una única capa suele resultar suficiente para el modelado de problemas complejos.

Por lo que respecta al número de neuronas en cada capa, existen distintas alternativas para determinar la arquitectura óptima, proponiéndose en esta Memoria la combinación de los siguientes procedimientos:

- *Procedimientos "ad hoc"*: Constituyen reglas de uso habitual en la práctica, si bien no se basan en fundamentos matemáticos sólidos. Entre ellas se plantea la aplicación de la regla de la pirámide geométrica; relación entre la capa oculta y la capa de entrada; relación entre la capa oculta y el total de inputs y relación entre la capa oculta y las componentes principales de la muestra.
- *Métodos de poda*: Basados en la eliminación de neuronas de la red, parten de un modelo de red neuronal muy complejo y posteriormente van eliminando las neuronas que no contribuyen a la solución final, a través de distintos algoritmos; en esta Memoria se considera el empleo de los modelos conocidos como "*Optimal Brain Surgeon*", "*Esqueletonización*", "*Magnitude Based Pruning*" y "*Unidades no Contributivas*".
- *Métodos constructivos*: Estos modelos parten de redes muy sencillas, incorporando poco a poco neuronas para mejorar la capacidad predictiva total de la red; en esta Memoria se propone la aplicación del algoritmo conocido como "*Pruning Cascade-Correlation*" combinado con tres métodos de simplificación diferentes: "*Sibling/Descendant Cascade-Correlation*" (SDCC), "*Random Layer Cascade Correlation*" (RLCC) y "*Static Algorithms*" (SA).

Por último, otro parámetro crítico de la red es la selección del algoritmo de aprendizaje, que debe evitar que el sistema se detenga en un óptimo local y, de esta forma, no consiga una capacidad de generalización óptima.

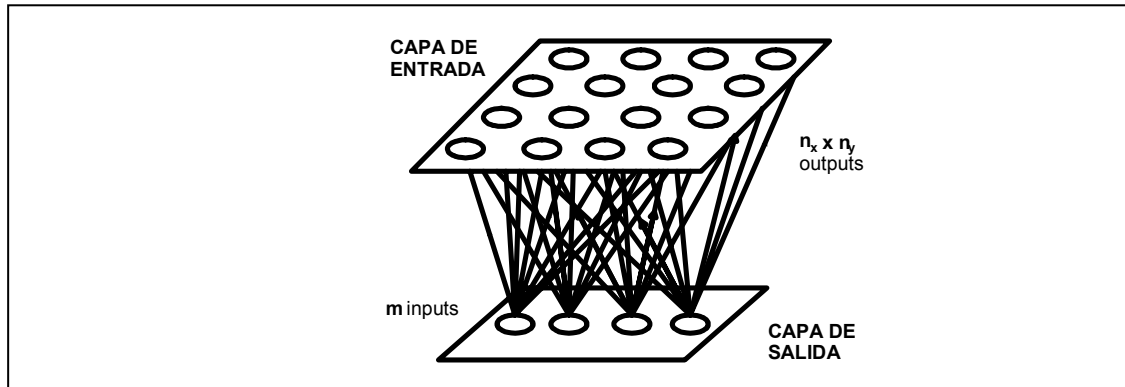
En esta Memoria se propone el empleo de dos algoritmos de aprendizaje diferenciados: el algoritmo "*backpropagation*", basado en la retropropagación del error cometido por la red y el consiguiente ajuste de los pesos del sistema, y el algoritmo "*scaled conjugate gradient*" que supone una mejora teórica respecto al modelo inicial, al acelerar el aprendizaje y evitar muchos de los mínimos locales de la función de error.

Cabe destacar que los modelos clasificatorios basados en redes tipo Perceptron Multicapa suelen generar unos porcentajes de acierto muy elevados, si bien su funcionamiento resulta más complejo de comprender para el usuario que los modelos estadísticos multivariantes previos y que los modelos de Aprendizaje Máquina basados en reglas.

4.3.3.1.2. Mapa SOFM de características

La RNA conocida como *Self-Organizing Map* (SOM) o *Self-Organizing Feature Map* (SOFM) constituye uno de los modelos autoasociativos más eficaces, dado que permite la formación de mapas topológicos multidimensionales (habitualmente se

trabaja en el ámbito de dos o tres dimensiones) también conocidos como *Topology-Preserving Map* (TPM) (Figura 4.11).



Fuente: Elaboración propia a partir de MARTÍN DEL BRÍO y SANZ MOLINA (2001), pág. 90.

Estructura básica del mapa SOFM de características

Figura 4.11

El modelo está constituido por dos capas diferenciadas de neuronas, plenamente conectadas entre sí (KOHONEN, 1990; 1997).

La primera capa, denominada *capa de entrada o sensorial*, consiste en un conjunto de m procesadores elementales, uno por cada variable explicativa, siendo su misión la recogida de los valores de las variables exógenas y su transmisión a la siguiente capa de la red. Cada neurona se representa como m_k , $1 \leq k \leq m$, encontrándose totalmente enlazada con las neuronas de la capa posterior a través de conexiones hacia delante (*feedforward*).

La segunda capa, denominada *capa de salida o capa de procesamiento*, lleva a cabo la asociación de patrones y actúa como salida del sistema. Esta capa generalmente consiste en una estructura n -dimensional ($n \geq 2$) de $n_x \times n_y$ neuronas; cada celda es identificada con dos subíndices (n_{ij}), donde $1 \leq i \leq n_x$, y $1 \leq j \leq n_y$. A su vez, cada celda de salida almacena un vector de pesos sinápticos o vector de referencia (también denominado *codebook*) $m_{ij}(t)$, con $\{m_{ij}(t); m_{ij} \in \mathbb{R}^n, 1 \leq i \leq n_x, \text{ y } 1 \leq j \leq n_y\}$.

Para determinar la forma y tamaño de la capa de salida pueden utilizarse distintos algoritmos, entre los que destaca el modelo conocido como "*Sammon mapping*" (SAMMON, 1969), aplicado en la presente Memoria.

El modelo consta de dos fases:

❶ *Fase de entrenamiento o aprendizaje*: En la fase de entrenamiento la red establece las categorías que se utilizarán en la fase de operación para la clasificación de nuevos datos.

El entrenamiento se basa en la presentación secuencial de patrones al sistema; cada vez que un individuo se presenta a la red, ésta obtiene una celda de salida "vencedora", que es aquella cuyos pesos son más próximos a las características del individuo según una medida de distancia, habitualmente la distancia euclídea al cuadrado:

$$d^2(m_{ij}, x) = \sum_{k=1}^n (m_{ijk} - x_k)^2,$$

donde k es una variable exógena ($k=1, \dots, n$).

La celda vencedora modifica sus conexiones junto con otras celdas situadas en su vecindad, como sigue:

$$\begin{aligned} m_{ijk}(t+1) &= m_{ijk}(t) + \alpha(t) \cdot h(|i-c|, t) \cdot (x_k(t) - m_{ijk}(t)) & \text{si } i \in N_c(t) \\ m_{ijk}(t+1) &= m_{ijk}(t) & \text{si } i \notin N_c(t) \end{aligned}$$

donde k es la variable exógena, i y j son celdas, $h(|i-c|, t)$ es una función que establece la zona de vecindad a actualizar o $N_c(t)$ y $\alpha(t)$ es un parámetro conocido como “tasa de aprendizaje”, tal que $0 < \alpha < 1$. El proceso se repite para todos los patrones, de forma que los vectores de pesos aproximan la función de densidad de probabilidad de las variables exógenas de entrada a la red. La fase de aprendizaje suele concluir después de un determinado número de pasos o épocas.

Asimismo, es posible realizar una segunda fase de entrenamiento, conocida como “aprendizaje fino”, para conseguir un mejor ajuste de los vectores de pesos. En este caso, la tasa de aprendizaje se fija en un valor muy pequeño (cercano a 0,01) y el radio de vecindad se fija a 1, de forma que sólo se actualizan las neuronas inmediatamente contiguas a la celda vencedora.

② *Fase de operación o funcionamiento*: En esta fase los vectores de pesos permanecen fijos, generando la red una única salida ante la presentación de un patrón de entrada determinado. Dicha salida se obtiene mediante el cálculo en paralelo, para cada neurona de la capa oculta, de la distancia existente entre los datos de entrada y su vector de pesos. La neurona con mínima distancia se considera vencedora, y el individuo se asigna a dicha celda; de esta forma, cada neurona actúa como un detector específico de patrones.

Si bien el modelo previamente comentado constituye el esquema tradicional de funcionamiento de un mapa SOFM, recientemente se han planteado mejoras a la red. Entre ellas, destaca la posibilidad de ponderar las variables exógenas consideradas como entrada del sistema (FLOREZ LOPEZ, 1999; 2001), pues el modelo clásico asume implícitamente que todos los atributos son igualmente significativos.

Esta posibilidad, que hemos denominado “*mapa SOFM avanzado*” o “*mapa SOFM ponderado*”, resulta de sencilla implementación, pues se basa en introducir en la medida de distancia entre las celdas y los inputs un coeficiente w_i normalizado, como sigue:

$$d^2(m_{ij}, x) = \sum_{k=1}^n w_k (m_{ijk} - x_k)^2, \quad \sum_{k=1}^n w_k = 1.$$

En esta Memoria, la red de Kohonen se utilizará para detectar las relaciones de proximidad entre las entidades aseguradoras europeas, al objeto de observar la formación de clusters o grupos entre las mismas. Para su desarrollo, se considerará tanto la variante clásica como el mapa SOFM avanzado.

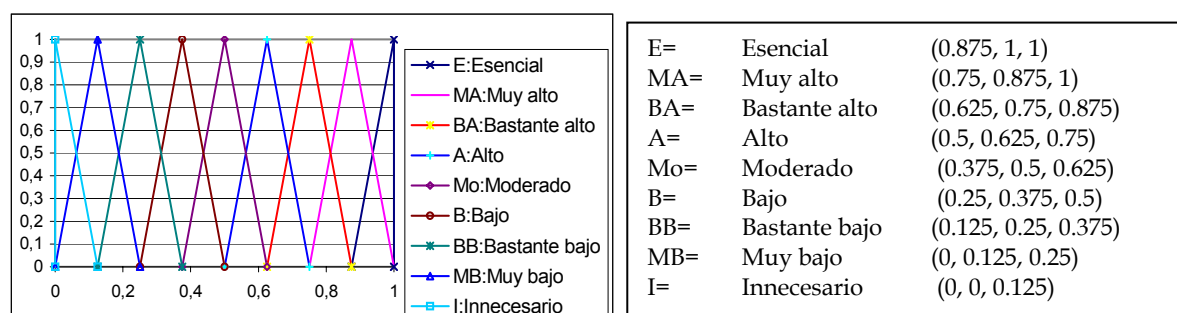
En este último caso, las ponderaciones de las variables explicativas se determinarán a partir de las medidas individuales de relevancia obtenidas durante el proceso de selección de variables y durante la aplicación de los modelos estadísticos

previos (correlación lineal, algoritmo WACSA, índice *FRM*, coeficientes estandarizados MDA, coeficientes logit, pesos de la red Perceptron Multicapa, distribución de pesos en el mapa SOFM clásico).

Asimismo, se considerará la importancia relativa de cada medida individual, desarrollando un modelo de contraexpertizaje basado en información lingüística (“grado de importancia esencial”, “grado de importancia moderado”, etc). Para representar este contraexpertizaje se utilizará la Teoría de los Subconjuntos Borrosos (ZADEH, 1965), que permite representar una variable incierta, cuyos valores se expresan mediante términos cualitativos, a través de un conjunto de descriptores o etiquetas de carácter lingüístico. Para ello, el investigador debe elegir, en primer lugar, los descriptores adecuados (“etiquetas”) que integran el conjunto de términos lingüísticos³⁸, así como su semántica, proceso conocido como “análisis de la granularidad de la incertidumbre”.

La Figura 4.12 recoge una posible definición de términos lingüísticos respecto a la variable incierta “grado de importancia”, que es utilizada habitualmente por los expertos para la formulación de sus juicios de valor. La semántica de los términos es proporcionada por números borrosos definidos en el intervalo $[0, 1]$, que se describen a través de sus funciones de pertenencia.

Si bien existen distintas propuestas para el diseño de términos lingüísticos, el empleo de funciones trapezoidales, uno de cuyos casos particulares son los números borrosos triangulares recogidos en la Figura 4.12, suele considerarse suficiente para capturar la incertidumbre presente en los datos. Por ejemplo, de acuerdo con la Figura 4.12, un grado de importancia “alto” corresponde a una puntuación que puede variar entre 0,5 y 0,75 (escala de 0 a 1), no siendo inferior a 0,5 ni superior a 0,75, y siendo 0,625 el valor más posible.



Fuente: Elaboración propia

Conjunto de términos lingüísticos asociado a la variable “grado de importancia”
Figura 4.12

Una vez representada la información lingüística mediante etiquetas lingüísticas, resulta necesario su tratamiento e integración con el resto de datos numéricos

³⁸ La selección del número de etiquetas resulta crucial para definir el nivel de distinción al que se quiere expresar la incertidumbre. Diferentes estudios han llegado a conclusiones tanto sobre la cardinalidad, entendiéndose que el número de etiquetas ha de ser impar (BEYTH-MAROM, 1982), como sobre el límite de la granularidad, que no debería sobrepasar los 11 o 13 descriptores (BONISSONE y DECKER, 1986).

utilizados como determinantes de los ratings crediticios. Para llevar a cabo esta agregación, es especialmente interesante el empleo del *modelo borroso de las 2-tuplas*, basado en el concepto de la Traslación Simbólica (MARTÍNEZ, 1999; HERRERA y MARTÍNEZ, 1999; 2000).

En este modelo, cada información lingüística se representa por medio de una 2-tupla (s_i, α_i) , siendo s_i un término lingüístico y α_i el valor numérico que soporta el resultado de la traslación simbólica. La traslación simbólica del término lingüístico $s_i \in S = \{s_0, \dots, s_g\}$ es un valor numérico en el intervalo $[-0.5, 0.5]$ que soporta la “diferencia de información” entre un índice de información $\beta \in [0, g]$ obtenido tras una operación de agregación simbólica (actuación sobre el orden de las etiquetas de dos o más informaciones) y el valor más próximo en $\{0, \dots, g\}$ que indica el índice de la etiqueta lingüística en S más próximo a β o s_i .

De esta forma, en una 2-tupla (s_i, α_i) , $s_i \in S$, $\alpha_i \in [-0.5, 0.5]$, s_i representa la etiqueta lingüística centro de la información y α_i el valor lingüístico representativo de la traslación simbólica previa entre el resultado original y s_i .

Existen algunas funciones interesantes para realizar transformaciones entre términos lingüísticos, 2-tuplas y valores numéricos (HERRERA y MARTÍNEZ, 2000), siendo algunas de las más significativas:

- (1) Sea $S = \{s_0, \dots, s_g\}$ un conjunto de términos lingüísticos y $\beta \in [0, g]$ un valor soportando el resultado de una operación de traslación simbólica, entonces puede obtenerse una 2-tupla que exprese la misma información que β a través de la función:

$$\Delta: [0, g] \rightarrow S \times [-0.5, 0.5]$$

$$\Delta(\beta) = \begin{cases} s_i & i = \text{redondeo}(\beta) \\ \alpha = \beta - i & \alpha \in [-0.5, 0.5] \end{cases}$$

- (2) Sea $S = \{s_0, \dots, s_g\}$ un conjunto de términos lingüísticos y (s_i, α) una 2-tupla. Existe siempre una función Δ^{-1} , tal que, a partir de la 2-tupla devuelve su valor numérico equivalente $\beta \in [0, g]$.

$$\Delta^{-1}: S \times [-0.5, 0.5] \rightarrow [0, g]$$

$$\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = i + \alpha = \beta$$

Asimismo, existen varias funciones que pueden aplicarse para transformar un número $\beta \in [0, 1]$ en una 2-tupla lingüística y viceversa, así como para convertir 2-tuplas en valores en el intervalo $[0, 1]$ (HERRERA y MARTÍNEZ, 1999; 2000).

Finalmente, existen ciertas condiciones que deben imponerse al conjunto de términos lingüísticos S para evitar la pérdida de información durante las distintas transformaciones. Tales condiciones son:

- (1) S es una partición borrosa, esto es, $\sum_{i=0}^g \mu_{s_i}(x) = 1, \forall x \in X$;
- (2) las funciones de pertenencia de sus términos son triangulares;
- (3) $CV(s_i) = x$, tal que $\mu_{s_i}(x) = 1$ (máximo), siendo $CV(s_i, \alpha_i)$ la función que proporciona el valor característico para la 2-tupla final:

$$CV(s_i, \alpha_i) = \begin{cases} (1 - \alpha_i)CV(s_i) + \alpha_i CV(s_{i+1}) & \text{si } \alpha_i \geq 0 \\ (-\alpha_i)CV(s_{i-1}) + (1 + \alpha_i)CV(s_i) & \text{si } \alpha_i < 0 \end{cases}$$

Una vez que se tiene toda la información expresada en forma de 2-tuplas lingüísticas (en este caso, los términos lingüísticos corresponderían a las opiniones de los expertos sobre la relevancia de las variables empleadas como determinantes de los ratings), resulta necesario analizar los operadores disponibles para la agregación de esta información.

En este ámbito existen distintas opciones (MARTÍNEZ, 1999) pudiendo seleccionarse operadores basados en métodos numéricos u operadores lingüísticos. Este último grupo incluye dos operadores muy relevantes, el *LOWA-extendido* (basado en el operador “media ponderada lingüística”) y el *I-LOWA-extendido* (obtenido a partir del operador “media ponderada lingüística inversa”), propuestos por HERRERA y MARTÍNEZ (1999).

Por lo que respecta a los operadores no simbólicos, cabe destacar particularmente la “media ponderada extendida”, desarrollada para el modelo 2-tuplas por MARTÍNEZ (1999), que se resume a continuación.

➤ *El operador media ponderada extendida*

Sea $x=\{(r_1, \alpha_1), \dots, (r_m, \alpha_m)\}$ un conjunto de 2-tuplas para ser agregado, y $W=(w_1, \dots, w_m)$ el vector numérico de pesos asociados para cada tupla (indicador de su importancia relativa), entonces el operador “media ponderada extendida” $\bar{x}^e$ se define como:

$$\bar{x}^e = \Delta \left(\frac{\sum_{i=1}^m \Delta^{-1}(r_i, \alpha_i) \cdot w_i}{\sum_{i=1}^m w_i} \right) = \Delta \left(\frac{\sum_{i=1}^m \beta_i \cdot w_i}{\sum_{i=1}^m w_i} \right).$$

Si se considera el vector de pesos de 2-tuplas $W=\{(w_1, \alpha_1), \dots, (w_m, \alpha_m)\}$, entonces el operador “media ponderada extendida” $\bar{x}_l^e$ pasa a definirse a través de la expresión:

$$\bar{x}_l^e = \Delta \left(\frac{\sum_{i=1}^m \Delta^{-1}(r_i, \alpha_i) \cdot \Delta^{-1}(w_i, \alpha_i)}{\sum_{i=1}^m \Delta^{-1}(w_i, \alpha_i)} \right) = \Delta \left(\frac{\sum_{i=1}^m \beta_i \cdot \beta_{w_i}}{\sum_{i=1}^m \beta_{w_i}} \right).$$

El modelo lingüístico de 2-tuplas basado en el operador “media ponderada extendida” puede resultar particularmente interesante para ponderar la importancia de los determinantes de los ratings crediticios a partir de los juicios de expertos.

4.3.3.2. Los Árboles de Decisión

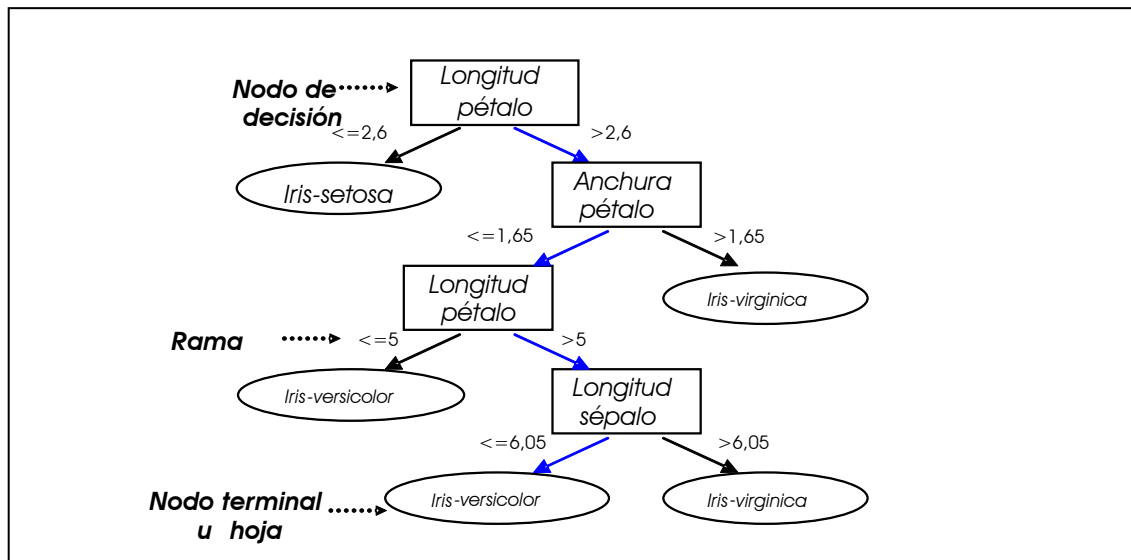
Los árboles de decisión constituyen un paradigma de Aprendizaje Máquina que representa, a través de reglas lógicas, la estructura subyacente en el conjunto de datos analizados, utilizando para ello algoritmos secuenciales y jerárquicos que dividen recursivamente la muestra. Estos modelos pueden utilizarse para el análisis de los datos respecto a tareas de descripción, clasificación y generalización³⁹.

Cada árbol incluye tres componentes básicos: los nodos de decisión internos, las ramas, y los nodos terminales (u hojas) (Figura 4.13).

³⁹ Un resumen general de las aplicaciones de los árboles de decisión puede consultarse en DATTAREYA y KANAL (1985), SAFAVIN y LANDGREBE (1991) o MURTHY (1998).

El árbol se construye mediante la partición determinista de la muestra inicial X (incluida en el *nodo inicial* o *nodo raíz*), en varios subconjuntos descendientes (definidos en los *nodos-hijo*) a través de algún test lógico o *split*⁴⁰ (definido por una o varias *variables explicativas*), conectándose los distintos nodos mediante *ramas*.

Todo árbol de decisión incluye cero o más nodos de decisión internos y uno o más nodos terminales (hojas); por su parte, cada nodo interno tiene asociados dos o más nodos-hijo. Las ramas entre un nodo interno t y cada uno de sus nodos-hijo están etiquetadas con diferentes valores de la variable explicativa utilizada como split. Cada nodo terminal tiene una clase asociada con él, que representa la categoría de pertenencia del máximo número de individuos incluidos en el nodo.



Fuente: Elaboración propia.

Modelo genérico de árbol de decisión
Figura 4.13

Por último, cada camino ("path") desde el nodo raíz hasta un nodo terminal puede interpretarse como una regla lógica de decisión del tipo:

"si (antecedente₁) Y ... Y (antecedente_k) entonces (consecuente)"

En el ejemplo de la Figura 4.13, correspondiente a la clasificación de plantas iris (uno de los más habituales en la literatura de Aprendizaje Máquina), el camino señalado en azul podría interpretarse como sigue:

Si "longitud pétalo" > 2,6 Y "anchura pétalo" ≤ 1,65 Y "longitud pétalo" > 5 Y "longitud sépalo" ≤ 6,05 entonces Clase IRIS-VERSICOLOR.

⁴⁰ Las variables explicativas se ordenan utilizando algún índice de relevancia, de forma que la variable con mayor puntuación o el conjunto mayor de variables se elige para dividir los datos. Los índices de relevancia a utilizar pueden dividirse en dos grandes grupos (BEN-BASSAT, 1987): aquéllos derivados de la Teoría de la Información (basados, por ejemplo, en la entropía de Shannon), los derivados de medidas de distancia (como el índice de diversidad de Gini) y los relacionados con medidas de dependencia (que consideran la dependencia estadística entre dos variables aleatorias).

A su vez, las reglas obtenidas pueden simplificarse mediante la combinación de distintos antecedentes relacionados entre sí; en el caso anterior, la combinación de los antecedentes 1 y 3 generaría la regla final:

Si "longitud pétalo">5 Y "anchura pétalo"≤1,65 Y "longitud sépalo"≤6,05 entonces Clase IRIS-VERSICOLOR.

Los árboles de decisión pueden clasificarse en dos grandes grupos, según el número de variables explicativas utilizado en los tests lógicos (Figura 4.14):

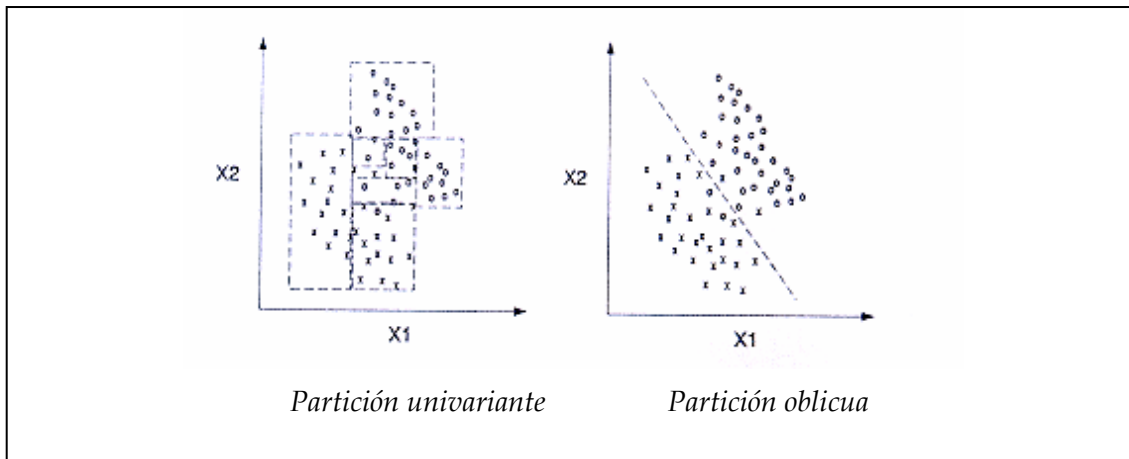
- ✓ *Árboles de decisión univariantes*, que usan una única variable explicativa (X_i) en cada nodo de decisión interno, por lo que dividen linealmente los datos. Estos árboles utilizan un test lógico univariante para asignar a cada individuo a la rama izquierda o derecha del nodo analizado, según el valor de la variable explicativa utilizada. Geométricamente, cada individuo es asignado a un lado u otro de un hiperplano paralelo a un eje del espacio de variables explicativas.
- ✓ *Árboles de decisión oblicuos*, que emplean una combinación de M variables explicativas en cada nodo para dividir los datos ($M>1$). El hiperplano de separación se representa mediante una función lineal de variables explicativas, por lo que no resulta necesariamente paralelo a uno de los ejes del espacio de variables explicativas⁴¹ (BREIMAN *et al.*, 1984; HEATH *et al.*, 1993):

$$\sum_{i=1}^M \beta_i X_i \leq C,$$

siendo β_i el coeficiente relacionado con la i -ésima variable explicativa. El empleo de hiperplanos oblicuos genera árboles de decisión más pequeños y más adaptados al conjunto muestral; no obstante, su desarrollo resulta computacionalmente más complejo, al tiempo que existe el riesgo de sobreajuste del modelo a los datos (MURTHY, 1998).

Por último, las reglas de decisión obtenidas a partir de árboles oblicuos resultan menos comprensibles que las derivadas de árboles univariantes. Como consecuencia, los árboles oblicuos pueden considerarse como una solución de compromiso entre los árboles univariantes y los bosques de decisión, analizados a continuación.

⁴¹ Entre los métodos empleados por la literatura para encontrar tests oblicuos eficaces de partición, destacan el análisis discriminante lineal, los métodos basados en "hill climbing", la programación lineal y el uso de redes tipo Perceptron.



Fuente: Elaboración propia.

Tipos de árboles de decisión según la combinación de variables explicativas

Figura 4.14

La tarea de construcción de un árbol de decisión a partir de un conjunto de datos se conoce como “inducción de árboles de decisión”, habiéndose propuesto diversos algoritmos constructivos en este ámbito. En particular, en la presente Memoria se consideran las siguientes alternativas, que constituyen los modelos más eficaces de acuerdo con la literatura en la materia:

- *Chi-2* o *ChAID* (“*Chi-squared automatic detecting interaction*”) (KASS, 1980). Constituye un algoritmo constructivo muy popular, incluido en diversos paquetes estadísticos (como SPSS). ChAID utiliza un esquema secuencial en varias fases: combinación de clases (“*merging*”), partición de nodos (“*splitting*”) y detención del árbol (“*stopping*”). En cada nodo, el test lógico selecciona la variable explicativa que presenta el mínimo valor p (obtenido a partir de una distribución Chi-cuadrado, tal que p debe ser estadísticamente significativo).
- *ASSISTANT* (CESTNIK *et al.*, 1987), basado a su vez en el algoritmo ID3 (QUINLAN, 1979) y que supone una mejora respecto a este último. Sus principales características son la discretización de atributos, la poda del árbol para reducir su dimension, la inclusión de datos incompletos y el empleo de un clasificador bayesiano tipo naïve para el ajuste de las reglas de decisión. El criterio de partición se basa en una medida de probabilidad.
- *Algoritmo C4.5* (QUINLAN, 1993), descendiente a su vez del algoritmo ID3 (QUINLAN, 1979). Esta propuesta recoge dos posibles criterios de partición de los datos, el “criterio de ganancia de información” y el “criterio del ratio de ganancia”, basados en los Sistemas de Aprendizaje Conceptual de Hunt (HUNT, 1962; HUNT *et al.*, 1966). El algoritmo C4.5 emplea un criterio de parada basado en el test Chi-cuadrado de significatividad estadística, así como un criterio de poda basado en una medida pesimista de error.
- *Algoritmo Sipina* (ZIGHED, 1985; RAKOTOMALALA, 1997), que considera medidas de partición basadas en la optimización de una función que mide la

homogeneidad de la división generada, denominada *Medida Cuadrática de Incertidumbre* ("Quadratic Uncertainty Measure" o QUM). Una vez construido el árbol de decisión, el algoritmo Sipina lleva a cabo un proceso de agrupación ("merging"), basado en la asociación de nodos terminales similares entre sí, lo que recude el número final de reglas lógicas generadas. Una de las limitaciones de este método es la necesidad de discretizar a priori las variables explicativas de naturaleza continua, para lo que pueden utilizarse diversos métodos, entre los que destacan las alternativas "Fusbin" y "Fusinter", basados en distintas medidas de incertidumbre.

- Algoritmo CART ("Classification and Regression Trees") (BREIMAN *et al.*, 1984), que emplea dos criterios distintos de partición, basados en medidas bayesianas de riesgo, conocidos como "Gini" y "Twoing", junto con una estrategia de poda para reducir el tamaño del árbol. Si bien suelen existir pocas diferencias entre los árboles tipo "Gini" y tipo "Twoing", el primer criterio suele obtener resultados ligeramente superiores (BREIMAN *et al.*, 1984).

Ambos criterios de partición pueden utilizarse para la construcción de árboles univariantes u oblicuos; por lo que respecta a los grafos oblicuos, CART emplea una combinación lineal de atributos, utilizando una heurística de búsqueda basada en "hill climbing" para la selección de la combinación óptima de variables explicativas en cada nodo.

Por lo que respecta a la eficacia relativa de los distintos algoritmos, BREIMAN *et al.* (1984) observan que el tamaño del árbol (que se deriva de la intensidad del proceso recursivo de construcción), afecta más a su eficacia que el algoritmo específico utilizado. Asimismo, HO (1995) obtiene evidencia de que la degradación de la capacidad explicativa del modelo se incrementa a medida que las categorías de la variable endógena se distribuyen entre un mayor número de nodos.

Los árboles de decisión han sido ampliamente utilizados en las últimas décadas para la resolución de problemas de clasificación, habiéndose comparado su efectividad con otros métodos automáticos de extracción de conocimiento y con el propio juicio de expertos; entre las ventajas observadas para los árboles de decisión destacan (MURTHY, 1998):

- La adquisición de conocimiento a partir de datos muestrales evita el cuello de botella que caracteriza al conocimiento obtenido a partir de expertos humanos (integración de juicios, resolución de incompatibilidades entre expertos, etc).
- Los árboles de decisión son técnicas exploratorias y no paramétricas, que parten de un escaso número de asunciones sobre el modelo y la muestra analizada; esto facilita su aplicación a un amplio rango de distribuciones muestrales.
- La descomposición jerárquica ejecutada por los árboles hace un óptimo uso de las variables explicativas disponibles, siendo computacionalmente eficiente para la resolución de tareas de clasificación.
- Los clasificadores basados en árboles de decisión pueden tratar datos unimodales y multimodales (a diferencia de algunos modelos estadísticos,

como el MDA y el logit, que sesgan significativamente los resultados a favor de las clases con mayor número de individuos).

- Los árboles de decisión pueden utilizarse para la resolución tanto de problemas determinísticos como incompletos.
- Los árboles de decisión llevan a cabo la clasificación de los datos mediante una secuencia de pasos y tests sencillos, cuya semántica resulta fácil de comprender por parte de los expertos. Esto facilita su aplicación respecto a dominios reales en los que los gestores necesitan entender el modelo que están aplicando.

Ahora bien, una de las principales limitaciones de estos modelos radica en la complejidad de los árboles construidos, que no deben excesivamente detallados (para evitar procesos de sobreajuste) ni excesivamente reducidos (para conseguir una tasa de aciertos adecuada) (BREIMAN *et al.*, 1984). El problema de obtener el tamaño óptimo del árbol se complica si se considera que estos modelos no actúan como aproximadores universales de funciones (a diferencia de las RNAs), y pueden generar clasificaciones subóptimas en presencia de datos complejos (MURTHY, 1998).

Aunque en los últimos años se han propuesto distintas alternativas para encontrar el tamaño óptimo de los árboles de decisión⁴², existen pocos avances respecto a la mejora de su capacidad de generalización (HO, 1995).

Recientemente, diversos investigadores han considerado la conveniencia de combinar múltiples árboles de decisión en un “*bosque de decisión*”, al objeto de mejorar su capacidad predictiva y reducir el seso en términos de generalización (KWOK y CARTER, 1990; SHLIEN, 1990; 1992; BUNTINE, 1992; MURTHY 1998; BREIMAN, 2001a; 2001b).

El éxito de la combinación de árboles de decisión depende de dos factores básicos:

- El método utilizado para construir árboles que generalicen de forma independiente.
- La función discriminante que combina los árboles de decisión y preserva (y mejora) su capacidad explicativa.

Respecto a la función discriminante, suele ser habitual utilizar un esquema de votación que, a partir de la clase predicha por cada árbol, calcule la clase más habitual y considere ésta como salida del árbol; el cálculo de dicha clase puede ajustarse utilizando una ponderación basada en el desempeño de cada árbol individual (esto es, los árboles más precisos contribuyen en mayor medida a la decisión final), propuesta que se aplica en la presente Memoria.

Por lo que respecta al método de generación de árboles individuales, existen dos alternativas básicas:

- 🚩 *Bosques de decisión basados en distintos algoritmos inductivos*, que combinan modelos individuales construidos a partir de esquemas diferentes (CART, C4.5, ASSISTANT, etc.). Para que el bosque obtenido alcance un desempeño superior

⁴² Como por ejemplo, la restricción del tamaño máximo del árbol, la fijación de un número mínimo de ejemplos por cada nodo terminal, el desarrollo de modelos constructivos en dos etapas, la traducción de los árboles de decisión a sistemas de reglas lógicas, etc.

a los árboles individuales, resulta crítico que exista una independencia suficiente entre los árboles individuales, por lo que deben combinarse árboles con distribuciones diferentes de la tasa de error.

✚ *Bosque de decisión basados en el mismo algoritmo inductivo*, que pueden clasificarse a su vez en dos tipos básicos a efectos prácticos:

- Bosques basados en procedimientos tipo “boosting”, como el algoritmo TreeNet® (SALFORD SYSTEMS, 2001), que emplea un método estocástico para generar múltiples árboles individuales tipo CART a partir de la muestra inicial de aprendizaje, especializando cada árbol en un subconjunto de datos particulares.
- Bosques basados en procedimientos tipo “bagging”, como el algoritmo RandomForests® (BREIMAN, 2001a; 2001b) que utiliza técnicas de bootstrapping para generar árboles individuales tipo CART a partir de submuestras aleatorias obtenidas de la muestra original de datos.

En la presente Memoria se propone la construcción de bosques de decisión basados en distintos algoritmos de aprendizaje, así como bosques tipo TreeNet® y RandomForests®, al objeto de mejorar la capacidad predictiva de los modelos arbóreos individuales y observar posibles sinergias entre los algoritmos.

4.3.3.3. Los Sistemas Expertos de Inducción de Reglas basados en el Conocimiento

Los denominados “*sistemas inductivos basados en el conocimiento*” (SIBC) constituyen un paradigma de Aprendizaje Máquina que se caracteriza por la abstracción de conocimiento a partir de un conjunto de ejemplos.

Al igual que los árboles de decisión, los SIBC pertenecen a la línea de investigación *simbólica*, al tratar de expresar mediante sentencias lógicas, próximas al lenguaje natural, las relaciones existentes entre las distintas variables, si bien en el proceso de búsqueda de dichas relaciones pueden utilizar métodos conexionistas o evolutivos que agilicen la consecución de resultados.

La mayoría de los SIBC desarrollados hasta el momento adoptan la forma de sistemas basados en reglas, por lo que suelen denominarse “*sistemas de inducción de reglas basados en el conocimiento*” o bien “*sistemas expertos de inducción de reglas basados en el conocimiento*” (SIBR), dado que tratan de emular la toma de decisiones de los expertos humanos mediante la inferencia de sentencias lógicas.

A su vez, pueden distinguirse dos tipos básicos de SIBR:

❖ *Modelos SIBR “crisp”*, integrados por reglas en las que tanto el antecedente como el consecuente están formados por variables definidas respecto a subconjuntos clásicos, del tipo:

“si x es A entonces y es B ”

siendo A y B subconjuntos clásicos o “crisp”.

Ejemplo: Sean x e y dos variables económico-financieras definidas respecto a una determinada empresa, tal que x informa del ratio “Tesorería y asimilados/Pasivo exigible a corto plazo” e y de la variable “riesgo de impago

de las deudas". La regla "si $x > 0,8$ entonces $y \leq 15\%$ " es una regla de decisión "crisp" o clásica.

❖ Modelos SIBR difusos ("fuzzy") o SIBRD, integrados por reglas en las que el antecedente y el consecuente están formados por variables definidas respecto a subconjuntos borrosos, del tipo:

$$\text{"si } x \text{ es } \tilde{A} \text{ entonces } y \text{ es } \tilde{B} \text{"}$$

siendo $\tilde{A}$ y $\tilde{B}$ subconjuntos borrosos o "fuzzy".

Ejemplo: Sean x e y las dos variables económico-financieras anteriores. Las reglas:

(1) "si $x \in (0,8, 0,85, 1)$ entonces $y \in (0,00, 0,05, 0,15)$ "; y (2) "si x es bastante alto entonces y es reducido" constituyen reglas borrosas o "fuzzy".

Centrando el análisis en los *sistemas inductivos basados en reglas difusas* (SIBRD), éstos se caracterizan por la representación del conocimiento a través de reglas difusas, obtenidas mediante la aplicación de algoritmos inductivos basados en ejemplos. La selección del algoritmo inductivo de generación de reglas depende de dos requisitos básicos, pero inversamente relacionados⁴³:

- ✓ *Interpretabilidad / Descripción*: Grado de inteligibilidad del sistema para el usuario.
- ✓ *Precisión / Flexibilidad*: Grado de aproximación del modelo al sistema real. Capacidad potencial del modelo para explicar el problema que se está resolviendo.

La consideración de ambas características permite distinguir dos tipos fundamentales de sistemas inductivos basados en reglas difusas:

1. **SIBRs de modelado lingüístico**, en los que prima la interpretabilidad sobre la precisión; las reglas que integran el sistema adoptan la forma:

$$\text{Si } X_1 \text{ es } A_1 \text{ y } \dots \text{ y } X_n \text{ es } A_n \text{ entonces } Y \text{ es } B,$$

donde $X_i(Y)$ son las variables lingüísticas de entrada (salida), y A_i y B las etiquetas lingüísticas con significados definidos por conjuntos difusos.

2. **SIBR de modelado borroso**, caracterizados por el uso directo de variables difusas. En este tipo de sistemas prima la precisión sobre la interpretabilidad, por lo que las reglas obtenidas adoptan la forma:

$$\text{Si } X_1 \text{ es } \hat{A}_1 \text{ y } \dots \text{ y } X_n \text{ es } \hat{A}_n \text{ entonces } Y \text{ es } \hat{B},$$

donde $\hat{A}_i$ y $\hat{B}$ son conjuntos difusos sin una interpretación lingüística directa, tal que cada regla difusa presenta su propia semántica diferenciada.

Por lo que respecta a la eficacia de los sistemas SIBR lingüísticos y borrosos, CASILLAS BARRANQUERO (2001) realizan una comparación de ambas alternativas, llegando a establecer las siguientes relaciones:

- ✓ *Precisión*: El modelado borroso mejora la precisión obtenida para el modelado de problemas complejos. No obstante, se observa una tendencia al

⁴³ A medida que se incrementa la precisión del modelo disminuye su interpretabilidad y viceversa, de acuerdo con conocido "Principio de Incompatibilidad de Zadeh" (ZADEH, 1973).

sobreajuste cuando el modelo borroso es aplicado a problemas de dificultad baja.

- ✓ *Interpretabilidad*: La aplicación del modelado lingüístico genera soluciones más fácilmente interpretables que la aplicación del modelado difuso. Ahora bien, en el caso de problemas para los que los sistemas difusos generan un número limitado de reglas, su capacidad explicativa se incrementa considerablemente.
- ✓ *Dificultad del problema a resolver*: La eficacia final de cada alternativa depende del grado de dificultad del problema analizado, siendo recomendable el modelado lingüístico para los problemas más sencillo y el modelado borroso para los problemas más complejos.

Con independencia del tipo de SIBR desarrollado (lingüístico o borroso), existen distintos algoritmos inductivos que pueden utilizarse para la generación de las reglas lógicas, que pueden clasificarse en tres tipos principales:

- Métodos basados en algoritmos simples de envoltura de ejemplos, que generan reglas lógicas a partir de las características directamente observadas en los individuos analizados.
- Métodos basados en RNAs, que utilizan redes neuronales artificiales para la extracción de un conjunto eficiente de reglas explicativo del problema.
- Métodos basados en otros paradigmas de Inteligencia Artificial, entre los que destacan los algoritmos evolutivos y cooperativos.

Entre las ventajas de los sistemas expertos de inducción de reglas basados en Lógica Difusa destacan la obtención de reglas lógicas fácilmente comprensibles por los expertos (particularmente en el caso de los sistemas lingüísticos), si bien su capacidad de generalización tiende a ser inferior a la obtenida por otros algoritmos de Aprendizaje Máquina.

En esta Memoria se plantea la posibilidad de combinar distintos modelos de inducción de reglas (borrosos y lingüísticos) con diferentes algoritmos de inducción, tal como se recoge en la Tabla 4.17. El objetivo es conocer la capacidad de cada modelo para caracterizar los determinantes de los ratings crediticios, y seleccionar las técnicas más adecuadas para su análisis.

	Métodos basados en envoltura de ejemplos	Métodos basados en RNAs	Métodos basados en otros paradigmas de Inteligencia Artificial
SIBR de modelado borroso	-	Algoritmo de Benítez Sánchez + ARDIES	-
SIBR de modelado lingüístico	Algoritmo de Wang & Mendel Algoritmo de Cordon & Herrera	-	Metodología cooperativa COR

Fuente: Elaboración propia.

Propuesta de sistemas expertos de inducción de reglas basados en el conocimiento
Tabla 4.17

A continuación se resumen brevemente las características más destacadas de cada alternativa propuesta.

❶ Algoritmo de Wang y Mendel o WM (WANG y MENDEL, 1992)

WANG y MENDEL (1992) desarrollan un método guiado por ejemplos para la obtención de reglas difusas *tipo MISO*⁴⁴ de la forma:

$$\text{Si } X_1 \text{ es } A_1 \text{ y } \dots \text{ y } X_n \text{ es } A_n \text{ entonces } Y \text{ es } B$$

siendo X_i e Y variables lingüísticas de entrada y salida, respectivamente, y A y B etiquetas lingüísticas asociadas con conjuntos difusos que determinan su semántica.

Para la generación de las reglas difusas se aplican tres pasos consecutivos:

➤ *Generación de un conjunto preliminar de reglas lingüísticas*, formado por la regla que mejor cubra a cada ejemplo contenido en el conjunto de datos de entrada-salida. Para obtener estas reglas se toma un ejemplo concreto, y se asocia a cada componente (variables exógenas y endógena) la etiqueta lingüística que mejor lo define (aquella con mayor grado de pertenencia).

➤ *Asociación de cada regla con un grado de importancia*; en particular, el grado de pertenencia asociado a una regla se obtiene mediante el producto de los grados de pertenencia asociados a cada uno de sus componentes.

➤ *Construcción de una base de reglas lingüísticas a partir de las sentencias anteriores*. Si todas las reglas preliminares que presentan la misma combinación de antecedentes tienen asociado el mismo consecuente, dicha regla se inserta en la base final.

En el caso en que existan reglas conflictivas (con idénticos antecedentes pero distintos consecuentes) se insertará únicamente la regla que presente un mayor grado de importancia (“ejemplo mejor cubierto”).

Por último, puede establecerse un nivel mínimo de cobertura α para la inclusión de las reglas en la base de datos, tal que únicamente se consideran aquellas reglas con un grado de cobertura $\geq \alpha$ para alguno de los ejemplos analizados.

❷ Algoritmo de Cordón y Herrera (CORDÓN y HERRERA, 1997; 1998)

CORDÓN y HERRERA (1997; 1998) proponen un método de inducción de reglas lingüísticas guiado por rejilla difusa a través de un proceso en tres etapas:

➤ *Consideración de una partición difusa del espacio de las variables*, a través de la definición para cada variable del conjunto de etiquetas lingüísticas a ella asociado.

➤ *Construcción de la regla que mejor cubre cada subespacio difuso n -dimensional*, asociando a cada regla potencial la variable de salida correspondiente al ejemplo mejor representado por la regla (“ejemplo mejor cubierto”), al valor medio máximo de los grados de pertenencia de todos los ejemplos (“grado medio de envoltura”) o una combinación de las anteriores.

Para cada ejemplo el grado de pertenencia se calcula como el mínimo del grado de pertenencia de cada componente a cada etiqueta definitoria del subespacio difuso.

⁴⁴ Múltiples entradas, una única salida.

➤ *Construcción de la base final de reglas*, compuesta por todas las sentencias definidas en las fases anteriores.

Como en el caso anterior, resulta posible definir un parámetro $\alpha \in (0,1]$ tal que para la generación de cada regla sólo se consideran aquellos ejemplos con un grado de pertenencia mayor o igual que α .

Finalmente, si existe algún ejemplo no cubierto por la base de reglas puede plantearse el empleo del “operador medio generalizado”, que calcula el grado de pertenencia a cada regla como la media aritmética del grado de pertenencia de cada componente que la define.

❸ *Algoritmo de Benítez Sánchez* (BENÍTEZ SÁNCHEZ, 1998)

BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998) propone un método para la extracción de reglas borrosas tipo MISO mediante redes neuronales artificiales, a través de un conjunto sucesivo de etapas:

➤ *Selección de características*. El objetivo de esta etapa es la identificación de las variables exógenas más importantes para la explicación de cada salida del sistema. De esta forma, se persigue una selección de características, pudiendo utilizarse el método propuesto por SESTITO y DILLON (1993; 1994) para el algoritmo BRAINNE, basado en el uso de redes neuronales artificiales.

➤ *Determinación del número de reglas borrosas por cada salida del sistema*. La selección de características permite conocer la estructura general de las reglas asociadas con cada clase, pero no cuántas ni cuáles son. Para solucionar este problema, el autor considera la posible distribución irregular de los datos respecto al espacio de entrada, utilizando técnicas de agrupamiento difuso para la detección de los clusters iniciales; en particular, se plantea la aplicación del algoritmo de agrupamiento difuso de las c -medias o FCM (BEZDEK, 1981), estableciendo el número de grupos y sus centros iniciales a través del algoritmo de Chiu (CHIU, 1994).

Finalmente el proceso de agrupamiento produce una pseudo-partición difusa de los datos de entrenamiento en c grupos, caracterizado cada uno de ellos por su centro v_k , $k=1,\dots,c$, de forma que el dato x_i pertenece al k -ésimo grupo con un grado u_{ik} . Para la determinación de dicha pertenencia puede utilizarse distintas funciones entre las que destaca la función de pertenencia del algoritmo FCM (BEZDEK *et al.*, 1992):

$$u_{ik}^{(b)} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|^2}{\|x_i - v_j\|^2} \right)^{\frac{1}{s-1}} \right]^{-1},$$

donde el parámetro $s \in (1, \infty)$ controla la influencia de los grados de pertenencia, de forma que cuanto más próximo esté a 1 más “crisp” se hace la partición y cuanto mayor es su valor más difusa es ésta.

A la hora de establecer el grupo difuso representativo de cada uno de los clusters previamente identificados resulta necesario definir el α -corte mínimo para que un determinado ejemplo pueda influir sobre tal definición; cuanto mayor sea α más extensos serán los grupos difusos y mayor el grado de solapamiento entre los mismos, por lo que suele recomendarse un valor por defecto de $\alpha=0,5$ ó $\alpha=0,4$.

➤ *Cálculo de los subconjuntos difusos que aproximan la distribución estadística de los datos.* Esta etapa trata de obtener los conjuntos difusos asociados a las reglas previamente identificadas. Se parte de la idea de que cada grupo difuso en $\mathfrak{R}^n$ induce un subconjunto difuso en $\mathfrak{R}$ por cada componente de sus datos, por lo que la etiqueta que se asignará para cada variable en la regla será una aproximación del conjunto difuso inducido por el grupo.

Restringiendo el análisis al caso particular de la formación de números borrosos trapezoidales, para determinar cada uno de los parámetros (a,b,c,d) pueden aplicarse distintas técnicas, entre las que destaca la construcción de etiquetas basada en frecuencias que considera los valores más habituales dentro de cada etiqueta borrosa.

➤ *Determinación de los operadores lógicos empleados en el sistema de inferencia de las reglas.* Una vez determinadas las distintas sentencias lógicas resulta necesario seleccionar los operadores de inferencia que se aplicarán para calcular el grado de cobertura de cada regla con respecto a cada ejemplo analizado así como la cobertura total de la base de reglas sobre el ejemplo y, de esta forma, la clase final de salida asociada al mismo. En particular, deben establecerse cuatro operadores diferenciados:

1. *Operador conjuntivo*, utilizado para determinar el grado de disparo final del antecedente de la regla; suele modelarse a través de los operadores mínimo o producto.
2. *Operador disyuntivo*, utilizado para determinar el grado de disparo final de todas las reglas con idéntico consecuente (conocido como operador “también”); suele modelarse a través del operador máximo o suma probabilística.
3. *Operador de implicación*, utilizado para determinar el grado de asociación final entre un ejemplo concreto y una regla determinada; suele modelarse a través del operador mínimo.
4. *Interfaz de defuzzificación*, utilizado para obtener un valor final único (“crisp”) representativo de la salida de la regla; suele utilizarse la defuzzificación a través del centro de gravedad.

➤ *Refinamiento de las reglas obtenidas.* Una vez generada la base de reglas difusas, BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998) propone su refinamiento mediante el empleo del algoritmo ARDIES, basado en la aplicación de la técnica del Enfriamiento Simulado para el ajuste de los parámetros definitorios de los números borrosos incluidos en el antecedente y consecuente de las reglas.

④ *Metodología cooperativa COR* (CASILLAS, 2001; CASILLAS *et al.*, 2001)

A diferencia de los métodos anteriores, el objetivo de la metodología de cooperación de reglas conocida como COR (CASILLAS, 2001; CASILLAS *et al.*, 2001) no consiste en desarrollar un conjunto de reglas lingüísticas explicativas del problema analizado, sino en mejorar la precisión de sistemas difusos ya existentes (como los obtenidos mediante los algoritmos de Wang & Mendel y de Cordón & Herrera).

Para ello, esta metodología considera la posibilidad de modificar el consecuente de las reglas, con el fin de conseguir una mejor cooperación global entre todas las sentencias del sistema. Se distinguen dos etapas en el proceso:

- Obtención de un conjunto de consecuentes candidatos para cada regla.
- Realización de una búsqueda combinatoria entre tal conjunto a fin de localizar la combinación de consecuentes que permite obtener una mayor eficacia global.

Para la ejecución de la segunda etapa pueden utilizarse distintas técnicas de optimización, entre las que destacan (CASILLAS *et al.*, 2001):

1. *Enfriamiento Simulado*. Se inicia el algoritmo con una solución determinada (definida a través de un conjunto de consecuentes para las reglas del sistema) y se van generando vecinos de la misma a través de la modificación de determinados consecuentes.
2. *Búsqueda Tabú*. Se considera el mismo esquema que en el Enfriamiento Simulado, llevando a cabo posteriormente una búsqueda del tipo “*hill-climbing*” tal que se permite la aceptación de peores soluciones siempre que las mismas lleven asociado una prohibición explícita acerca de la selección de movimientos reversos para los próximos vecinos.
3. *Algoritmos Genéticos*. Se parte de una solución inicial integrada por el mejor individuo (de acuerdo con un esquema competitivo) y por un determinado número de cromosomas al azar (donde cada uno de ellos representa una posible base de reglas) y se lleva a cabo un proceso evolutivo de cruce y mutación al objeto de encontrar el mejor conjunto de consecuentes.
4. *Sistemas de Colonias de Hormigas*. Se considera un grafo unidireccional con tantos nodos de entrada como reglas posibles y tantos nodos de salida como consecuentes potenciales. Cada regla está asociada con un número determinado de consecuentes, de forma que se sitúa a cada hormiga artificial en uno de los nodos de entrada y se deja que seleccione el mejor consecuente de acuerdo con una regla de transición.

4.3.4. Fase IV. Combinación de metodologías

El objetivo fundamental de todo modelo de clasificación es reducir el error de generalización cometido ante la presentación de nuevos patrones desconocidos para el sistema. En este ámbito, BREIMAN (1996) demuestra que, mediante la agregación de clasificadores y la selección de la decisión media proporcionada por el conjunto se obtienen mejores resultados que utilizando la salida proporcionada por el mejor clasificador de los analizados.

Al objeto de aprovechar esta ventaja, en la presente Memoria se plantea la agregación de los clasificadores previamente obtenidos (MDA, análisis logit, redes neuronales artificiales, árboles y bosques de decisión, sistemas expertos de inducción de reglas borrosas y lingüísticas) para conseguir una mejor caracterización de los determinantes que afectan a los ratings crediticios de las entidades aseguradoras europeas.

Un método muy empleado para la combinación de clasificadores es la denominada *clasificación cooperativa o paralela*, que se aplica una vez que se dispone de las salidas generadas por cada modelo. Entre las técnicas que implementan una

combinación paralela de clasificadores se encuentra el principio del voto por la mayoría (simple o ponderado), el formalismo Bayesiano, la teoría Dempster-Shafer, las redes neuronales artificiales, las regresiones estadísticas y las integrales borrosas. Las dos primeras técnicas son las más habituales en la práctica (HEATH *et al.*, 1993; FREUND y SCHAPIRE, 1996; BREIMAN, 2001a; 2001b), por lo que son las que se consideran en la presente Memoria.

1) Voto por la mayoría

El principio del voto por la mayoría es uno de los métodos más sencillos de utilizar para la combinación de clasificadores. La decisión final puede tomarse por *mayoría simple* (selección de la categoría que presenta el máximo número de votos) o por *mayoría absoluta* (selección de la categoría que aglutina más del 50% de los votos) y, en caso de empate entre categorías, se elige la decisión avalada por el mejor clasificador. Asimismo, una variante interesante es el *voto por la mayoría ponderado*, que incorpora la precisión de cada clasificador en el proceso de decisión.

Ahora bien, los métodos basados en votaciones comparten una serie de hipótesis a priori, tales como la independencia entre clasificadores, que no suele verificarse en la práctica, lo que dificulta su empleo en presencia de clasificadores muy correlacionados.

2) Formalismo Bayesiano

El formalismo bayesiano tiene en cuenta el desempeño cometido por los clasificadores a la hora de agregar sus resultados. En particular, el error de cada modelo se representa mediante una matriz de confusión, de forma que (DIZDAREVIC *et al.*, 1999):

$$PT_m = \begin{pmatrix} n_{11}^m & n_{12}^m & \dots & n_{1J}^m \\ n_{21}^m & n_{22}^m & \dots & n_{2J}^m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ n_{J1}^m & n_{J2}^m & \dots & n_{JJ}^m \end{pmatrix},$$

donde cada i -ésima fila corresponde a la clase i y cada j -ésima columna corresponde a la etiqueta $c_m(x)=j$; así, el elemento n_{ij}^m denota que a n_{ij}^m elementos de la clase i se les ha asignado una etiqueta j por parte del m -ésimo clasificador.

Para una asignación $c_m(x)=j$ procedente del m -ésimo clasificador, su acierto está bajo incertidumbre. Esta incertidumbre puede ser descrita a partir de un valor de creencia ("*belief*") relacionado con la matriz PT_m

$$bel(x \in i / c_m(x) = j) = P(x \in i / c_m(x) = j) = \frac{n_{ij}^m}{n_{\bullet j}^m} = \frac{n_{ij}^m}{\sum_{i=1}^I n_{ij}^m}, \quad i = 1, \dots, J.$$

Si existen M clasificadores a agregar se dispondrá de M valores de creencia que se agregarían como sigue (XU *et al.*, 1992):

$$bel(i) = \eta \prod_{m=1}^M P(x \in i / c_m(x) = j_m),$$

donde η es una constante que asegura que $\sum_{i=1}^I bel(i) = 1$.

Por último, la regla de decisión del clasificador integrado E viene dada por la expresión:

$$E(x) = \begin{cases} j, & \text{si } bel(j) = \max_{i \in \Lambda} bel(i) \\ J + 1 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

En esta Memoria se plantea, adicionalmente, el empleo de una variante del formalismo bayesiano, denominada *formalismo bayesiano medio*. Esta variante sustituye el producto de los grados de creencia de los clasificadores individuales por su media simple, lo que permite eliminar muchas de las indeterminaciones generadas por el modelo original.

4.3.5. Fase V. Validación fuera de muestra (“out of sample”)

Al objeto de determinar la capacidad explicativa de los distintos clasificadores en el ámbito del riesgo de crédito, la literatura en la materia ha considerado tradicionalmente un conjunto de medidas tales como la matriz de clasificación sobre la muestra analizada, el cálculo del porcentaje de individuos correctamente clasificados (y del consiguiente error aparente), diversas medidas de distancia entre valores predichos y reales (respecto a 1, 2 y 3 nodos de diferencia), o estadísticos ajustados del tipo R-cuadrado (BLUME *et al.*, 1998; HOSMER y LEMESHOW, 2000; AFONSO, 2003).

Así, en esta Memoria se plantea el uso de matrices de clasificación sobre la muestra total, que permitirán calcular el porcentaje correcto de clasificación obtenido. Además, se plantea la utilidad de una medida de distancia basada en la comparación, para cada ejemplo, del rating real y predicho ± 1 nodo.

Ahora bien, los métodos anteriores pueden estar afectados por sesgo (“*in-sample bias*”), al utilizar la misma muestra para desarrollar el clasificador y para estimar su desempeño; como consecuencia, el porcentaje de aciertos calculado suele ser marcadamente optimista, y no representar las cifras reales que se obtendrían ante la presentación de nuevos ejemplos desconocidos por el sistema.

Para evitar este inconveniente, una propuesta sencilla consiste en dividir la muestra inicial en k subconjuntos de igual tamaño, estimando el modelo k veces y dejando fuera cada vez uno de los subconjuntos, que se utiliza para predecir el error de generalización del clasificador. Si k es igual al tamaño del conjunto muestral (N), el método se denomina “uno-queda-fuera” (“*leave one out*”).

Esta propuesta, conocida como “validación cruzada de k grupos” o “*k-cross validation*” ha sido ampliamente utilizada por la literatura en la materia, si bien puede producir resultados ineficaces en presencia de muestras reducidas, pues la división del conjunto de ejemplos puede dejar fuera del subconjunto de aprendizaje o de test a subgrupos diferenciales de la población. En este caso, resulta más conveniente el empleo de la variante conocida “*multiple group cross-validation*”, que lleva a cabo la repetición completa del proceso de validación cruzada un número m de veces; en cada i -ésima iteración ($i=1,..,m$) se ejecuta un proceso “*k-cross validation*” distinto al de las iteraciones previas, basado en distintas particiones pseudo-aleatorias, lo que permite incrementar el número de validaciones manteniendo un número de patrones suficiente para asegurar la validez de los resultados obtenidos.

Dos alternativas más robustas para la estimación del error de generalización para modelos de clasificación son las variantes de bootstrap conocidas como 0.632 y 0.632+ (EFRON, 1986; EFRON y TIBSHIRANI, 1993; 1995). Estos modelos estiman el sesgo del modelo inicial ("*in sample bias*") mediante la construcción repetida de B submuestras con reemplazamiento, de tamaño N , obtenidas a partir de la muestra original; cada submuestra se utiliza para construir el modelo de clasificación analizado, cuyo error de validación se estima respecto a los individuos no incluidos en la submuestra. Por último, el error real esperado para el modelo se calcula como sigue:

$$\hat{Err}_{.632E} = 0,368 \times \overline{err} + 0,632 \times E_0,$$

siendo $\overline{err}$ el error estimado sobre la muestra total (error aparente) y E_0 el error medio estimado respecto a las distintas submuestras de bootstrap. Por lo que respecta al número de submuestras a estimar (B), EFRON y TIBSHIRANI (1995) recomiendan un número mínimo de 25 (por razones estadísticas) pero no superior a 200 (por razones prácticas); generalmente, la consideración de 50 submuestras suele considerarse una alterantiva adecuada.

De acuerdo con EFRON (1983), el método "*k-cross validation*" con $k=2$ y la variante E_0 resultan asintóticamente equivalentes para muestras grandes, por lo que en este caso puede recalcularse la variante 0.632 de forma aproximada, dando lugar a la alternativa 0.632':

$$\hat{Err}_{.632'E} = 0.368 * \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{f}[T_n, x_i]| + 0.632 * \frac{1}{n} \sum_{g=1}^2 \sum_{h=1}^{n/2} |y_{(g-1)n/2+h} - \hat{f}[T_{(g)}, x_{(g-1)n/2+h}]|.$$

Posteriormente, los autores descubrieron que la variante 0.632 obtenía resultados sesgados para la evaluación de clasificadores muy afectados por sobreajuste, por lo que propusieron la nueva variante 0.632+ como un compromiso con mínimo sesgo entre el error de resustitución y el error real estimado (EFRON y TIBSHIRANI, 1995).

La variante 0.632+ se basa en el cálculo de la denominada "tasa de error no informativa" ($\hat{\gamma}$) a partir de la cual resulta posible determinar la "tasa relativa de sobreajuste" observada en el modelo como:

$$\hat{R} = \frac{\hat{Err}_{E0} - \overline{err}}{\hat{\gamma} - \overline{err}}, \quad 0 \leq \hat{R} \leq 1$$

Por último, el error de generalización estimado se define introduciendo pesos variables para el error de resustitución y la variante E_0 como sigue:

$$\hat{Err}_{.632+E} = (1 - \hat{w})err + \hat{w}Err_{E0},$$

con

$$\hat{w} = \frac{0.632}{1 - 0.368\hat{R}}.$$

Por definición, $\hat{Err}_{.632E} \leq \hat{Err}_{.632+E} \leq \hat{Err}_{E0}$, siendo el objetivo de esta técnica situar el máximo peso en $\hat{Err}_{E0}$ en aquellos casos en los que el sobreajuste es significativo.

Asimismo, a partir de la estimación del error real de generalización mediante bootstrap pueden calcularse distintos intervalos de confianza, siendo conveniente considerar un nivel de confianza del 95% y asumir la presencia de una distribución normal para las observaciones de error.

Dado que la presente Memoria analiza los determinantes de los ratings de crédito para una muestra reducida de entidades aseguradoras, se plantea la estimación del error de generalización mediante las variantes 0.632 y 0.632+ (preferentemente); la variante 0.632' también será objeto de cálculo al objeto de observar su comportamiento en presencia de muestras reducidas.

Por su parte, para determinados modelos (como las redes neuronales artificiales) se considerará el empleo de la técnica "*multiple group cross validation*" y de una variante del modelo "*leave one out*" conocida como "*jackknife*".

Por último, se planteará la construcción de redes bayesianas de tipo causal que, considerando las clases predichas para cada modelo, establezca las categorías "más probable" y "posible" a las que pertenece el ejemplo analizado.

La aplicación de las distintas medidas de error permitirá observar su robustez ante muestras de tamaño reducido, lo que resulta de gran utilidad para el desarrollo de modelos internos de calificación especializados en carteras de bajo incumplimiento ("*low-default portfolios*").

4.4. Descripción del caso de estudio

4.4.1. Muestra empírica analizada

4.4.1.1. Características básicas de la muestra

Como punto de partida para la determinación de la muestra de entidades analizadas, se ha definido el objetivo perseguido con este estudio:

"Análisis de la calificación crediticia "de oficio" otorgada a las empresas aseguradoras del ramo "no vida" de los 15 países miembros de la Unión Europea⁴⁵ por parte de una entidad calificadoradora de reconocido prestigio, y caracterización del proceso de calificación mediante el empleo de variables explicativas de naturaleza contable, a través de la aplicación de técnicas estadísticas y de modelos de Inteligencia Artificial y Lógica Borrosa.

Determinación de la posible existencia de diferencias temporales en los factores determinantes de la calificación antes y después de la aparición efectiva del euro, la nueva normativa de Solvencia y los atentados del 11 de Septiembre (periodos 1999-2000 y 2002-2003)".

La selección del conjunto de entidades aseguradoras de la Unión Europea se debe a que éstas se encuentran sometidas a una misma legislación reguladora (primeras, segundas y terceras Directivas del seguro "*vida*" y "*no vida*", fundamentalmente), al tiempo que actúan en un mercado financiero común, el Mercado Único comunitario que, entre otras cosas, prevé el libre establecimiento de sucursales en cualquier país miembro de la Unión Europea⁴⁶. De esta forma, resulta posible obtener una muestra integrada por un número de empresas suficiente para la

⁴⁵ Antes de las ampliaciones de 2004 y 2007, de acuerdo con el periodo de tiempo analizado.

⁴⁶ Se considera la Unión Europea de 15 miembros existente en el momento de la aparición del euro. Asimismo, la libertad de establecimiento y de prestación de servicios se extiende al conjunto de países miembros del *Espacio Económico Europeo*. No obstante, los países no UE miembros del EEE (Noruega, Islandia y Liechtenstein) no están obligados a someterse a las Directivas Comunitarias, razón por la que se les ha excluido del análisis.

validación de los resultados, al tiempo que se consigue una garantía de que el rating de tales entidades se basa en criterios similares.

En este sentido, STANDARD & POOR'S (2000) señala, al referirse a los 70 países considerados en su base de datos "*Classic®*" sobre ratings de entidades aseguradoras:

"Dada la gran variedad de tipos de empresas aseguradoras, países de procedencia, convenciones y prácticas contables y regímenes regulatorios, no resulta posible aplicar técnicas cuantitativas universales aplicables a todas las compañías de todas las regiones. Existen ciertos métodos y técnicas cuantitativas que Standard and Poor's trata de aplicar a todas las aseguradoras al objeto de conseguir la máxima comparabilidad entre ratings, si bien estas técnicas se ajustarán para reflejar la situación particular de cada empresa".

Si bien parece evidente que las diferencias presentes en el entorno interno de cada empresa resultan muy difíciles de evitar, sin embargo las diferencias derivadas del entorno externo sí pueden reducirse significativamente mediante la consideración de legislaciones y prácticas contables cuasi-homogéneas, como las que tienen lugar en el seno de la Unión Europea.

Un indicador de la similitud entre los distintos países comunitarios viene proporcionado por los denominados "*ratings soberanos*", indicadores de la capacidad de cada estado para hacer frente al reembolso de sus emisiones de deuda pública. La importancia de estos indicadores es tal que, con carácter general, actúan como límite superior de los ratings de fortaleza financiera de las aseguradoras, si bien en algunos casos las entidades más fuertes pueden superar su rating soberano.

La Tabla 4.18 resume los ratings soberanos a largo plazo (en moneda local) de los países miembros de la UE para los años analizados⁴⁷. Como puede observarse, los distintos países presentan niveles muy parecidos, de forma que en el año 2003 nueve de ellos son calificados como AAA, cinco como AA (sin y con modificadores) y únicamente Grecia obtiene la calificación A+. Asimismo, la tendencia a lo largo de los años se muestra muy estable.

⁴⁷ Se ha considerado el denominado "*long term foreign currency rating*", que incluye la posibilidad de intervención por organismos de otros países.

	1999	2000	2001	2002	2003
Alemania	AAA	AAA	AAA	AAA	AAA
Austria	AAA	AAA	AAA	AAA	AAA
Bélgica	AA+	AA+	AA+	AA+	AA+
Dinamarca	AA+	AA+	AAA	AAA	AAA
España	AA+	AA+	AA+	AA+	AA+
Finlandia	AA+	AA+	AAA	AAA	AAA
Francia	AAA	AAA	AAA	AAA	AAA
Grecia	BBB-	A	A	A	A+
Irlanda	AA+	AA+	AAA	AAA	AAA
Italia	AA	AA	AA	AA	AA
Luxemburgo	AAA	AAA	AAA	AAA	AAA
Países Bajos	AAA	AAA	AAA	AAA	AAA
Portugal	AA	AA	AA	AA	AA
Reino Unido	AAA	AAA	AAA	AAA	AAA
Suecia	AAA	AA+	AA+	AA+	AA+

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de STANDARD & POOR'S

Ratings soberanos de los estados miembros de la Unión Europea (S&P)

Tabla 4.18

En el ámbito europeo los intentos para conseguir un modelo panauropeo genérico para la gestión del riesgo de crédito se reducen prácticamente a dos trabajos, centrados en el ámbito de la insolvencia de clientes individuales:

- PLATTS y HOWE (1997), que observan que el modelo genérico presenta una capacidad predictiva inferior a los modelos nacionales individuales.
- ANDREEVA *et al.* (2003), que observan que el modelo genérico relativo a tres países de la Unión Europea (Bélgica, Alemania y Países Bajos) presenta un desempeño similar a los modelos nacionales.

En esta Memoria se apuesta por la construcción de un modelo panauropeo para el análisis del rating de entidades aseguradoras europeas, si bien se incluyen también indicadores nacionales particulares al objeto de contrastar la influencia real de los regionalismos en la evaluación del riesgo de crédito.

A partir del objetivo general previamente definido, la selección de la muestra empírica se ha basado en la disponibilidad de *datos contables de calidad* (verificados), *suficientes* (relativos a las entidades aseguradoras calificadas de los 15 países de la Unión Europea) y *disponibles* (accesibles para distintos ejercicios económicos).

Así, la muestra final seleccionada presenta las siguientes características fundamentales:

 **Ramo de negocio considerado:** Como se ha comentado previamente, dentro del negocio asegurador pueden distinguirse dos ramos fundamentales: seguros “de vida” y seguros “distintos del seguro de vida”. Ambos segmentos presentan características muy distintas, estando sometidos a normativas reguladoras diferenciadas. De esta forma, resulta fundamental decidir el ramo de negocio de pertenencia de las aseguradoras analizadas, al objeto de disponer de una muestra homogénea que permita obtener resultados consistentes.

En este estudio, se ha optado por el análisis de las entidades especializadas en seguros “*distintos del seguro de vida*”, definidas como aquellas entidades que, si bien en

ocasiones pueden presentar cierta actividad en el ramo vida, ésta sea minoritaria y diferenciable en sus estados financieros.

Por su parte, la Tabla 4.19 resume los distintos subramos integrados en el conjunto de actividad “no vida”, de acuerdo con la *Ley 30/1995 de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados*.

Nº	Ramo
1.	Accidentes Las prestaciones pueden ser a tanto alzado, de indemnización, mixta de ambos y de cobertura de ocupantes.
2.	Enfermedad Comprende también la asistencia sanitaria. Las reparaciones pueden ser a tanto alzado, de reparación y mixta.
3.	Vehículos terrestres Incluye todo daño sufrido por vehículos terrestres, sean o no automóviles, salvo los ferroviarios.
4.	Vehículos ferroviarios
5.	Vehículos aéreos
6.	Vehículos marítimos, lacustres y fluviales
7.	Mercancías transportadas Están comprendidos los equipajes y demás bienes transportados.
8.	Incendio y elementos naturales Incluye todo daño sufrido por los bienes, distintos de los comprendidos en los ramos 3, 4, 5, 6 y 7, causados por incendio, explosión, tormenta, elementos naturales distintos de la tempestad, energía nuclear y hundimiento del terreno.
9.	Otros daños a los bienes Incluye todo daño sufrido por los bienes, distintos de los comprendidos en los ramos 3, 4, 5, 6 y 7, causados por el granizo o la helada, así como por robo u otros sucesos distintos de los incluidos en el apartado nº 8.
10.	Responsabilidad civil en vehículos terrestres automóviles Incluye la responsabilidad civil del transportista.
11.	Responsabilidad civil en vehículos aéreos Incluye la responsabilidad civil del transportista.
12.	Responsabilidad civil en vehículos marítimos, lacustres y fluviales Incluye la responsabilidad civil del transportista.
13.	Responsabilidad civil en general Comprende toda responsabilidad civil distinta de las mencionadas en los nº 10, 11 y 12.
14.	Crédito Comprende la insolvencia general, la venta a plazos, el crédito a la exportación, el crédito hipotecario y el crédito agrícola.
15.	Caución (directa e indirecta)
16.	Pérdidas pecuniarias diversas Incluye los riesgos del empleo, la insuficiencia de ingresos, el mal tiempo, la pérdida de beneficios, el subsidio por privación temporal del permiso de conducir, la persistencia de gastos generales, los gastos comerciales imprevistos, la pérdida del valor venal, las pérdidas de alquileres o rentas, las pérdidas comerciales indirectas distintas de las anteriormente mencionadas, las pérdidas pecuniarias no comerciales y otras pérdidas pecuniarias.
17.	Defensa jurídica
18.	Asistencia Comprende la asistencia a las personas que se encuentren en dificultades durante desplazamientos o ausencias de su domicilio o de su lugar de residencia permanente. También comprende la asistencia a las personas que se encuentren en dificultades en circunstancias distintas, determinadas reglamentariamente, siempre que no sean objeto de cobertura en otros ramos de seguro.
19.	Decesos Incluye las operaciones de seguro que garanticen únicamente prestaciones en caso de muerte, cuando estas prestaciones se satisfagan en especie o cuando el importe de las mismas no exceda del valor medio de los gastos funerarios por un fallecido.

Fuente: Adaptado de FERNÁNDEZ RUIZ (2000), pág. 34.

Subramos del negocio “no vida” según la Ley 30/1995
Tabla 4.19

 Origen de los datos: Una vez determinado el sector de operación de las aseguradoras, ha sido necesario buscar los datos necesarios para acometer el estudio, a partir de dos premisas fundamentales:

- El análisis se centra en entidades aseguradoras calificadas “de oficio” por alguna agencia de rating de reconocido prestigio, esto es, aquellas cuya calificación sólo se derive de información pública.
- Se requieren los estados contables de las entidades previas, referidos a varios ejercicios económicos.

Una de las agencias consideradas ha sido la *A.M. Best*, debido a su especialización en el sector asegurador, siendo líder en el mercado de EE.UU., Canadá y Reino Unido. No obstante, esta entidad se ha rechazado dado que, para el mercado europeo, a excepción del Reino Unido, *sólo proporciona ratings interactivos*, esto es, integra tanto información cuantitativa, obtenida fundamentalmente de los estados contables de las empresas, como información cualitativa, derivada de entrevistas a directivos y gestores y, por tanto, no disponible para el público en general.

Asimismo, se ha observado que la cobertura de esta agencia en el mercado de la Unión Europea es bastante limitada, particularmente por lo que respecta a los ratings de fortaleza financiera (“*financial strength ratings*”). En este sentido, la Tabla 4.20 recoge las aseguradoras “no vida” analizadas por A.M. Best y que han solicitado la calificación de su “fortaleza financiera”. Como puede observarse, si bien existe un número próximo a 2.500 entidades potencialmente calificables, sin embargo la mayoría de ellas se encuentra en la situación “NR-5”, esto es, no están sujetas a un proceso formal de calificación.

País	Entidades consideradas por A.M. Best	Entidades con “financial strength rating”		Entidades sin “financial strength rating” y causa
		“interactivos”	“de oficio”	
Alemania	531	22	0	“NR-5”: 508; “NR-3”: 1
Austria	52	3	0	“NR-5”: 49
Bélgica	56	2	0	“NR-5”: 54
Dinamarca	52	1	0	“NR-5”: 47; “NR-4”: 4
España	409	5	0	“NR-5”: 403; “NR-3”: 1
Finlandia	41	0	0	“NR-5”: 41
Francia	223	19	0	“NR-5”: 200; “NR-3”: 4
Grecia	4	0	0	“NR-5”: 4
Irlanda	137	25	0	“NR-5”: 108; “NR-4”: 1; “NR-3”: 3
Italia	163	7	0	“NR-5”: 154; “NR-3”: 2
Luxemburgo	15	3	0	“NR-5”: 12
Países Bajos	135	0	0	“NR-5”: 134; “NR-4”: 1
Portugal	33	0	0	“NR-5”: 33
Reino Unido	549	69	91	“NR-5”: 357; “NR-4”: 1; “NR-3”: 31
Suecia	49	3	0	“NR-5”: 44; “NR-3”: 2
TOTAL	2449	247 (10.09%)		2202 (89.91%)

Fuente: Elaboración propia a partir de A.M. BEST (2004b).

Notas: Datos a 5-enero-2004.

NR-3: El procedimiento de rating resulta inaplicable.

NR-4: Inexistencia de rating a petición de la empresa.

NR-5: La empresa no ha sido objeto de un seguimiento formal.

Ratings de fortaleza financiera proporcionados por A.M. Best
Tabla 4.20

Ante esta situación, el análisis se ha centrado en las principales agencias de rating de carácter no especializado en el sector asegurador europeo⁴⁸: *S&P* y *Moody's*.

La agencia *Moody's* ha sido rechazada dado que sólo proporciona ratings de fortaleza financiera solicitados por las empresas ("interactivos"); asimismo, su tasa de penetración en el mercado de la Unión Europea es muy reducida, con un total de 77 empresas analizadas respecto al ramo "no vida" a finales de 2003, el 43% de las cuales se concentran en el Reino Unido e Irlanda.

Finalmente, el estudio se ha centrado en los ratings de fortaleza financiera tipo "pi" proporcionados por *S&P* respecto a empresas aseguradoras del sector "no vida", incluyendo reaseguradoras. Los ratings tipo "pi" se basan en el análisis de información financiera pública y de datos adicionales de dominio público sobre la entidad, es decir, no reflejan aspectos conocidos mediante reuniones con la compañía calificada. Los ratings "pi" se actualizan anualmente a partir de los estados financieros actualizados de la entidad, si bien pueden revisarse con antelación en el caso de que ocurra algún evento de particular importancia que afecta a la empresa.

Esta información aparece recogida en la base de datos "*Classic®*", que incorpora asimismo información financiera completa de estas entidades, presentada bajo los modelos de estados contables propuestos por *S&P*.

A partir del año 2001, la base de datos "*Classic®*" se ha integrado en la nueva base "*ClassicDirect®*", siendo de acceso exclusivo "*on line*", si bien esta nueva fuente de información ha pasado a incluir información "vida" y "no vida". Asimismo, *S&P* ofrece la base de datos *EuroThesys®*, aunque ésta no incorpora datos de los ratings de las empresas, sino exclusivamente información contable de aseguradoras comunitarias, adaptada a las Directiva EU.

Horizonte temporal:

Por lo que respecta al horizonte temporal analizado, para la *muestra básica* de estudio se ha considerado la situación de las aseguradoras comunitarias distintas a las de la vida calificadas a finales de agosto del año 2000. Posteriormente, se ha procedido a analizar cuáles de ellas disponían de ratings "de oficio" (calificados como "pi" por Standard and Poor's), considerando para cada entidad la última calificación obtenida en el periodo "enero 1999- agosto 2000" (20 meses).

Finalmente, se han seleccionado aquellas empresas que ofrecían información contable de, al menos, cuatro ejercicios inmediatamente anteriores al otorgamiento del rating; así, por ejemplo, si el rating se hubiera otorgado en mayo de 2000 tomando como base última los estados contables de 1999, se requeriría la disponibilidad de los estados contables de 1999, 1998, 1997 y 1996; si el último año considerado para el rating hubiera sido 1998, se requeriría la disponibilidad de los estados financieros de 1998, 1997, 1996 y 1995, etc.

De esta manera, cada entidad forma parte de la muestra una única vez, de acuerdo con la fecha del último rating obtenido; por ejemplo, si una entidad hubiese obtenido en el periodo dos ratings, con fechas "marzo 1999" y "febrero 2000",

⁴⁸ La agencia Fitch Ratings posee aún una cuota de mercado muy reducida respecto a la calificación de entidades aseguradoras europeas.

únicamente formaría parte de la muestra en una ocasión, considerando exclusivamente la información relativa al rating “febrero 2000”.

Cabe destacar que otros estudios en la materia consideran el total de ratings formulados en el periodo, con independencia de que correspondan a la misma empresa respecto a momentos de tiempo distintos. Si bien esta alternativa tiene algunas ventajas, tales como el incremento del número de individuos de la muestra, sin embargo presenta otros inconvenientes que han motivado su desestimación. Entre ellos, destaca el mayor peso relativo de algunas entidades respecto al resto, que puede sesgar los resultados a favor de sus características propias. Por otro lado, dado que los ratings tipo “pi” se basan en información pública referida a varios ejercicios contables, la consideración de dos ratings sobre una misma entidad y para dos periodos próximos de tiempo podría introducir redundancia en la muestra.

Asimismo, se ha utilizado una segunda *muestra de validación* para llevar a cabo un análisis longitudinal de los resultados obtenidos, al objeto de detectar posibles cambios en los determinantes de los ratings a lo largo del tiempo y, en particular, en relación con:

- La aparición efectiva del euro a comienzos del año 2002, con el consiguiente dinamismo de los mercados financieros europeos y la convergencia real entre entidades de distintos países.
- La modernización de la legislación europea en materia de solvencia de entidades aseguradoras, iniciada en el año 2000 con las Directivas derivadas del paquete de medidas “Solvencia I”.
- La nueva situación socio-política surgida a partir de los atentados terroristas del 11 de Septiembre de 2001, que afectó sustancialmente a los niveles de riesgo percibidos por las entidades aseguradoras.

Esta segunda muestra, que considera las calificaciones crediticias tipo “pi” otorgadas por S&P a las entidades aseguradoras europeas a fecha de enero de 2004, es analizada en detalle en el Capítulo 5, por lo que los análisis realizados a continuación se refieren exclusivamente al periodo base de estudio (enero 1999-agosto 2000).

 Muestra seleccionada: Teniendo en cuenta los anteriores comentarios, se ha seleccionado una muestra final integrada por 257 entidades, cuyo detalle se recoge en la Tabla 4.21.

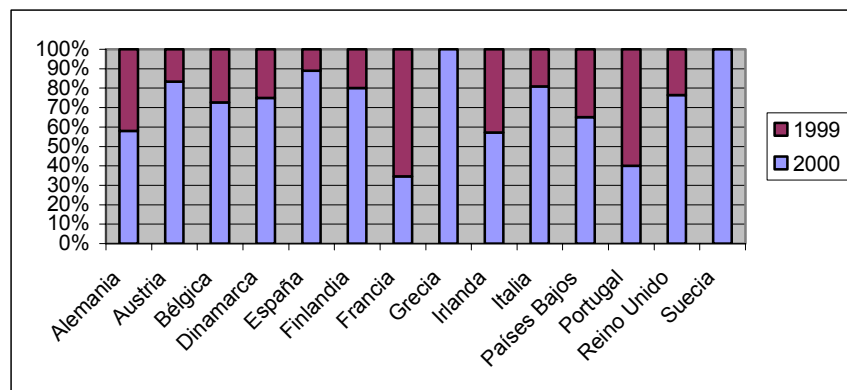
País	Total compañías	Fecha último rating	Último estado contable
Alemania	50	2000: 29	1999: 13; 1998: 16
		1999: 21	1999: 9; 1998: 11; 1997: 1
Austria	18	2000: 15	1999: 8; 1998: 7
		1999: 3	1999: 1; 1998: 1; 1997: 1
Bélgica	11	2000: 8	1999: 1; 1998: 7
		1999: 3	1999: 1; 1998: 1; 1997: 1
Dinamarca	12	2000: 9	1999: 4; 1998: 5
		1999: 3	1998: 3
España	18	2000: 16	1999: 2; 1998: 14
		1999: 2	1998: 2
Finlandia	5	2000: 4	1998: 4
		1999: 1	1998: 1
Francia	26	2000: 9	1999: 4; 1998: 5
		1999: 17	1999: 1; 1998: 14; 1997: 2
Grecia	1	2000: 1	1998: 1
		1999: 0	0
Irlanda	7	2000: 4	1998: 4
		1999: 3	1999: 1; 1998: 2
Italia	21	2000: 17	1999: 2; 1998: 15
		1999: 4	1998: 1; 1997: 3
Luxemburgo	0	-	0
Países Bajos	20	2000: 13	1999: 4; 1998: 9
		1999: 7	1999: 2; 1998: 5
Portugal	5	2000: 2	1999: 1; 1998: 1
		1999: 3	1998: 3
Reino Unido	55	2000: 42	1999: 27; 1998: 15
		1999: 13	1999: 7; 1998: 6
Suecia	8	2000: 8	1999: 4; 1998: 4
		1999: 0	0
TOTAL	257	2000: 177	1999: 70; 1998: 107
		1999: 80	1999: 22; 1998: 50; 1997: 8

Fuente: Elaboración propia.

Características temporales de la muestra

Tabla 4.21

En consecuencia, existen algunas diferencias respecto al periodo temporal de referencia de los ratings en los distintos países; estas peculiaridades se resumen en la Figura 4.15.



Fuente: Elaboración propia.

Diferencias temporales entre los ratings de los países

Figura 4.15

De esta forma, todos los países analizados, a excepción de Francia, tienen asignados mayoritariamente ratings para el año 2000, destacando el caso de Suecia, en el que la totalidad de las calificaciones de las empresas hacen referencia al último año considerado. Por lo que respecta al retraso medio entre el año de referencia de los últimos estados contables de la entidad (fecha de cierre) y el año de elaboración del rating, éste es, por término medio, de 1,37 años, si bien se observan asimismo diferencias entre los distintos países:

Alemania: 1,16; Austria: 1,39; Bélgica: 1,64;
 Dinamarca: 1,42; España: 1,79; Finlandia: 1,00;
 Francia: 1,22; Grecia: 2,00; Irlanda: 1,43;
 Italia: 1,86; Países Bajos: 1,35; Portugal: 1,20;
 Reino Unido: 1,15; Suecia: 1,50.

A la vista de estos resultados, cabe destacar la premura en la elaboración y actualización de ratings correspondiente a los países más fuertes de la Unión Europea (Alemania, Reino Unido, Finlandia, Francia, Países Bajos), y el mayor retraso relativo de los ratings relacionados con las compañías de los países tradicionalmente considerados más débiles (Grecia, España). Por su parte, Portugal dispone también de un rápido proceso de elaboración de ratings, que se retrasa progresivamente para Suecia, Bélgica e Italia. Las causas de esta aparente relación entre el nivel de desarrollo del país y el horizonte temporal de referencia del rating son múltiples, entre las que se puede citar el distinto nivel de exigencia de las legislaciones nacionales respecto al depósito de cuentas, la mayor o menor necesidad de realizar ajustes sobre las cifras contables inicialmente publicadas, la existencia o no de fuentes de información ágiles y seguras, etc.

Por otro lado, se ha observado que las compañías analizadas presentan en todos los casos calificaciones en la escala de inversión (AAA a B-), distribuidas como sigue:

País	AAA	AA (+,-)	A (+,-)	BBB (+,-)	BB (+,-)	B (+,-)	TOTAL
Alemania	0	10	19	17	4	0	50
Austria	0	0	6	10	2	0	18
Bélgica	0	0	2	7	0	2	11
Dinamarca	0	0	3	8	1	0	12
España	0	1	5	9	3	0	18
Finlandia	0	0	1	2	1	1	5
Francia	0	1	8	11	3	3	26
Grecia	0	0	0	0	1	0	1
Irlanda	0	0	2	4	0	1	7
Italia	0	0	5	9	4	3	21
Países Bajos	0	1	10	6	3	0	20
Portugal	0	0	1	3	1	0	5
Reino Unido	0	3	15	23	5	9	55
Suecia	0	0	1	4	2	1	8
TOTAL	0	16	78	113	30	20	257
TOTAL (%)	0%	6,23%	30,35%	43,97%	11,67%	7,78%	100,00%

Fuente: Elaboración propia.

Distribución de ratings en la muestra
Tabla 4.22

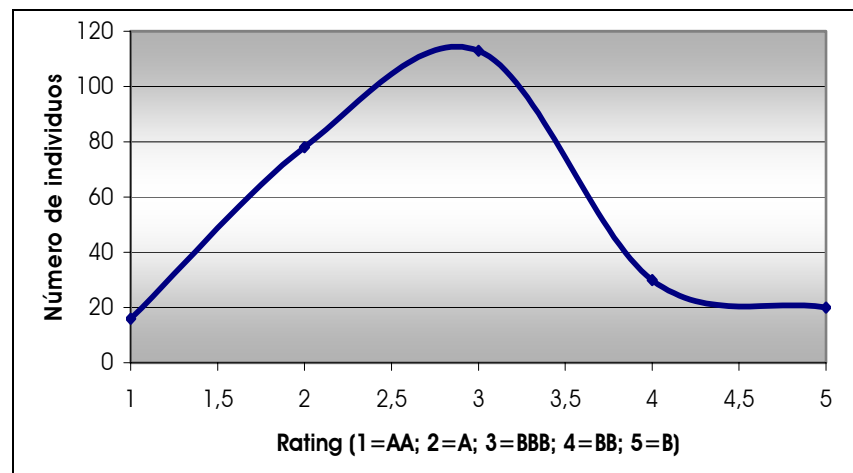
A partir de la tabla previa, si se otorga a cada categoría de rating una ponderación representativa de su riesgo relativo, tal que: AAA=0; AA=1; A=2; BBB=3; BB=4; B=5, pueden observarse los siguientes comportamientos para los distintos países:

Alemania: 1,29;	Austria: 1,78;	Bélgica: 2,18;
Dinamarca: 1,83;	España: 1,79;	Finlandia: 2,40;
Francia: 1,93;	Grecia: 3,00;	Irlanda: 2,00;
Italia: 2,24;	Países Bajos: 1,55;	Portugal: 2,00;
Reino Unido: 2,04;	Suecia: 2,37.	

De esta forma, las compañías alemanas son las que presentan una mayor fortaleza financiera, seguidas de las holandesas, las austriacas, las españolas y las danesas. Por su parte, las empresas con ratings más débiles se concentran en Grecia y, a cierta distancia, en Finlandia, Suecia, Italia y Reino Unido.

Asimismo, el análisis de la Tabla 4.20 permite observar una característica de gran importancia para nuestro estudio: ninguna de las empresas consideradas supera el rating soberano otorgado a su país de origen y sólo una empresa se sitúa en la misma escala que éste; no obstante, esta entidad, de origen español, obtiene un rating de AA-, mientras que la calificación nacional se sitúa en AA+.

Ahora bien, de acuerdo con la tabla previa, existen diferencias significativas entre el número de entidades calificadas en cada categoría, que presentan una distribución próxima a una campana de Gauss (Figura 4.16). Así, tan sólo el 6,23% de las aseguradoras es calificado con “AA”, mientras que el 43,97% pertenece a la categoría “BBB”, esto es, existe una diferencia de 1 a 7 entre ambas clases. Estas diferencias en tamaño dan lugar al denominado problema de la “proporcionalidad” (*“proportionality”*) y, relacionado con éste, al “sesgo de la muestra” (*“sample bias”*). La existencia de categorías con un número de individuos significativamente superior al de otros grupos, da lugar a un sesgo del modelo hacia los grupos más numerosos, en perjuicio de aquéllos con menor número de individuos.



Fuente: Elaboración propia.

Frecuencia de aseguradoras en cada categoría
Figura 4.16

Ante esta situación, se plantea como alternativa la posibilidad de seleccionar una muestra no aleatoria de individuos, de forma que todas las categorías tengan el mismo tamaño. Esta opción, denominada “*choice-based sample biases*”, supone un sobre muestreo de las categorías menos numerosas, y ha sido habitualmente empleado en el análisis de problemas binarios, tales como la quiebra empresarial o el otorgamiento de créditos a clientes bancarios. Por ejemplo, BAESENS *et al.* (2003) observan la presencia de una proporción de fracasos (o créditos no otorgados) del orden del 50% al 70-80% en las muestras de entrenamiento para la mayoría de los estudios empíricos en este ámbito.

Aunque este procedimiento puede causar diversos problemas tales como la sobreestimación de la capacidad predictiva del modelo, la distorsión de los diversos coeficientes, o el sesgo de las probabilidades estimadas, su empleo en el ámbito binario suele fundamentarse en tres razones básicas:

- ✓ Diversos estudios han demostrado que los efectos distorsionantes pueden solventarse mediante la aplicación de técnicas de ajuste a posteriori (MORRISON, 1976; ALTMAN *et al.*, 1977), por lo que no suponen una variación significativa en los resultados de los análisis (ZMIJEWSKI, 1984).
- ✓ La existencia de un reducido número de entidades quebradas (o, recíprocamente, de créditos no concedidos), provoca que, si no se consideran procesos de sobre muestreo, no se modelicen correctamente todos los comportamientos de estas entidades, al centrarse el análisis en el subgrupo de individuos sanos.
- ✓ Dado que el coste de calificar como “positivo” (sano) a un individuo “negativo” (quebrado) es superior al coste de calificar como “negativo” a un individuo “positivo” (error tipo I versus error tipo II), la sobre inclusión de individuos negativos mejora el resultado final del análisis, si este resultado se mide en términos de coste-beneficio (“*cost-profitability analysis*”). Por el contrario, si el resultado se mide en términos de capacidad predictiva, los resultados son mejores para el modelo sin sobre muestreo (HUANG *et al.*, 2004).

Ahora bien, cuando el análisis considera la presencia de más de dos categorías, la conveniencia del sobre muestreo de las clases menos numerosas se reduce, dado que se generan modelos sesgados sin que ello suponga una mejora en su capacidad predictiva, razón por la cual la mayoría de los estudios empíricos han optado por la consideración de muestras aleatorias no emparejadas⁴⁹.

De esta forma, la selección no aleatoria del mismo número de individuos por categoría sólo estaría justificada si el coste de los errores fuera distinto para cada clase. Así, con carácter general, la proporción de individuos de cada categoría que se incluyen en la muestra responde a la ecuación:

$$\text{Proporción\_muestral\_categoría}_i = \text{Proporción\_poblacional\_categoría}_i \times \text{Coste\_error\_categoría}_i$$

⁴⁹ En los últimos años, sólo DALLAS (1993) emplea técnicas de sobre muestreo, al incluir en la muestra de análisis 10 individuos de cada una de las seis categorías analizadas.

Considerando el problema de caracterización del rating de las entidades aseguradoras europeas, dado que la muestra analizada coincide con la población de empresas calificadas, el empleo de sobre muestreo de datos supondría implícitamente la inclusión de las siguientes relaciones entre los costes de error por categorías:

	AA	A	BBB	BB	B
AA	-	4,875	7,063	1,875	1,250
A	0,205	-	1,449	0,385	0,256
BBB	0,142	0,690	-	0,265	0,177
BB	0,533	2,600	3,767	-	0,667
B	0,800	3,900	5,650	1,500	-

Fuente: Elaboración propia.

Costes implícitos relativos de los distintos ratings
Tabla 4.23

A la vista de esta tabla, parece difícil argumentar que, por ejemplo, el error asociado con la categoría menos solvente ("B") es tan sólo del 80% respecto al error asociado con la categoría más solvente ("AA"), esto es, resultaría más costoso para la empresa clasificar erróneamente a una empresa fuerte que a una empresa con debilidad crediticia, lo que va en contra de la Teoría Económica generalmente aceptada.

Este comportamiento se observa en otros pares de categorías ("AA" versus "A", "BBB" y "BB"; "A" versus "BBB"; "BB" versus "B"), por lo que no existen razones objetivas que justifiquen la aplicación de técnicas de sobre muestreo.

De esta forma, se ha considerado la muestra inicialmente propuesta, lo que supone asumir implícitamente la igualdad de coste para los errores de las distintas categorías, si bien para algunos modelos se analizará particularmente el sesgo derivado de un posible sobre muestreo, al objeto de conseguir una visión más global del problema analizado.

4.4.1.2. Variables del modelo

A continuación se analizan los datos más relevantes de las variables utilizadas para el estudio del rating de las aseguradoras comunitarias pertenecientes al ramo "no vida", para el periodo "enero 1999- agosto 2000".

4.4.1.2.1. Variable dependiente

La variable dependiente considerada en el análisis es la calificación otorgada por la empresa S&P respecto a la fortaleza financiera de las 257 entidades analizadas (ratings tipo "pi"), como variable indicativa de la solvencia/insolvencia de tales entidades.

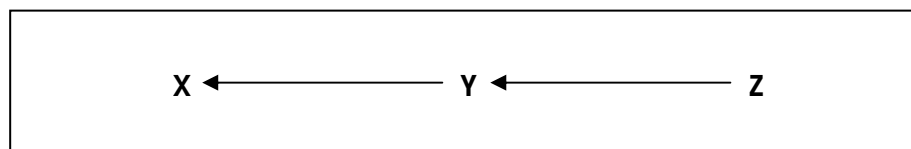
Se trata, pues, de una variable categórica, que a efectos de su tratamiento y modelización se ha medido en escala ordinal, relacionándola con el riesgo vinculado a cada categoría como sigue:

- 1: empresas calificadas como AA+, AA o AA- (mínimo riesgo)

- 2: empresas calificadas como A+, A o A-
- 3: empresas calificadas como BBB+, BBB, o BBB-
- 4: empresas calificadas como BB+, BB o BB-
- 5: empresas calificadas como B+, B o B- (máximo riesgo)

Como puede observarse, la definición de cada categoría tiene en cuenta todos los posibles modificadores de intensidad incluidos en el rating (“+” o “-”), ya que únicamente tres individuos de la muestra se ven afectados por ellos. De esta forma, se obtienen cinco clases diferenciadas, con un número suficiente de ejemplos en cada clase (la menor categoría consta de 16 individuos) frente a las 15 clases que se obtendrían si se considera de forma independiente cada intensificador.

Por lo que respecta a la escala ordinal, cabe recordar que su principal característica es la representación de categorías de forma ordenada, permitiendo establecer comparaciones (“mayor” o “menor”) entre los individuos para el atributo analizado (Figura 4.17).



Fuente: Elaboración propia.

Escala ordinal
Figura 4.17

En este sentido, también podría haberse empleado una escala de intervalo, si bien ello implicaría suponer que la distancia relativa entre los distintos ratings (una vez ordenados) es constante a lo largo de la escala, estableciendo una hipótesis de partida que no tiene por qué ser cierta.

4.4.1.2.2. Variables independientes

Al igual que ocurría en el caso de la insolvencia bancaria, no existe un conjunto formal de variables explicativas aceptada por la generalidad de los estudiosos en el ámbito de la solvencia de entidades aseguradoras y, particularmente, de los ratings de fortaleza financiera a ellas asociados.

No obstante, existe un consenso bastante generalizado respecto a la utilidad de los ratios financieros como variables explicativas de la solvencia. Así, en el ámbito estadounidense, los reguladores aplican mayoritariamente el mecanismo de detección de insolvencias conocido como “*NAIC Insurance Regulatory Information System*”⁵⁰, adoptado en 1974, que considera 11 ratios fundamentales para el ramo “no vida”, estableciendo distintos umbrales de aceptabilidad (Tabla 4.24).

⁵⁰ La “*Nacional Association of Insurance Commissioners*” (NAIC), creada en 1871, es una organización que integra a los comisarios en el ámbito asegurador de los 50 estados integrantes de EE.UU., al objeto de que intercambien ideas y coordinen las actividades reguladoras, reuniéndose dos veces al año. Desde su creación, este organismo ha ejercido una gran influencia en las normas legales finalmente adoptadas.

Ratio	Formula	Aceptable
Primas respecto a neto	$\frac{\text{Primas netas suscritas(PNS)}}{\text{Neto}} \times 100$	$\leq 300 \%$
Cambio en las primas suscritas	$\frac{\text{PNS}_{\text{año actual}} - \text{PNS}_{\text{año anterior}}}{\text{PNS}_{\text{año anterior}}} \times 100$	$< \pm 33\%$
Reservas por reaseguro	$\frac{\text{Reservas derivadas de reaseguro}}{\text{Reservas}} \times 100$	$< 25\%$
Ratio de operaciones generales	$[\text{Ratio combinado} - \text{Ingresos por inversiones}] \times 100,$ donde: $\text{Ratio combinado} = \frac{\text{Pérdidas}}{\text{Primas ganadas}} + \frac{\text{Gastos}}{\text{Primas suscritas}}$	$< 100\%$
Rendimiento de la inversión	$\frac{\text{Ingresos netos por inversiones}}{\text{Activos medios invertidos}} \times 100$	$> 5.0\%$
Cambio en el ratio de reservas	$\frac{\text{Cambio en reservas ajustadas}}{\text{Reservas ajustadas del año anterior}} \times 100$	$< 50\%$
Obligaciones respecto a activos líquidos	$\frac{\text{Obligaciones}}{\text{Activos líquidos}} \times 100$	$< 105\%$
Cuentas de agentes respecto a reservas	$\frac{\text{Cuentas de agentes en curso de obtención}}{\text{Reservas}} \times 100$	$< 40\%$
Dotación de provisiones técnicas respecto a primas	$\frac{\text{Dotación de provisiones técnicas}}{\text{Reservas}} \times 100$	$< 25\%$
Dotación de provisiones técnicas respecto a primas (dos años)	$\frac{\text{Dotación de provisiones técnicas respecto a dos años}}{\text{Reservas del segundo año}} \times 100$	$< 25\%$
Estimación de la deficiencia actual de provisiones respecto a reservas	$\frac{\text{Deficiencia estimada de provisiones técnicas}}{\text{Reservas}} \times 100$	$< 25\%$

Fuente: Adaptado de VAUGHAN (1997), pág. 275.

Indicadores de solvencia de aseguradoras no vida según la NAIC (EE.UU.) Tabla 4.24

Los ratios propuestos por la NAIC pueden agruparse en cuatro categorías fundamentales:

- ✓ *Ratios de operaciones generales:* Los primeros tres ratios analizan las actividades operativas típicas de la entidad, relacionadas con la captación de primas, la constitución de reservas y el desarrollo de operaciones de reaseguro.
- ✓ *Ratios de rentabilidad:* Los ratios cuarto, quinto y sexto analizan la rentabilidad relativa de la entidad, tanto en el ámbito operacional como inversor.
- ✓ *Ratios de liquidez:* El séptimo y octavo ratios consideran la liquidez de la empresa, esto es, la capacidad de cumplimiento de las obligaciones con los asegurados.

- ✓ *Ratios de provisiones técnicas:* Los tres últimos ratios analizan las provisiones técnicas dotadas por la entidad, al objeto de determinar si éstas son suficientes para cubrir las necesidades actuales y futuras.

Las desviaciones de la empresa respecto a los estándares establecidos por la NAIC se consideran indicadoras de la necesidad de un análisis más profundo, especialmente si el número de desviaciones es igual o mayor que cuatro.

Si bien este sistema ha proporcionado a lo largo de las últimas décadas información muy válida para los reguladores norteamericanos, en 1999 un informe de la GAO (*"General Accounting Office"*) consideraba la necesidad de incluir información adicional para mejorar su utilidad real y, especialmente, para acelerar el proceso de obtención de información.

Por su parte, recientemente A.M. Best y S&P han proporcionado esquemas un poco más específicos de algunos de los indicadores cuantitativos utilizados para el otorgamiento de calificaciones, aunque no relativos a todas las categorías que influyen en el rating. Los indicadores proporcionados pueden servir de guía para la formulación de variables explicativas a efectos de la presente Memoria (Tabla 4.25).

Asimismo, en el ámbito español autores como MILLÁN AGUILAR (2000) y FERNÁNDEZ RUIZ (2000) han tratado de establecer un conjunto de indicadores específicos para el análisis de la solvencia de las aseguradoras que operan en el territorio nacional. Estos análisis, basados en ratios contables a partir de los estados financieros, identifican tres categorías fundamentales de indicadores, analizados a continuación:

- Ratios de patrimonio.
- Ratios de resultado operativo.
- Ratios de resultado no operativo.

A.M. BEST		STANDARD & POOR'S	
Análisis del Balance: <i>Tests de capitalización</i>	Cambio en las primas netas suscritas	Gestión y estrategia corporativa <i>Primas</i>	Primas netas/Fondos propios
	Primas netas suscritas/Neto		Primas brutas/Fondos propios
	Pasivo exigible/Neto		Variación en las primas netas
	Apalancamiento neto	Gestión y estrategia corporativa <i>Reaseguro</i>	Variación en las primas brutas
	Apalancamiento por reaseguro cedido		Primas netas/Primas brutas
	Apalancamiento bruto		Derechos de cobro por seguro/Fondos propios ajustados
Análisis del Balance: <i>Tests de reservas</i>	Neto ajustado/ Requerimientos de capital mínimo	Activos y Liquidez	Derechos de cobro por seguro/Activo total
	Reservas técnicas/Neto		Provisiones técnicas/ Activo líquido
	Sobre-estimación o infla-valoración del neto en años anteriores		Pasivo exigible/ Activo líquido
Análisis del Balance: <i>Tests de liquidez</i>	Variación de las primas netas suscritas		Inversiones financieras/ Fondos propios
	Pasivo exigible /Caja y asimilados		Ingresos por inversiones/activo total medio _{media 2años}
	Pasivo exigible/Activo circulante		Ingresos netos y resultados por inversiones/activo medio _{media 2años}
	Pasivo exigible/Activo total	Inversión y resultados	<i>Ratio combinado:</i> Gastos reaseguro, gestión y comisiones/ Primas netas suscritas + Pérdidas netas/Primas netas ganadas
	Cash flow operativo		Gastos reaseguro, gestión y comisiones/ Primas netas suscritas
	Inversiones en bonos especulativos/Neto		Pérdidas netas/Primas netas ganadas
Análisis del Balance: <i>Tests de rentabilidad</i>	Resultado neto/ Volumen de negocio		Ratio combinado _{media 2años}
	Resultado operativo/ Volumen de negocio		Ratio operativo global = Ratio combinado – Ingresos netos por inversiones/Primas netas
	Ratio combinado después de dividendos		Resultado operativo/Ingresos netos por inversiones
	Resultado ordinario antes de impuestos/Negocio asegurador e inversor		(Resultado operativo/Ingresos netos por inversiones) _{media 2 años}
	Resultado operativo antes de impuestos/ Primas netas suscritas		Resultado antes de impuestos/ Fondos propios
	Resultado antes de intereses e impuestos/ Activo total		Cambio en neto
	Variación del neto	Provisiones y reservas	(Provisiones técnicas+ Neto)/ Primas netas suscritas
	Resultado después de impuestos/Neto		Provisiones técnicas/ Primas netas suscritas
			Provisiones técnicas/Neto
			Provisiones para perdidas, consolidadas y otras reservas técnicas/Primas netas
			Provisiones para perdidas, consolidadas y otras reservas técnicas/Fondos propios

Fuente: Adaptado de A.M. BEST (2004a; 2004b) y STANDARD & POOR'S (2000)

Determinación de ratings a través de ratios cuantitativos

Tabla 4.25

❶ *Ratios de patrimonio.* Se consideran, entre otros, indicadores de:

- *Equilibrio financiero:* $\left(\frac{\text{Inversiones} + \text{Tesorería}}{\text{Provisiones técnicas} + \text{depósitos recibidos}} \right),$
- *Equilibrio patrimonial:* $\left(\frac{\text{Neto patrimonial}}{\text{Inmovilizado} + \text{Activo operativo} - \text{Pasivo operativo}} \right),$
- *Cobertura:* $\left(\frac{\text{Provisión de primas no consumidas} + \text{Provisión de riesgos en curso} + \text{Provisión de siniestros pendientes}}{\text{Ingresos brutos}} \right),$
- *Apalancamiento neto:* $\left(\frac{\text{Ingresos brutos} + \text{Provisiones técnicas}}{\text{Recursos propios}} \right) \text{ y}$
- *Exceso de margen de solvencia* $\left(\frac{\text{Patrimonio propio de la sociedad}}{\text{Margen de solvencia obligatorio}} \right).$

❷ *Ratios de resultado operativo.* Destacan, entre otros, los cocientes relacionados con:

- *Incremento de las primas:* $\left(\frac{\text{Incremento de primas}}{\text{Primas año anterior}} \right),$
- *Estructura de negocio:* $\left(\frac{\text{Ingresos del ramo X}}{\text{Total de ingresos no vida}} \right),$
- *Cuota de mercado:* $\left(\frac{\text{Ingresos de la sociedad}}{\text{Ingresos del sector}} \right),$
- *Análisis de pólizas:* $\left(\frac{\text{Incremento neto de pólizas}}{\text{Pólizas vivas al inicio del ejercicio}} \right),$
- *Política de precios:* $\left(\frac{\text{Volumen de ingresos}}{\text{Nº pólizas emitidas/renovadas dur. ejercicio}} \right),$
- *Concentración del riesgo:* $\left(\frac{\text{Capitales asegurados}}{\text{Nº pólizas en vigor}} \right),$
- *Gestión de la siniestralidad:* $\left(\frac{\text{Gastos técnicos}}{\text{Ingresos adquiridos}} \right), \left(\frac{\text{Nº de siniestros ocurridos}}{\text{Nº medio pólizas en vigor}} \right),$
- *Desviaciones de la provisión por siniestros* $\left(\frac{\text{Provisión para siniestros pendientes}}{\text{Nº siniestros pendientes de pago}} \right),$
- *Gestión del reaseguro cedido* $\left(\frac{\text{Ingresos del reaseguro cedido}}{\text{Ingresos del seguro cedido}} \right) \text{ y}$
- *Margen técnico* $\left(\frac{\text{Margen técnico}}{\text{Ingresos brutos}} \right).$

❸ *Ratios de resultado no operativo.* Se incluyen, entre otros, los cocientes relacionados con:

- *Comisiones:* $\left(\frac{\text{Comisiones netas}}{\text{Ingresos brutos}} \right),$

- *Gastos indirectos* $\left(\frac{\text{Gastos de agencia}}{\text{Ingresos brutos}} \right)$,
- *Gastos de explotación* $\left(\frac{\text{Gastos de explotación}}{\text{Ingresos brutos}} \right)$,
- *Margen directo* $\left(\frac{\text{Margen directo}}{\text{Ingresos brutos}} \right)$,
- *Ratio combinado* $\left(\frac{\text{Gastos técnicos}}{\text{Ingresos adquiridos}} + \frac{\text{Gastos de gestión}}{\text{Ingresos suscritos}} \right)$,
- *Margen financiero* $\left(\frac{\text{Resultado financiero neto}}{\text{Resultado financiero bruto}} \right)$,
- *Umbral de rentabilidad y apalancamiento financiero.*

A partir de estas aportaciones, en el presente Capítulo se plantea la aproximación al riesgo de crédito de las entidades aseguradoras europeas a través de sus ratings de fortaleza financiera, tratando de caracterizar a estas calificaciones mediante ratios procedentes de su Balance y Cuenta de Pérdidas y Ganancias anuales.

Antes de proceder a la definición de las variables explicativas a utilizar puede resultar de interés analizar brevemente las obligaciones contables y la estructura y composición de los estados financieros presentados por estas empresas, al objeto de conocer el grado de detalle y relevancia de la información contable suministrada por estas empresas.

La contabilidad consistente y exacta resulta vital en el ámbito de las instituciones financieras y las empresas de seguros, pues la esencia de su negocio consiste en la gestión simultánea de dos carteras de reclamaciones de indemnización financiera, definidas por los activos y pasivos de la entidad (INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION, 2004, pág. 32). De esta forma, el éxito en la gestión depende de la precisión en la valoración de los activos y pasivos, si bien los instrumentos financieros que los integran están sujetos a fluctuaciones de valor de acuerdo a las tasas de interés, los valores de crédito y los propios estados de la naturaleza. Como consecuencia, los aspectos básicos de la Contabilidad de Seguros incluyen:

- Los criterios para la admisibilidad de activos.
- La metodología de valoración de activos, tal como la valoración de bonos.
- La metodología de valoración de pasivos de seguros, tales como las provisiones técnicas.
- El descuento de pasivos de seguros, con efectos en el neto y en los ingresos sujetos a tributación.
- La determinación de las provisiones para primas no ganadas.
- El tratamiento de las ganancias de capital no realizadas.
- El reconocimiento de los costes de adquisición diferidos.

Dado que la muestra analizada considera las entidades aseguradoras del ramo “no vida” que operan en la Unión Europea, cabe recordar las principales normas

contables en este ámbito, analizadas en el *Capítulo 1* (IV Directiva, NIIF 4, Directiva 2002/13/CE) con especial incidencia en la normativa española, que servirá de referencia para la comparación con las obligaciones contables del conjunto de aseguradoras europeas analizadas.

En el ámbito español, la Contabilidad individual y la formulación de las cuentas de los grupos consolidables de entidades aseguradoras, se rigen por las siguientes normas, con la prelación que se indica (FERNÁNDEZ RUIZ, 2000, pág. 59):

- ✓ El Plan de Contabilidad de las Entidades Aseguradoras (en adelante, PCEA 1997), aprobado por Real Decreto 2014/1997, debidamente modificado por el Real Decreto 996/2000 y por el Real Decreto 298/2004.
- ✓ Las normas específicas de seguros que desarrollan al PCS 1997.
- ✓ Las normas contenidas en el Código de Comercio (art 25 y siguientes).
- ✓ El Plan General de Contabilidad de 1990 (Real Decreto 1643/1990).
- ✓ Las demás disposiciones de la legislación mercantil en materia contable (Ley de Sociedades Anónimas de 22 de diciembre de 1989, fundamentalmente).

De acuerdo con estas normas, las principales obligaciones contables de las entidades aseguradoras son:

- *Ejercicio económico*: Coincide con el año natural.
- *Realización de la Contabilidad*: La Contabilidad no debe presentar un retraso superior a tres meses.
- *Cuentas trimestrales*: Deben elaborarse, al menos, cuentas trimestrales integradas por:
 - Balance trimestral.
 - Cuenta de Pérdidas y Ganancias trimestral, dividida en Cuenta técnica de seguros vida y no vida y Cuenta no técnica.
 - Memoria trimestral, que incluye el estado de cobertura de las provisiones técnicas (y su inversión), el estado de margen de solvencia y el estado del fondo de garantía.
- *Contabilidad separada para los seguros de vida y no vida*: Las aseguradoras autorizadas en el ramo vida y en ramos no vida deben llevar la Contabilidad de forma separada para ambos tipos de actividad.
- *Conservación de libros y documentos*: Las aseguradoras deben llevar y conservar los libros, soportes, correspondencia, documentación y justificantes correspondientes a su negocio, debidamente ordenados, en los términos establecidos por la legislación mercantil.
- *Información estadístico contable anual*: Las compañías deben remitir a la Dirección General de Seguros las Cuentas Anuales, información estadístico-contable referida al ejercicio económico y, en su caso, el informe de auditoría. La información estadístico-contable incluye datos referentes al Balance, Cuentas de Pérdidas y Ganancias general y por ramos y Memoria.
- *Cuentas anuales e información consolidada*: Las entidades obligadas a formular cuentas consolidadas deben remitir a la Dirección General de Seguros las

Cuentas Anuales Consolidadas, la información estadístico-contable consolidada y el informe de auditoría sobre las Cuentas Consolidadas.

- *Información estadístico-contable trimestral:* Las grandes empresas aseguradoras están obligadas también a remitir a la Dirección General de Seguros información estadístico-contable trimestral.

De acuerdo con lo anterior, las Cuentas Anuales de las aseguradoras que ejerzan actividades en territorio español estarán integradas por el Balance, la Cuenta de Pérdidas y Ganancias (desglosada) y la Memoria. Los modelos de estos estados se recogen en el PCS 1997, resumiéndose en la Tabla 4.26.

BALANCE PÚBLICO	
ACTIVO	PASIVO
A. Accionistas por desemb. no exigidos B. Activos inmateriales, gastos de establecimiento y gastos a distribuir en varios ejercicios C. Inversiones Inversiones materiales Inversiones financieras en emp. grupo y asociadas Otras inversiones financieras Depósitos constituidos por reaseguro aceptado D. Inversiones por cuenta de los tomadores de seguros de vida que asuman el riesgo de la inversión D.bis. Provisiones técnicas del reaseguro cedido y retrocedido E. Créditos Créditos por operaciones de seguro directo Créditos por operaciones de coaseguro Accionistas por desemb. no exigidos Créditos fiscales, sociales y otros Provisiones (a deducir)	A. Capital y reservas Capital suscrito o fondo mutual Prima de emisión Reservas de revalorización Reservas Acciones propias para disminución de capital (a deducir) Resultados de ejercicios anteriores pendientes de aplicación Resultado del ejercicio A.bis. Ingresos a distribuir en var. ejercicios B. Pasivos subordinados C. Provisiones técnicas Provisiones para primas no consumidas y riesgos en curso Provisiones de seguros de vida Provisiones para prestaciones Provisiones para participación en beneficios y para extornos Provisiones para estabilización Otras provisiones técnicas D. Provisiones técnicas relativas al seguro de vida cuando el riesgo de inversión lo asumen los tomadores E. Provisiones para riesgos y gastos F. Depósitos recibidos por reaseguro cedido G. Deudas H. Ajustes por periodificación
TOTAL ACTIVO	TOTAL PASIVO

Fuente: Elaboración propia a partir del PCEA 1997.

Modelos de Balance y Cuenta de Pérdidas y Ganancias de las entidades aseguradoras
Tabla 4.26 (I)

CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS PÚBLICA	
I. Cuenta técnica-seguro no vida	
I.1. Primas imputadas al ejercicio, netas de reaseguro	
I.2. Ingresos de las inversiones	
I.3. Otros ingresos técnicos	
I.4. Siniestralidad del ejercicio, neta de reaseguro	
I.5. Variación de otras provisiones técnicas, netas de reaseguro	
I.6. Participación en beneficios y extornos	
I.7. Gastos de explotación netos	
I.8. Variación de la provisión de estabilización	
I.9. Otros gastos técnicos (+ ó -)	
I.10. Gastos de las inversiones	
I.11. Subtotal (resultado de la cuenta técnica del seguro no vida)	
II. Cuenta técnica-seguro de vida	
II.1. Primas imputadas al ejercicio, netas de reaseguro	
II.2. Ingresos de las inversiones	
II.3. Plusvalías no realizadas de las inversiones	
II.4. Otros ingresos técnicos	
II.5. Siniestralidad del ejercicio, neta de reaseguro	
II.6. Variación de otras provisiones técnicas netas de reaseguro (+ ó -)	
II.7. Participación en beneficios y extornos	
II.8. Gastos de explotación netos	
II.9. Otros gastos técnicos	
II.10. Gastos de las inversiones	
II.11. Minusvalías no realizadas de las inversiones	
II.12. Subtotal (resultado de la cuenta técnica del seguro de vida)	
III. Cuenta no técnica	
III.1. Resultado de la cuenta técnica del seguro no vida	
III.2. Resultado de la cuenta técnica del seguro de vida	
III.3. Ingresos de las inversiones	
III.4. Gastos de las inversiones	
III.5. Otros ingresos	
III.6. Otros gastos	
III.7. Ingresos extraordinarios	
III.8. Gastos extraordinarios	
III.9. Impuesto sobre beneficios	
III.10. Resultado del ejercicio	

Fuente: Elaboración propia a partir del PCEA 1997.

**Modelos de Balance y Cuenta de Pérdidas y Ganancias de las entidades
aseguradoras
Tabla 4.26 (y II)**

Por su parte, la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV) recoge el siguiente modelo de Cuenta de Pérdidas y Ganancias, ligeramente diferente para las aseguradoras cotizadas (Tabla 4.27).

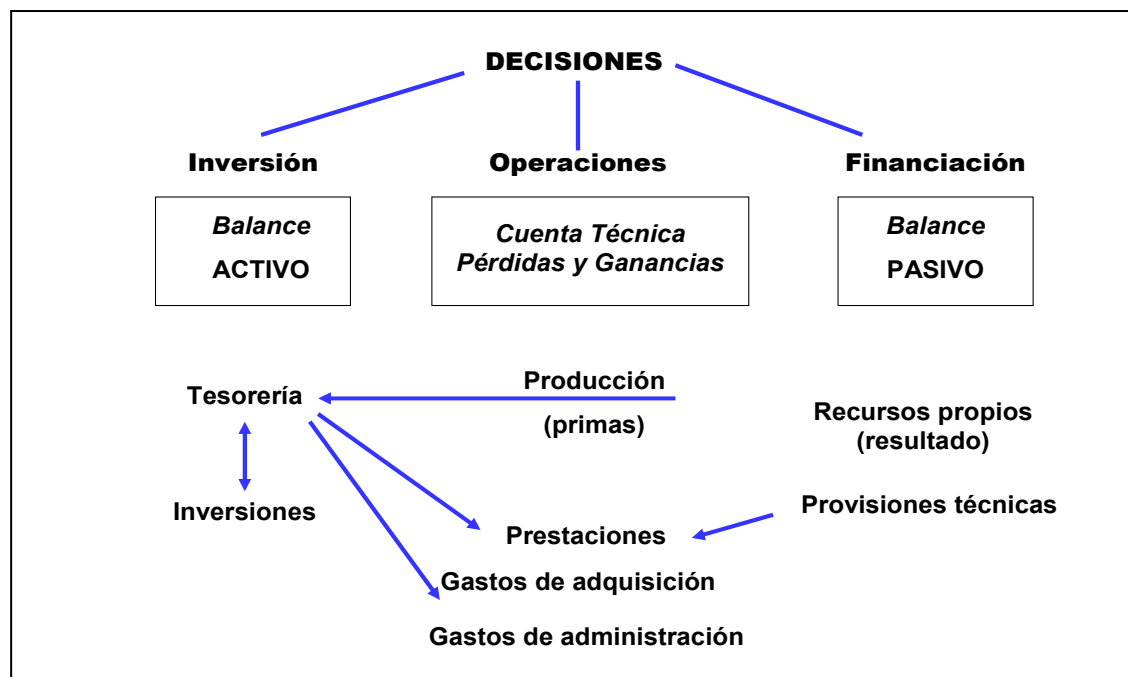
CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS PÚBLICA	
I. Primas adquiridas netas (directo y aceptado)	
II. Primas reaseguro netas (cedido y retrocedido)	
A) PRIMAS Y RECARGOS NETOS (I-II)	
III. Gastos técnicos (directo y aceptado)	
IV. Gastos técnicos reaseguro (cedido y retrocedido)	
B) GASTOS TÉCNICOS (III-IV)	
V. Comisiones y participaciones (directo y aceptado)	
VI. Otros gastos de explotación (directo)	
VII. Comisiones y participaciones (cedido y retrocedido)	
C) COMISIONES Y GASTOS EXPLOTACIÓN (V+VI+VII)	
VIII. Otros ingresos de explotación	
IX. Intereses aplicados provisiones matemáticas vida	
D) RESULTADO TÉCNICO (A-B-C+VIII+IX)	
X. Ingresos financieros aplicados a explotación	
XI. Gastos financieros aplicados a explotación	
XII. Intereses aplicados provisiones matemáticas vida	
E) RESULTADO TÉCNICO FINANCIERO (D+X-XI-XII)	
XIII. Resultados financieros del patrimonio	
F) RESULTADO ORDINARIO (E +/- XIII)	
XIV. Resultados extraordinarios	
G) RESULTADO ANTES DE IMPUESTOS (F +/- XIV)	
XV. Impuesto sobre beneficios	
= RESULTADO DEL EJERCICIO (G-XV)	

Fuente: Comisión Nacional del Mercado de Valores. <http://www.cnmv.es>

Modelo de Cuenta de Pérdidas y Ganancias según la CNMV
Tabla 4.27

De acuerdo con FERNÁNDEZ RUIZ (2000), estos modelos proporcionan una información financiera completa acerca de la situación de las entidades, que facilita la toma de decisiones respecto a los tres ámbitos principales de su actividad (Figura 4.18):

- *Inversión:* El Activo del Balance informa de las inversiones acometidas por la empresa, de carácter financiero (directo e indirecto) y real (sobre todo inversiones inmobiliarias), al invertir las reservas o provisiones técnicas.
- *Operaciones:* La información relativa a la operativa de la entidad se recoge en la cuenta de pérdidas y ganancias, donde se informa de los ingresos productivos, derivados fundamentalmente del devengo de primas, y de los gastos relacionados con las prestaciones pagadas y la gestión general de la empresa.
- *Financiación:* El Pasivo del Balance informa de las fuentes de financiación y obligaciones de la empresa, destacando los recursos propios y, particularmente, las provisiones para prestaciones y otras provisiones técnicas, y las provisiones de estabilización, consecuencia de la periodificación actuarial. Asimismo, las primas que corresponden al ejercicio siguiente dan lugar a la provisión para primas no consumidas, y la insuficiencia de las primas a la provisión para riesgos y gastos.



Fuente: Elaboración propia a partir de FERNÁNDEZ RUIZ (2000), pág. 48.

Esquema contable básico del ciclo de actividad de las entidades aseguradoras
Figura 4.18

Ahora bien, a pesar de la valiosa información proporcionada por las normas contables españolas en materia de seguros, ésta resulta insuficiente para abordar el análisis propuesto, que considera no sólo entidades nacionales sino la totalidad de aseguradoras de la UE sujetas a rating e integradas en la base “Classic®” a finales de agosto de 2000.

De esta forma, a pesar del proceso armonizador promulgado por las distintas Directivas comunitarias en el ámbito vida, en la práctica existen 15 legislaciones contables particulares que, si bien coinciden en el fondo, difieren en la forma, particularmente por lo que respecta a los modelos oficiales de Cuentas Anuales.

Estas diferencias observadas entre los distintos modelos de estados contables han llevado a Standard & Poor’s a formular unos modelos propios de Cuentas Anuales que permitan la homogeneización de los distintos estados nacionales. De esta forma, S&P establece modelos específicos de Balance y Cuenta de Resultados para las empresas aseguradoras del ramo no vida, resumidos en las Tablas 4.28 y 4.29.

BALANCE PÚBLICO	
ACTIVO	PASIVO
1. Bonos y obligaciones 2. Acciones y participaciones 3. Empresas del grupo y asociadas 4. Inmovilizado material 5. Derechos de cobro (incl. reaseguro) 6. Disponible 7. Otros activos	1. PASIVO EXIGIBLE 1.1. Provisiones técnicas 1.1.1. <i>Provisiones para pérdidas</i> 1.1.2. <i>Provisiones para primas no consum.</i> 1.1.3. <i>Provisiones consolidadas</i> 1.1.4. <i>Otras provisiones técnicas</i> 1.2. Otras obligaciones 2. Fondos propios 2.1. Capital desembolsado 2.1.1. <i>Capital</i> - 2.2.2. <i>Accionistas desemb. no exigidos</i> 2.2. Reservas Otros fondos propios + Ajuste: Revalorización de activos 2.bis. <i>Fondos propios ajustados</i>
TOTAL ACTIVO + Ajuste: Revalorización de activos	TOTAL PASIVO (1 + 2)
TOTAL ACTIVO AJUSTADO	TOTAL PASIVO AJUSTADO (1 + 2bis)

Fuente: Elaboración propia a partir de STANDARD & POORS (2000) (traducción libre).

Modelo de Balance de Situación público según S&P
Tabla 4.28

CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS PÚBLICA
I. Resultado por actividades aseguradoras I.1. Primas brutas - I.2. Reaseguro cedido = I.3. Primas netas emitidas - I.4. Incremento en las provisiones para primas no consumidas = I.5. Primas netas devengadas - I.6. Pérdidas netas incurridas * <i>Pérdidas netas pagadas</i> * <i>Aplicaciones netas a provisiones por pérdidas</i> - I.7. Gastos de reaseguro - I.8. Gastos netos por gestión y comisiones * <i>Costes por comisiones y adquisiciones</i> * <i>Comisiones por reaseguro ganado</i> * <i>Otros gastos de gestión</i> + I.9. Otros ingresos netos de la actividad aseguradora = I.10. RESULTADO POR ACTIVIDADES ASEGURADORAS
II. Resultado por inversiones y actividades diversas II.1. Ingresos netos por inversiones + II.2. Beneficios netos realizados por inversiones + II.3. Otros ingresos = II.4. RESULTADO POR INVERSIONES Y ACTIVIDADES DIVERSAS
III. Resultado antes de impuestos (I+II)

Fuente: Elaboración propia a partir de STANDARD & POORS (2000) (traducción libre).

Modelo de Cuenta de Pérdidas y Ganancias pública según S&P
Tabla 4.29

A partir de los modelos previos, cabe comentar el contenido de las principales variables utilizadas en la formulación de los modelos propuestos por S&P respecto a la información contable de las aseguradoras europeas:

❶ Balance: Activo

- *Bonos y activos*: Valores de renta fija adquiridos por la empresa, de origen público o privado.
- *Acciones y participaciones*: Valores de renta variable adquiridos por la empresa y sometidos a cotización oficial.
- *Empresas del grupo y asociadas*: Fondos invertidos en empresas del grupo y asociadas.
- *Inmovilizado material*: Terrenos, activos inmobiliarios y propiedades físicas, incluyendo las construcciones en curso.
- *Derechos de cobro*: Derechos de cobro por operaciones de tráfico, incluyendo los depósitos realizados por operaciones de reaseguro. En la Unión Europea, incluye las primas en trámite.
- *Disponible*: Caja, cuentas corrientes bancarias, certificados de depósito, letras comerciales a corto plazo y otros activos líquidos.
- *Otros activos*: Inversiones financieras en acciones sin cotización oficial, hipotecas, derivados, futuros, préstamos colaterales y otros activos no líquidos.

❷ Balance: Pasivo

- *Provisiones para pérdidas*: Cantidades provisionadas para hacer frente a reclamaciones pendientes, anunciadas o no, respecto a los riesgos aceptados.
- *Provisiones para primas no consumidas*: Provisiones para primas no devengadas.
- *Provisiones consolidadas*: Derivadas del exceso de las primas respecto a las reclamaciones pagadas en el ejercicio. Representan el saldo disponible para cubrir futuros siniestros, por lo que se aproximan al concepto de provisiones de estabilidad incluido en la normativa española.
- *Otras reservas técnicas*: Resto de reservas técnicas. En el caso de que la entidad realice también actividades secundarias del ramo “vida”, se incluyen aquí las reservas matemáticas⁵¹.
- *Otras obligaciones*: Resto de obligaciones con terceros.
- *Capital*: Capital social suscrito de la empresa.
- *Accionistas por desembolsos no exigidos*: Capital suscrito no desembolsado ni exigido a los accionistas
- *Reservas*: Prima de emisión y reservas por catástrofes. También se incluyen otras reservas de carácter especial.
- *Otros fondos propios*: Resto de fondos propios, netos de las propuestas de distribución de resultados. En ocasiones se incluyen instrumentos de quasi-capital (obligaciones a largo plazo convertibles en acciones, etc.)
- *Revalorización de activos*: Exceso del valor de mercado de los activos financieros líquidos respecto al valor en libros (coste histórico).

⁵¹ Las reservas por seguros “vida” son eliminadas del importe de las reservas técnicas para el cómputo de aquellos ratios que consideren únicamente primas “no vida”.

③ Cuenta de Pérdidas y Ganancias: actividades aseguradoras

- *Primas brutas*: Importe total bruto de primas aceptadas por la empresa, en operaciones de seguro y reaseguro.
- *Reaseguro cedido*: Parte de la prima bruta pagada por la compañía cedente al reasegurador en concepto de remuneración del riesgo asumido por éste.
- *Incremento en las provisiones para primas no consumidas*: Variaciones en las primas no consumidas. No incluye provisiones aplicadas por diferimiento.
- *Pérdidas netas incurridas*: Sumatorio de las “pérdidas netas pagadas” (pérdidas brutas excluyendo la parte correspondiente al reasegurador) más las “aplicaciones netas a provisiones por pérdidas” (netas de la parte correspondiente al reasegurador).
- *Gastos de reaseguros*: Coste exclusivo de las operaciones de reaseguro.
- *Gastos netos por gestión y comisiones*: Gastos por comisiones y adquisiciones (corretajes), administración, gestión de la empresa, etc. Incluye los “costes por comisiones y adquisiciones” (intermediarios) y los costes por gestión de reclamaciones; asimismo, se consideran restando las denominadas “comisiones por reaseguro ganado” (parte de la prima trasladada a la empresa reaseguradora que ésta devuelve a la cedente para que haga frente a los pagos de sus agentes más impuestos y costes indirectos).
- *Otros ingresos netos de la actividad aseguradora*: Costes diversos relacionados con la actividad aseguradora. En el caso de empresas de la Unión Europea, Se incluye la diferencia entre “otros ingresos técnicos” y “otros gastos técnicos” (según la denominación de las Directivas comunitarias de seguros).
- *Resultado por actividades aseguradoras*: Resultado derivado de las actividades puramente aseguradoras realizadas por la entidad.

④ Cuenta de Pérdidas y Ganancias: inversiones y actividades diversas

- *Ingresos netos por inversiones*: Todos los ingresos procedentes de inversiones (acciones, edificios, etc.) netos de comisiones de gestión y pérdidas por inversiones.
- *Beneficios netos realizados por inversiones*: Beneficios y pérdidas realizados en el ejercicio, derivados de la venta o gestión de inversiones. Incluye beneficios y pérdidas realizados por tipo de cambio, pero no beneficios ni pérdidas no realizados por la entidad.
- *Otros ingresos netos*: Ingresos y gastos diversos. Se incluyen, entre otros, los beneficios derivados del ramo “vida” y las provisiones matemáticas típicas de este ramo (si la empresa es mixta), la amortización de los activos fijos y ciertos ingresos extraordinarios.

Asimismo, a partir de las definiciones previas se puede llegar a establecer una propuesta de conciliación general entre los modelos de Cuentas Anuales utilizados por Standard and Poor's y los recogidos en la normativa española, como sigue⁵²:

✓ **Balance: activo**

ACTIVO TOTAL España	
+ Dividendo a cuenta	
- Provisiones técnicas reaseguro	
- Accionistas por desembolsos no exigidos	
= ACTIVO TOTAL Classic®	
+ Revalorización de activos	
= ACTIVO AJUSTADO Classic®	
Tesorería España ≤ Disponible Classic®	
Activos líquidos Classic® = Acciones y participaciones + bonos y obligaciones + disponible + revalorización de estos activos.	

✓ **Balance: pasivo**

FONDOS PROPIOS España	
- Parte del resultado del ejercicio después de impuestos que se prevé repartir a accionistas.	
+ Dividendos a cuenta	
- Accionistas por desembolsos no exigidos	
= FONDOS PROPIOS Classic®	
Provisiones técnicas del pasivo España	
- Provisiones técnicas reaseguro del activo España	
= Provisiones técnicas del pasivo Classic®	

✓ **Cuenta de Pérdidas y Ganancias**

La Tabla 4.30 compara los conceptos incluidos en los modelos de Cuenta de Pérdidas y Ganancias recogidos en la base de datos "Classic"® y en la CNMV.

⁵² La validez de esta conciliación se ha verificado mediante el análisis de las cuentas incluidas en la base de datos "Classic®" y las Cuentas Anuales de empresas aseguradoras españolas, formuladas según el modelo PCS 1997 (datos de la Comisión Nacional del Mercado de Valores: <http://www.cnmv.es>).

CNMV	Standard & Poor's: Classic®
Primas adquiridas netas (dir. y aceptado)	Primas brutas - Parte de incrementos prov. primas no consum. + Parte de otros ingresos
Primas reaseguro netas (cedido y retroced.)	Reaseguro cedido - Parte de incrementos prov. primas no consum.
Gastos técnicos (directo y aceptado) + Gastos técnicos reaseguro (ced. y retrod.)	Pérdidas netas incurridas + Gastos de reaseguro + Parte de otros ingresos netos
Comisiones y particip. (directo y aceptado) + Comisiones y particip. (cedido y retroced.) + Parte de otros gastos explotación (directo)	Gastos netos por gestión y comisiones + Parte de otros ingresos netos
Parte de otros gastos explotación (directo) + Otros ingresos de explotación	Otros ingresos netos de la actividad aseguradora + Parte de otros ingresos netos
Intereses aplicados prov. matemáticas vida	Parte de otros ingresos netos
Ingresos financieros aplicados a la explot. - Gastos financieros aplicados a la explot. - Intereses aplic. prov. matemáticas vida + Resultados financieros del patrimonio	Ingresos netos por inversiones +/- Parte de otros ingresos netos
Resultados extraordinarios	• Si se deriva de resultados extraordinarios financieros: Beneficios netos realizados por inversiones • Resto de resultados extraordinarios: Parte de otros ingresos netos

Fuente: Elaboración propia

Conciliación de los modelos de Cuenta de Pérdidas y Ganancias Tabla 4.30

Así, a partir de la información proporcionada por S&P, se ha diseñado una amplia batería de indicadores potencialmente relacionados con la fortaleza financiera de la entidades. Para ello, teniendo en cuenta que este tipo de ratings presentan una naturaleza “a largo plazo”, se han considerado los ratios relativos a los tres ejercicios previos al otorgamiento de la calificación, promediados como sigue⁵³:

- 1^{er} año previo al rating: Ratios relativos al año analizado.
- 2^o año previo al rating: Media aritmética de los ratios relativos al 1^o y 2^o años previos al rating.
- 3^{er} año previo al rating: Media aritmética de los ratios relativos al 1^o, 2^o y 3^o año previos al rating.

Para su definición, se han considerado tanto los desarrollos previos en la materia (teóricos y prácticos) como los ratios que Standard and Poor's considera como “potencialmente relevantes” para determinar el rating de las aseguradoras no vida.

Asimismo, el empleo de información respecto a tres años responde a las principales normativas en materia de riesgos financieros:

- Las Directivas comunitarias para empresas “no vida” consideran un periodo temporal de 3 años para determinar muchos de los parámetros utilizados en

⁵³ No obstante, se han precisado los datos relativos a los cuatro últimos ejercicios contables, dado que algunos cocientes precisan el cálculo de medias de dos periodos consecutivos (activo medio, fondos propios medios, etc.)

la estimación de los requisitos de solvencia (por ejemplo, la exposición a reclamaciones de la entidad).

- El Nuevo Acuerdo de Basilea requiere un periodo mínimo de dos años para el empleo de datos internos respecto al desarrollo de modelos de gestión del riesgo de crédito tipo IRB, que se incrementará progresivamente a lo largo del periodo transitorio, hasta alcanzar un total de 5 ejercicios. Dado que el Acuerdo se aprobó en Julio de 2004 y entrará en vigor a comienzos de 2007 (enfoques básicos), la consideración de observaciones relativas a tres ejercicios resulta una solución de compromiso eficaz.

Al igual que en el caso de la crisis bancaria, estos indicadores iniciales serán sometidos posteriormente a un proceso de selección para determinar un subconjunto final de variables realmente significativas. Asimismo, el empleo de la técnica de los ratios en el ámbito de la calificación empresarial presenta las siguientes ventajas, ya comentadas

- Elimina los efectos derivados del tamaño de las entidades sobre las variables independientes, así como de otros atributos exógenos al estudio. De esta forma, resulta posible definir una o varias variables explicativas relativas a la dimensión de la empresa, perfectamente identificadas y definidas, asegurando que el resto no se ven afectadas por esta variable.
- Reduce los efectos de la variación de precios sobre las variables consideradas, si bien en el periodo analizado la tasa de inflación se mantuvo en niveles significativamente reducidos en todos los países de la Unión Europea.
- Facilita el análisis del equilibrio patrimonial de las entidades, al presentar relaciones entre magnitudes más que magnitudes en sí.

A partir de estas consideraciones, se ha definido un total de 62 ratios para cada uno de los años analizados, por lo que el total de variables exógenas iniciales asciende a 186 (62 x 3). Tales ratios se han clasificado en ocho categorías principales:

- ✓ *Exposición al riesgo* o EXP (8 ratios): Indicadores relacionados con el riesgo asumido por la empresa en su actividad principal, así como con los requisitos de capital y el fondo de garantía. Se consideran también distancias a los estándares proporcionados por S&P.
- ✓ *Análisis del reaseguro* o REA (2 ratios): Indicador de la amplitud del reaseguro cedido/retrocedido de la empresa, así como de su distancia al estándar propuestos por S&P. Una empresa que emplea el reaseguro de forma inadecuada puede no estar gestionando su exposición al riesgo de forma eficiente.
- ✓ *Liquidez* o LIQ (11 ratios): Ratios relacionado con la estructura del activo la empresa y, de esta forma, con la liquidez/solvencia de la empresa a corto, medio y largo plazo.
- ✓ *Rentabilidad* o RENT (21 ratios): Indicadores relacionados con la rentabilidad de la empresa y con variaciones en la composición del neto empresarial. También se consideran distancias a los estándares propuestos por S&P.

- ✓ *Provisiones técnicas y reservas* o RES (7 ratios): Indicadores acerca de la importancia relativa de las provisiones técnicas y de las reservas de la entidad, así como de su distancia a los estándares establecidos por S&P.
- ✓ *Endeudamiento* o END (2 ratios): Cocientes relacionados con la estructura del pasivo de la empresa y, particularmente, con su endeudamiento relativo.
- ✓ *Dimensión relativa de la empresa* o DIM (3 ratios): Indicadores que relacionan el tamaño de la empresa con el de la industria a la que pertenecen (aproximada para cada país a través de la media de las magnitudes de las empresas calificadas)⁵⁴.
- ✓ *Industria* o IND (8 ratios): Indicadores que recogen, para cada industria nacional, los principales test relacionados con la fortaleza financiera media de las empresas que la integran, de acuerdo con las directrices establecidas por Standard & Poors. De esta forma, estos ratios toman idéntico valor para todas las empresas de un mismo país, variando únicamente entre países, por lo que actúan como variables tipo “dummy” y pueden servir como referentes respecto a las entidades que operan en cada mercado nacional.

Finalmente, para identificar el año de referencia de cada rating, se le ha añadido el prefijo “*i*-ratio”, $i=1,2,3$; así por ejemplo, el ratio EXP1 para el primer año antes del rating se denomina 1-EXP1; para la media del primer y segundo año se denomina 2-EXP1, etc.

La Tabla 4.31 recoge las principales características de cada ratio:

- Definición.
- Fórmula concreta de cálculo a partir de la Cuentas Anuales propuestas por S&P.
- Explicación y significado del indicador.
- Signo esperado respecto al rating otorgado (un signo positivo indica “a priori” una relación directa del ratio con el riesgo de insolvencia de la empresa de acuerdo con los conocimientos generales de Teoría Económica, esto es, a mayor nivel del ratio mejor rating vinculado al riesgo de crédito).
- Rango esperado de variación.

⁵⁴ Se han considerado los mercados nacionales al existir distintos niveles de competencia y desarrollo y para cada país, de forma que el tamaño de cada empresa se ajusta particularmente al mercado al que se dirige.

Ratio	Definición	Cálculo (*)	Explicación	Signo	Rango
Exposición al riesgo					
EXP1	Primas netas emitidas Fondos propios ajustados	$\frac{RI.3}{P2.bis}$	Ratio de solvencia neto. Aproximación a la exposición al riesgo de la empresa en relación con sus fondos propios.	+	$(+\infty, -\infty)$
EXP2	$\left\{ \begin{array}{l} \text{si Primas netas} \leq 5 \text{ entonces EXP1/2} \\ \text{si } 5 < \text{Primas netas} \leq 7 \text{ entonces EXP1/2.2} \\ \text{si } 7 < \text{Primas netas} \leq 15 \text{ entonces EXP1/2.5} \\ \text{si } 15 < \text{Primas netas} \leq 30 \text{ entonces EXP1/2.8} \\ \text{si } 30 < \text{Primas netas} \leq 70 \text{ entonces EXP1/3} \\ \text{si } 70 < \text{Primas netas entonces EXP1/3.3} \end{array} \right\}$	$\left\{ \begin{array}{l} \text{si Primas netas} \leq 5 \text{ entonces EXP1/2} \\ \text{si } 5 < \text{Primas netas} \leq 7 \text{ entonces EXP1/2.2} \\ \text{si } 7 < \text{Primas netas} \leq 15 \text{ entonces EXP1/2.5} \\ \text{si } 15 < \text{Primas netas} \leq 30 \text{ entonces EXP1/2.8} \\ \text{si } 30 < \text{Primas netas} \leq 70 \text{ entonces EXP1/3} \\ \text{si } 70 < \text{Primas netas entonces EXP1/3.3} \end{array} \right\}$	Distancia al estándar, determinada a partir del tamaño de la empresa (aproximado por la cifra de las primas netas emitidas, medida en millones de dólares americanos).	+	$(+\infty, -\infty)$
EXP3	Primas brutas Fondos propios ajustados	$\frac{RI.1}{P2.bis}$	Ratio de solvencia bruto. Las diferencias con el ratio EXP1 podrían ser importantes si existe una cifra elevada de recaseguro cedido.	+	$(+\infty, -\infty)$
EXP4	$\left\{ \begin{array}{l} \text{si Primas brutas} \leq 5 \text{ entonces EXP3/2} \\ \text{si } 5 < \text{Primas brutas} \leq 7 \text{ entonces EXP3/2.2} \\ \text{si } 7 < \text{Primas brutas} \leq 15 \text{ entonces EXP3/2.5} \\ \text{si } 15 < \text{Primas brutas} \leq 30 \text{ entonces EXP3/2.8} \\ \text{si } 30 < \text{Primas brutas} \leq 70 \text{ entonces EXP3/3} \\ \text{si } 70 < \text{Primas brutas entonces EXP3/3.3} \end{array} \right\}$	$\left\{ \begin{array}{l} \text{si Primas brutas} \leq 5 \text{ entonces EXP3/2} \\ \text{si } 5 < \text{Primas brutas} \leq 7 \text{ entonces EXP3/2.2} \\ \text{si } 7 < \text{Primas brutas} \leq 15 \text{ entonces EXP3/2.5} \\ \text{si } 15 < \text{Primas brutas} \leq 30 \text{ entonces EXP3/2.8} \\ \text{si } 30 < \text{Primas brutas} \leq 70 \text{ entonces EXP3/3} \\ \text{si } 70 < \text{Primas brutas entonces EXP3/3.3} \end{array} \right\}$	Distancia al estándar, determinada a partir del tamaño de la empresa (aproximado por la cifra de las primas brutas emitidas, medida en millones de dólares americanos).	+	$(+\infty, -\infty)$
EXP5	Porcentaje anual cambio primas netas	$\frac{(RI.3_i - RI.3_{i-1})}{RI.3_{i-1}}$	Variación interanual en las primas netas emitidas. Debería ir acompañada de una estructura de capital suficiente.	- (Absoluto)	$(+\infty, -\infty)$
EXP6	$\frac{EXP5 - (-10)}{30 - (-10)}$	$\frac{EXP5 - (-10)}{30 - (-10)}$	Distancia respecto al estándar. Se considera que una variación extrema (positiva o negativa) perjudica la solvencia.	- (Absoluto)	$(+\infty, -\infty)$
EXP7	Porcentaje anual cambio primas brutas	$\frac{(RI.1_i - RI.1_{i-1})}{RI.1_{i-1}}$	Variación interanual en las primas brutas emitidas. Debería ir acompañada de una estructura de capital suficiente.	- (Absoluto)	$(+\infty, -\infty)$
EXP8	$\frac{EXP7 - (-10)}{30 - (-10)}$	$\frac{EXP7 - (-10)}{30 - (-10)}$	Distancia respecto al estándar. Se considera que una variación extrema (positiva o negativa) perjudica la solvencia.	- (Absoluto)	$(+\infty, -\infty)$

Definiciones de ratios

Tabla 4.31 (I)

Ratio	Definición	Cálculo (*)	Explicación	Signo	Rango
Análisis del reaseguro					
REA1	$\frac{\text{Primas netas emitidas}}{\text{Primas brutas}}$	$\frac{RI.3}{RI.1}$	Dependencia del reaseguro cedido/retrocedido.	-	(0, +∞)
REA2	$\frac{REA1}{0.5}$	$\frac{REA1}{0.5}$	Una dependencia superior al 50% se considera inadecuada (exceso de riesgo en caso de fallo de la reaseguradora).	-	(0, +∞)
Liquidez					
LIQ1	$\frac{\text{Derechos de cobro (incl. reaseguro)}}{\text{Fondos propios ajustados}}$	$\frac{A5}{P2.bis}$	Realizable de la empresa respecto a su base de capital. Un ratio alto podría indicar una mala gestión de los derechos de cobro.	-	(+∞, -∞)
LIQ2	$\frac{\text{Derechos de cobro (incl. reaseguro)}}{\text{Activo total ajustado}}$	$\frac{A5}{\sum A_{\text{ajustado}}}$	Realizable de la empresa respecto a su activo total (a precios de mercado). Un ratio alto podría indicar una mala gestión del crédito.	-	(0, 1)
LIQ3	$\frac{\text{Provisiones técnicas}}{\text{Activo líquido ajustado}}$	$\frac{P1.1}{(A1 + A2 + A6 + Ajuste)}$	Ratio de liquidez. Adecuación de la liquidez de la empresa respecto a sus provisiones técnicas. Resulta deseable una relación inferior a 1.	-	(0, +∞)
LIQ4	$\frac{\text{Pasivo exigible}}{\text{Activo líquido ajustado}}$	$\frac{P1}{(A1 + A2 + A6 + Ajuste)}$	Ratio de solvencia a corto plazo. Capacidad de la empresa para atender sus obligaciones al vencimiento. Resulta deseable una relación inferior a 1.	-	(0, +∞)
LIQ5	$\frac{\text{Bonos y acciones}}{\text{Fondos propios ajustados}}$	$\frac{A1 + A2}{P2.bis}$	Relación entre inversiones financieras y fondos propios. Recoge el riesgo al que está expuesta la empresa por caídas en las cotizaciones bursátiles.	-	(0, +∞)
LIQ6	$\frac{\text{Ingresos netos por inversiones}}{\text{Media activo ajustado 2 últimos años}}$	$\frac{RII.1}{(\sum A_{\text{ajustado año } i} + \sum A_{\text{ajustado año } i-1})/2}$	Productividad media de las inversiones de la empresa, excluyendo liquidaciones.	+	(-∞, +∞)
LIQ7	$\frac{LIQ6 + \text{beneficios netos por inversiones}}{\text{Media activo ajustado 2 últimos años}}$	$\frac{RII.1 + RII.2}{(\sum A_{\text{ajustado año } i} + \sum A_{\text{ajustado año } i-1})/2}$	Productividad media de las inversiones de la empresa, incluyendo liquidaciones.	+	(-∞, +∞)
LIQ8	$\frac{\text{Activo líquido ajustado}}{\text{Activo total ajustado}}$	$\frac{(A1 + A2 + A6 + Ajuste)}{\sum A_{\text{ajustado}}}$	Liquidez relativa de la empresa. Capacidad de la entidad para obtener liquidez a partir de sus activos.	+	(0, 1)
LIQ9	$\frac{\text{Disponible}}{\text{Activo total ajustado}}$	$\frac{A6}{\sum A_{\text{ajustado}}}$	Liquidez inmediata de la empresa.	+	(0, 1)

Definiciones de ratios
Tabla 4.31 (II)

Ratio	Definición	Cálculo (*)	Explicación	Signo	Rango
LIQ10	$\frac{\text{Activo total}}{\text{Activo total ajustado}}$	$\frac{\sum A}{\sum A_{\text{ajustado}}}$	Revalorización de las inversiones de la empresa. Relación entre el precio de adquisición y el valor de mercado de sus inversiones.	-	(0, +∞)
LIQ11	$\frac{\text{Inmovilizado material}}{\text{Activo total ajustado}}$	$\frac{A4}{\sum A_{\text{ajustado}}}$	Intensidad de las inversiones a largo plazo de la empresa.	+	(0,1)
Rentabilidad					
RENT1	Aproximación al ratio combinado	$\frac{RI.7 + RI.8 + RI.6 - RI.9}{RI.3}$	El ratio combinado indica un resultado positivo si toma valores inferiores a 1.	-	(-∞, +∞)
RENT2	$\frac{\text{Gastos reaseguro, gestión y comisiones}}{\text{Primas netas}}$	$\frac{RI.7 + RI.8}{RI.3}$	Ratio de gastos respecto al negocio asegurador	-	(-∞, +∞)
RENT3	$\frac{\text{Pérdidas netas incurridas}}{\text{Primas netas emitidas}}$	$\frac{RI.6}{RI.3}$	Gasto de pérdidas respecto al negocio asegurador	-	(-∞, +∞)
RENT4	Media del ratio combinado para los dos últimos años	$\frac{(RENT1_{\text{año } i} + RENT1_{\text{año } i-1})}{2}$	Media del ratio combinado para los dos últimos años. A pesar de que este ratio es propuesto por S&P, se ha eliminado de la muestra final al ser coincidente con el indicador 2-RENT1.	-	(-∞, +∞)
RENT5	$\frac{\text{Ingresos netos por inversiones}}{\text{Primas netas devengadas}}$	$\frac{RII.1}{RI.5}$	Importancia relativa de los ingresos financieros respecto a las primas devengadas.	+	(-∞, +∞)
RENT6	Ratio operativo global	RENT1 – RENT5	El ratio operativo global indica la capacidad de los ingresos por inversiones para compensar las pérdidas por actividades aseguradoras.	-	(-∞, +∞)
RENT7	$\frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Ingresos netos por inversiones}}$	$\frac{RI.10}{RII.1}$	Margen relativo en el que el beneficio operativo supera al financiero (ratio positivo) o en el que los ingresos financieros precisan cubrir al resultado operativo (ratio negativo). Se excluyen los beneficios netos realizados por inversiones.	+	(-∞, +∞)
RENT8	RENT7 combinado bianual	$\frac{(RI.10_{\text{año } i} + RI.10_{\text{año } i-1})}{(RII.1_{\text{año } i} + RII.1_{\text{año } i-1})}$	Cifras combinadas de RENT7 para los dos últimos años, al objeto de observar su evolución a medio plazo.	+	(-∞, +∞)
RENT9	$\frac{RENT8}{(-0.25)}$	$\frac{RENT8}{(-0.25)}$	Distancia respecto al estándar. Se considera que una rentabilidad inferior a -25% es indicativa de dificultades para mantener el capital base de la empresa.	-	(-∞, +∞)

Definiciones de ratios
Tabla 4.31 (III)

Ratio	Definición	Cálculo (*)	Explicación	Signo	Rango
RENT10	$ROE = \frac{\text{Resultado antes de impuestos}}{\text{Fondos propios medios ajustados}}$	$\frac{RIII}{(P2.bis_{año i} + P2.bis_{año i-1})/2}$	Rentabilidad financiera de la empresa (respecto a accionistas).	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT11	ROE (0.05)	$\frac{RENT10}{(0.05)}$	Distancia respecto al estándar. Se considera que una rentabilidad inferior a 5% es indicativa de una gestión ineficaz de la empresa.	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT12	Porcentaje anual cambio en el neto ajustado	$\frac{P2.bis_{año i} - P2.bis_{año i-1}}{P2.bis_{año i-1}}$	Cambio en el neto para los dos últimos años.	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT13	Evolución bianual del riesgo	RENT12 - EXP5	Cambio bianual en el neto no atribuible a beneficios retenidos por la empresa	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT14	ROE derivado de la actividad principal = $\frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Fondos propios medios ajustados}}$	$\frac{RI.10}{(P2.bis_{año i} + P2.bis_{año i-1})/2}$	Rentabilidad financiera derivada exclusivamente de la actividad principal de la empresa.	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT15	Margen sobre ventas brutas = $\frac{\text{Resultado antes de impuestos}}{\text{Primas brutas}}$	$\frac{RIII}{RI.1}$	Margen obtenido por la empresa respecto a sus ventas brutas, aproximadas por la cifra de primas brutas.	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT16	$ROA = \frac{\text{Resultado antes de impuestos}}{\text{Activo medio ajustado}}$	$\frac{RIII}{(\sum A_{ajustado año i} + \sum A_{ajustado año i-1})/2}$	Rentabilidad económica de la empresa (respecto a su inversión media total).	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT17	Margen sobre ventas netas = $\frac{\text{Resultado antes de impuestos}}{\text{Primas netas}}$	$\frac{RIII}{RI.3}$	Margen obtenido por la empresa respecto a sus ventas netas, aproximadas por la cifra de primas netas emitidas.	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT18	Rotación de las ventas netas = $\frac{\text{Primas netas emitidas}}{\text{Activo total medio ajustado}}$	$\frac{RI.3}{(\sum A_{ajustado año i} + \sum A_{ajustado año i-1})/2}$	Rotación de las ventas netas de la empresa respecto a la inversión total. $RENT16 = RENT17 \times RENT18$	+	$(0, +\infty)$
RENT19	Rendimiento operativo de la inversión = $\frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Activo total medio ajustado}}$	$\frac{RI.10}{(\sum A_{ajustado año i} + \sum A_{ajustado año i-1})/2}$	Rentabilidad económica derivada exclusivamente de la actividad principal de la empresa.	+	$(-\infty, +\infty)$

Definiciones de ratios
Tabla 4.31 (IV)

Ratio	Definición	Cálculo (*)	Explicación	Signo	Rango
RENT20	Margen de actividades aseguradoras = $\frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Primas netas}}$	$\frac{RI.10}{RI.3}$	Margen derivado de la actividad principal e la empresa.	+	$(-\infty, +\infty)$
RENT21	Rendimiento financiero de la inversión = $\frac{\text{Ingresos netos por inversiones}}{\text{Activo total medio ajustado}}$	$\frac{RII.1}{(\sum A_{\text{ajustado año } i} + \sum A_{\text{ajustado año } i+1})/2}$	Rentabilidad económica derivada exclusivamente de la actividad financiera de la empresa.	+	$(-\infty, +\infty)$
Provisiones técnicas y reservas					
RES1	Provisiones técnicas + Fondos propios ajust. Primas netas	$\frac{P1.1 + P2.bis}{RI.3}$	El objetivo del test es identificar a empresas descapitalizadas, siendo indicativo de la adecuación general de la política de gestión del riesgo de la empresa.	+	$(0, +\infty)$
RES2	$\frac{RES1}{1.50}$	$\frac{RES1}{1.50}$	Distancia respecto al estándar. Se considera que una protección igual o superior al 150% es adecuada.	+	$(0, +\infty)$
RES3	$\frac{\text{Provisiones técnicas}}{\text{Primas netas}}$	$\frac{P1.1}{RI.3}$	Adecuación aproximada del nivel de reservas técnicas. Se excluyen las reservas por negocio vida, en caso de que la cifra total de primas netas las incluyera.	+	$(0, +\infty)$
RES4	$\frac{\text{Provisiones técnicas}}{\text{Fondos propios ajustados}}$	$\frac{P1.1}{P2.bis}$	Proporción entre las provisiones técnicas de la empresa y el tamaño de su neto. Susceptibilidad de los fondos propios para cubrir posibles disminuciones de las provisiones técnicas.	-	$(0, +\infty)$
RES5	$\frac{RES4}{3.5}$	$\frac{RES4}{3.5}$	Distancia respecto al estándar. Se considera que un nivel inferior al 350% es adecuado.	-	$(0, +\infty)$
RES6	Provisiones para pérdidas, consolidadas y otras reservas técnicas Primas netas	$\frac{P1.1.1 + P1.1.3 + P1.1.4}{RI.3}$	Indicador del nivel de reservas establecidas para hacer frente a obligaciones pasadas de la empresa, a las que ésta se encuentra expuesta.	+	$(0, +\infty)$
RES7	Provisiones para pérdidas, consolidadas y otras reservas técnicas Fondos propios ajustados	$\frac{P1.1.1 + P1.1.3 + P1.1.4}{P2.bis}$	Indicador del efecto sobre los fondos propios de cualquier incertidumbre respecto a provisiones técnicas para obligaciones pasadas.	-	$(0, +\infty)$

Definiciones de ratios
Tabla 4.31 (V)

Ratio	Definición	Cálculo (*)	Explicación	Signo	Rango
Endeudamiento					
END1	$\frac{\text{Fondos propios ajustados}}{\text{Pasivo exigible} + \text{Fondos propios ajustados}}$	$\frac{P2.bis}{P1 + P2.bis}$	Peso relativo de los fondos propios (sin reintegro preestablecido) respecto al total de fuentes de financiación de la empresa.	+	(0, 1)
END2	$\frac{\text{Pasivo exigible}}{\text{Fondos propios ajustados}}$	$\frac{P1}{P2.bis}$	Nivel de endeudamiento de la empresa.	-	(0, +∞)
Dimensión relativa					
DIM1	$\frac{\text{Activo total ajustado}}{\text{Activo medio ajustado industria}}$	$\frac{\sum A_{\text{ajustado}}}{A_{\text{industria}}}$	Aproximación al tamaño de la empresa mediante la consideración de cifras de activo total. Se considera como industrial el mercado nacional.	+	(0, +∞)
DIM2	$\frac{\ln(\text{Activo total ajustado})}{\ln(\text{Activo medio ajustado industria})}$	$\frac{\ln(\sum A_{\text{ajustado}})}{\ln(A_{\text{industria}})}$	Aproximación al tamaño de la empresa mediante la consideración de cifras de activo total y logaritmos neperianos (para su suavizado). Se considera como industria el mercado nacional.	+	(0, +∞)
DIM3	$\frac{\text{Primas netas}}{\text{Primas netas industria}}$	$\frac{RI.3}{RI.3_{\text{industria}}}$	Aproximación al tamaño de la empresa mediante la consideración de cifras de primas netas. Se considera como industria el mercado nacional.	+	(0, +∞)
Industria					
IND1	EXP1 medio de la industria	$\overline{EXP1}_{\text{industria}}$	Nivel medio de EXP1 para la industria nacional.	+	(+∞, -∞)
IND2	EXP5 medio de la industria	$\overline{EXP5}_{\text{industria}}$	Nivel medio de EXP5 para la industria nacional.	- (Absoluto)	(+∞, -∞)
IND3	REA1 medio de la industria	$\overline{REA1}_{\text{industria}}$	Nivel medio de REA1 para la industria nacional.	-	(0, +∞)
IND4	LIQ3 medio de la industria	$\overline{LIQ3}_{\text{industria}}$	Nivel medio de LIQ3 para la industria nacional.	-	(0, +∞)
IND5	RENT8 medio de la industria	$\overline{RENT8}_{\text{industria}}$	Nivel medio de RENT8 para la industria nacional.	+	(-∞, +∞)
IND6	RENT10 medio de la industria	$\overline{RENT10}_{\text{industria}}$	Nivel medio de RENT10 para la industria nacional.	+	(-∞, +∞)
IND7	RES1 medio de la industria	$\overline{RES1}_{\text{industria}}$	Nivel medio de RES1 para la industria nacional.	+	(0, +∞)
IND8	RES4 medio de la industria	$\overline{RES4}_{\text{industria}}$	Nivel medio de RES4 para la industria nacional.	-	(0, +∞)

Fuente: Elaboración propia y adaptado parcialmente de STANDARD & POOR'S (2000).

Notas: (*) P=Pasivo; A=Activo; RI=Resultados por actividades aseguradoras; RI=Resultados por actividades inversoras. El resto de símbolos corresponden a las abreviaturas utilizadas en las Tablas 4.28 y 4.29.

Las primas brutas del EXP2 y EXP4 se refieren a millones de dólares, habiéndose realizado las oportunas conversiones por tipo de cambio.

Definiciones de ratios Tabla 4.31 (y VI)

Tras la definición de los ratios iniciales, cabe destacar que las cifras consideradas como estándar son las propuestas por S&P como valores límite deseables para los principales ratios identificados por la firma (STANDARD & POO'S, 2000); así, el análisis propuesto permitirá, con carácter adicional a la propia caracterización del proceso de determinar, contrastar si tales cifras actúan efectivamente como límites relevantes a considerar en el proceso de concesión de ratings.

Los ratios REA2, RENT9, RENT11, RES2 y RES5, que representan desviaciones respecto a cifras estándares, resultan ser combinaciones lineales de otros ratios, por lo que contienen únicamente información redundante. No obstante, se han mantenido estos indicadores en el momento inicial de selección de variables al objeto de contrastar si los distintos métodos propuestos son capaces de detectar y eliminar tales correlaciones.

Por otro lado, el ratio RENT4, definido inicialmente por Standard & Poor's como potencialmente explicativo del rating otorgado a las entidades, ha sido eliminado de la muestra final de variables exógenas, dado que resulta coincidente con la definición del ratio 2-RENT1 (media para dos años).

Asimismo, se ha analizado la posibilidad de que alguno de los 61 ratios finalmente seleccionados (que definen un total de 183 indicadores mediante la consideración de distintos momentos temporales), pueda tomar tanto valores negativos como positivos en su denominador, generando distorsiones en las medidas obtenidas, así como en sus correspondientes interpretaciones.

Este comportamiento se ha observado únicamente respecto a las magnitudes "*ingresos netos por inversiones*" (que afecta al ratio RENT7), "*primas netas*" y "*primas netas devengadas*" (que afectan a los ratios RENT2, RENT3, RENT5, RENT17 y RENT20). Ahora bien, tan sólo una entidad de las analizadas presenta cifras negativas para sus ingresos netos por inversiones; por su parte, se ha localizado otra única entidad que presenta valores negativos para sus primas netas. Ante esta situación, se ha decidido mantener los distintos ratios afectados dentro del análisis, si bien los dos individuos comentados han sido objeto de un seguimiento particular a lo largo del estudio, a fin de localizar posibles distorsiones.

Finalmente, cabe comentar que la evidente existencia de multicolinealidad entre las variables no supone un serio inconveniente para el análisis propuesto, ya que esta situación es tratada de forma particular durante el proceso de selección de variables explicativas, analizado a continuación.

4.4.2. Selección de variables explicativas

4.4.2.1. Análisis descriptivo de las variables independientes

Una vez definidos los 186 ratios potencialmente descriptivos de la calificación otorgada a las aseguradoras europeas respecto a su fortaleza financiera, reducidos a 183 indicadores tras la eliminación de los cocientes RENT4, 2-RENT4 y 3-RENT4, se hace necesaria la aplicación de técnicas de reducción y selección de los atributos más explicativos.

Como paso previo al proceso selectivo, seguidamente se realiza un análisis descriptivo univariante de los ratios anteriores, considerando los siguientes aspectos: descriptivos básicos de las variables, tratamiento de valores perdidos y espúreos, análisis de la forma de la distribución, y estudio de las diferencias entre grupos.

4.4.2.1.1. Estadísticos descriptivos básicos

A continuación se recogen los estadísticos descriptivos de los 183 ratios (años 1, 2 y 3 antes de la calificación) respecto a la muestra considerada (257 individuos clasificados en 5 categorías), incluyendo aspectos como la media, media recortada al 5%⁵⁵, mediana, desviación típica, rango de variación y valores ausentes.

⁵⁵ La media recortada al 5% se calcula como la media de los datos muestrales una vez eliminado el 5% de los casos mayores y el 5% de los casos menores, esto es, los valores más extremos. Permite conseguir una mejor estimación de la tendencia central, especialmente cuando los datos no se comportan de forma normal.

Ratio	Año 1						Año 2						Año 3					
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango		Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango		Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	
EXP1	Total	1.216	1.106	0.986	8.912		1.302	1.187	1.021	1.114	9.737		1.321	1.240	1.090	1.101	11.101	
	Rating AA	0.899	0.866	0.699	1.981		0.915	0.887	0.735	0.584	1.786		1.023	0.996	0.777	0.617	2.016	
	Rating A	0.910	0.865	0.824	3.161		0.966	0.921	0.851	0.626	3.332		1.047	1.002	0.986	0.649	3.153	
	Rating BBB	1.102	1.054	1.002	0.756		1.159	1.114	1.040	0.775	3.299		1.219	1.177	1.136	0.790	3.595	
	Rating BB	2.108	1.907	1.829	1.854		2.236	2.023	1.785	1.961	9.532		2.182	2.059	1.849	1.655	6.920	
EXP2	Rating B	2.004	1.951	1.444	1.444		2.275	2.275	2.269	1.502	5.481		1.918	2.070	2.340	2.117	9.005	
	Total	3.861	3.531	3.121	3.223	27.213	3.955	3.699	3.133	3.370	29.506		4.014	3.768	3.350	3.333	33.039	
	Rating AA	2.727	2.626	2.120	1.884	6.000	2.773	2.690	2.226	1.771	5.412		3.100	3.037	2.355	1.869	6.108	
	Rating A	2.811	2.656	2.498	1.849	9.600	2.929	2.790	2.581	1.897	10.097		3.173	3.037	2.988	1.967	9.556	
	Rating BBB	3.503	3.636	3.127	2.297	10.900	3.530	3.392	3.150	2.341	9.980		3.707	3.582	3.442	2.386	10.893	
EXP3	Rating BB	6.720	6.132	5.842	5.591	8.819	6.776	6.130	5.408	5.942	28.884		6.612	6.238	5.604	5.016	20.989	
	Rating B	6.717	6.637	5.620	4.181	15.800	7.062	6.945	6.874	4.513	16.609		5.859	6.326	7.091	6.397	27.289	
	Total	1.599	1.471	1.261	9.320		1.700	1.574	1.377	1.328	10.205		1.734	1.650	1.457	1.349	13.849	
	Rating AA	1.023	0.980	0.801	0.688	2.388	1.056	1.011	0.889	0.664	2.558		1.193	1.150	0.958	0.713	2.598	
	Rating A	1.065	1.021	0.948	0.661	3.544	1.142	1.091	1.017	0.726	4.060		1.255	1.201	1.085	0.779	3.907	
EXP4	Rating BBB	1.536	1.462	1.415	0.982	4.843	1.597	1.546	1.471	0.960	4.473		1.697	1.652	1.515	1.000	4.815	
	Rating BB	2.653	2.471	2.227	1.990	8.975	2.803	2.598	2.274	2.077	9.985		2.798	2.697	2.307	1.783	7.233	
	Rating B	2.960	2.999	3.162	1.571	5.354	3.312	3.304	3.461	1.701	6.535		2.658	2.987	2.976	2.651	11.969	
	Total	5.185	4.798	4.209	4.040	28.380	5.174	4.795	4.197	4.021	30.924		5.276	5.021	4.452	4.088	41.966	
	Rating AA	3.100	2.971	2.428	2.085	7.235	3.200	3.064	2.693	2.014	7.144		3.615	3.486	2.903	2.161	7.873	
EXP5	Rating A	3.291	3.127	2.886	2.072	10.738	3.461	3.307	3.080	2.201	12.306		3.802	3.639	3.289	2.360	11.839	
	Rating BBB	5.018	4.739	4.453	3.249	16.495	4.881	4.730	4.527	2.910	13.555		5.173	5.039	4.659	3.032	4.702	
	Rating BB	8.637	8.132	6.890	5.973	26.927	8.494	7.872	6.890	6.294	30.259		8.480	8.172	6.990	5.404	21.917	
	Rating B	10.196	10.380	10.941	4.440	17.766	10.105	10.086	10.489	5.081	19.802		8.126	9.129	9.017	8.005	36.271	
	Total	0.035	0.025	0.026	0.335	5.772	0.049	0.042	0.035	0.216	3.401		0.054	0.045	0.042	0.197	2.752	
EXP6	Rating AA	0.096	0.082	0.043	0.137	0.466	0.051	0.045	0.031	0.071	0.230		0.042	0.042	0.032	0.056	0.188	
	Rating A	0.057	0.047	0.036	0.151	1.251	0.053	0.047	0.033	0.131	1.083		0.044	0.046	0.042	0.111	0.896	
	Rating BBB	0.037	0.013	0.020	0.406	4.594	0.059	0.043	0.042	0.235	2.439		0.060	0.047	0.044	0.174	1.758	
	Rating BB	0.063	0.036	0.029	0.313	1.524	0.099	0.095	0.086	0.197	0.971		0.084	0.081	0.084	0.147	0.567	
	Rating B	-0.153	-0.096	-0.032	0.495	2.522	-0.099	-0.067	-0.054	0.373	1.981		0.022	-0.003	-0.029	0.506	2.752	
EXP7	Total	0.339	0.313	0.316	0.838	14.430	0.372	0.356	0.336	0.599	8.503		0.385	0.361	0.354	0.492	6.880	
	Rating AA	0.468	0.466	0.358	0.343	1.165	0.377	0.364	0.326	0.177	0.575		0.356	0.355	0.329	0.141	0.471	
	Rating A	0.392	0.369	0.341	0.378	3.127	0.383	0.369	0.333	0.328	2.706		0.359	0.365	0.354	0.277	2.239	
	Rating BBB	0.344	0.284	0.301	1.016	11.485	0.397	0.356	0.354	0.588	6.096		0.400	0.368	0.359	0.435	4.396	
	Rating BB	0.407	0.340	0.323	0.783	3.810	0.497	0.486	0.464	0.492	2.428		0.461	0.453	0.460	0.367	1.142	
EXP8	Rating B	-0.132	0.007	0.167	1.239	6.305	0.002	0.083	0.114	0.933	4.953		0.305	0.241	0.177	1.264	6.880	
	Total	0.045	0.029	0.013	0.323	5.527	0.051	0.038	0.029	0.198	3.185		0.047	0.037	0.032	0.168	2.414	
	Rating AA	0.071	0.059	0.009	0.120	0.427	0.030	0.025	-0.006	0.061	0.191		0.021	0.021	-0.006	0.052	0.174	
	Rating A	0.048	0.036	0.020	0.129	0.946	0.041	0.033	0.017	0.122	1.024		0.031	0.033	0.026	0.106	0.885	
	Rating BBB	0.051	0.018	0.016	0.433	4.759	0.040	0.036	0.039	0.238	2.493		0.054	0.036	0.035	0.177	1.826	
EXP8	Rating BB	0.074	0.055	0.054	0.248	1.423	0.092	0.086	0.059	0.155	0.682		0.090	0.083	0.070	0.133	0.543	
	Rating B	-0.070	-0.043	-0.008	0.335	1.808	-0.011	0.008	-0.010	0.293	1.541		0.026	0.021	0.005	0.342	1.868	
	Total	0.363	0.321	0.284	0.808	13.818	0.377	0.345	0.321	0.495	7.970		0.367	0.342	0.331	0.421	4.128	
	Rating AA	0.429	0.398	0.272	0.301	1.068	0.325	0.312	0.236	0.153	0.480		0.303	0.302	0.235	0.130	0.435	
	Rating A	0.370	0.341	0.300	0.323	2.365	0.353	0.334	0.293	0.305	2.560		0.327	0.333	0.314	0.266	2.213	
EXP8	Rating BBB	0.379	0.297	0.290	1.084	11.898	0.400	0.340	0.348	0.596	6.230		0.384	0.340	0.338	0.441	4.564	
	Rating BB	0.437	0.388	0.385	0.620	3.558	0.479	0.465	0.398	0.389	1.700		0.474	0.458	0.426	0.333	1.358	
	Rating B	0.174	0.141	0.228	0.837	4.520	0.222	0.270	0.224	0.732	3.650		0.315	0.302	0.261	0.856	4.670	

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (I)

Ratio	Año 1					Año 2					Año 3				
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
REA1	Total	0,776	0,797	0,847	1,250	0,776	0,798	0,842	0,207	0,937	0,775	0,795	0,833	0,202	0,935
	Rating AA	0,881	0,883	0,892	0,278	0,872	0,876	0,877	0,092	0,293	0,865	0,868	0,863	0,094	0,308
	Rating A	0,848	0,856	0,868	0,114	0,846	0,854	0,856	0,116	0,562	0,842	0,850	0,855	0,118	0,580
	Rating BBB	0,728	0,747	0,747	0,237	0,733	0,752	0,753	0,233	0,924	0,731	0,750	0,798	0,228	0,919
	Rating BB	0,670	0,793	0,887	0,252	0,774	0,909	0,909	0,250	0,821	0,771	0,792	0,911	0,250	0,826
REA2	Rating B	0,680	0,678	0,716	0,290	0,678	0,697	0,699	0,232	0,896	0,699	0,719	0,709	0,209	0,894
	Total	1,552	1,593	1,693	2,500	1,553	1,595	1,684	0,415	1,873	1,550	1,591	1,666	0,404	1,871
	Rating AA	1,762	1,767	1,784	0,187	1,745	1,752	1,753	0,085	0,585	1,730	1,736	1,726	0,188	0,616
	Rating A	1,696	1,712	1,737	0,229	1,692	1,709	1,712	0,232	1,124	1,684	1,700	1,710	0,236	1,160
	Rating BBB	1,459	1,495	1,581	0,475	1,466	1,505	1,585	0,466	1,847	1,462	1,500	1,596	0,456	1,838
LIQ1	Rating BB	1,540	1,586	1,775	0,505	1,547	1,589	1,818	0,500	1,642	1,542	1,584	1,822	0,500	1,652
	Rating B	1,360	1,356	1,433	0,580	1,356	1,393	1,397	0,463	1,791	1,397	1,438	1,414	0,418	1,788
	Total	0,422	0,325	0,228	0,604	0,425	0,335	0,236	0,574	3,376	0,410	0,338	0,226	0,563	4,431
	Rating AA	0,174	0,158	0,066	0,199	0,173	0,159	0,095	0,180	0,559	0,186	0,171	0,101	0,185	0,583
	Rating A	0,200	0,184	0,147	0,168	0,205	0,188	0,163	0,174	0,913	0,219	0,199	0,161	0,200	1,107
LIQ2	Rating BBB	0,411	0,319	0,259	0,595	0,397	0,319	0,248	0,519	3,368	0,404	0,327	0,252	0,509	3,108
	Rating BB	0,768	0,662	0,642	0,896	0,769	0,673	0,496	0,851	3,365	0,777	0,682	0,485	0,880	3,266
	Rating B	1,044	0,985	0,782	2,754	1,123	1,075	0,850	0,803	2,731	0,819	0,840	0,894	0,891	3,582
	Total	0,104	0,090	0,070	0,106	0,103	0,090	0,071	0,103	0,579	0,103	0,090	0,071	0,102	0,608
	Rating AA	0,056	0,053	0,035	0,048	0,140	0,057	0,035	0,045	0,133	0,059	0,056	0,035	0,044	0,132
LIQ3	Rating A	0,068	0,062	0,057	0,057	0,068	0,062	0,052	0,056	0,347	0,069	0,063	0,053	0,057	0,336
	Rating BBB	0,102	0,090	0,080	0,103	0,102	0,089	0,079	0,103	0,578	0,101	0,087	0,077	0,103	0,608
	Rating BB	0,164	0,153	0,110	0,151	0,148	0,148	0,112	0,144	0,523	0,157	0,145	0,113	0,141	0,532
	Rating B	0,196	0,187	0,173	0,132	0,194	0,189	0,168	0,116	0,403	0,198	0,196	0,176	0,109	0,353
	Total	0,763	0,747	0,730	0,355	0,771	0,757	0,733	0,353	2,261	0,790	0,780	0,753	0,341	2,163
LIQ4	Rating AA	0,620	0,597	0,599	0,220	0,636	0,618	0,627	0,205	0,841	0,679	0,663	0,649	0,226	0,781
	Rating A	0,670	0,690	0,690	0,331	0,714	0,699	0,676	0,321	2,062	0,735	0,722	0,682	0,307	1,667
	Rating BBB	0,777	0,766	0,786	0,362	0,773	0,771	0,785	0,335	2,020	0,790	0,791	0,786	0,330	1,696
	Rating BB	0,881	0,861	0,852	0,435	0,922	0,885	0,836	0,511	2,061	0,918	0,888	0,817	0,492	2,003
	Rating B	0,842	0,832	0,841	0,310	0,867	0,865	0,901	0,299	1,048	0,904	0,905	0,917	0,270	0,936
LIQ5	Total	1,013	0,970	0,929	0,473	1,020	0,978	0,935	0,478	3,620	1,045	1,007	0,959	0,473	3,609
	Rating AA	0,817	0,791	0,788	0,293	0,820	0,797	0,789	0,263	1,027	0,844	0,845	0,807	0,284	0,994
	Rating A	0,951	0,891	0,853	0,490	0,956	0,897	0,859	0,489	2,710	0,976	0,925	0,886	0,471	2,585
	Rating BBB	1,018	0,983	0,961	0,469	1,017	0,985	0,962	0,463	3,620	1,048	1,016	0,995	0,476	3,609
	Rating BB	1,183	1,163	1,133	0,514	1,224	1,190	1,101	0,589	2,491	1,223	1,204	1,093	0,571	2,181
LIQ6	Rating B	1,128	1,105	1,108	0,396	1,140	1,140	1,120	0,358	1,285	1,170	1,177	1,176	0,323	1,102
	Total	2,172	1,972	1,770	1,753	2,176	1,989	1,805	1,706	12,208	2,102	1,969	1,841	1,593	15,685
	Rating AA	1,629	1,607	1,617	0,357	1,617	1,604	1,597	0,325	1,355	1,706	1,688	1,623	0,424	1,609
	Rating A	1,898	1,815	1,688	1,040	1,924	1,849	1,761	1,054	6,072	1,995	1,906	1,767	1,121	5,934
	Rating BBB	2,131	1,981	1,862	1,595	2,108	1,988	1,863	1,506	12,205	2,110	1,985	1,913	1,494	12,427
LIQ6	Rating BB	2,481	2,243	2,122	2,053	2,470	2,235	1,997	2,046	10,576	2,346	2,202	1,976	1,633	7,863
	Rating B	3,469	3,006	2,247	3,633	3,546	3,263	1,735	3,499	12,191	2,426	2,209	1,491	3,367	15,272
	Total	0,043	0,043	0,043	0,016	0,046	0,046	0,046	0,014	0,072	0,047	0,048	0,048	0,015	0,075
	Rating AA	0,045	0,045	0,044	0,016	0,045	0,045	0,045	0,012	0,044	0,047	0,048	0,047	0,012	0,044
	Rating A	0,044	0,044	0,043	0,015	0,047	0,047	0,046	0,013	0,068	0,049	0,049	0,048	0,013	0,073
Rating BBB	Rating BBB	0,043	0,043	0,043	0,016	0,046	0,046	0,045	0,015	0,070	0,048	0,048	0,047	0,015	0,075
	Rating BB	0,031	0,038	0,039	0,013	0,042	0,042	0,043	0,013	0,055	0,045	0,045	0,044	0,015	0,060
	Rating B	0,043	0,043	0,045	0,020	0,045	0,044	0,047	0,019	0,069	0,045	0,045	0,047	0,019	0,062

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (II)

Ratio	Año 1					Año 2					Año 3				
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
LIQ7	Total	0.060	0.058	0.056	0.026	0.210	0.060	0.058	0.059	0.168	0.060	0.059	0.059	0.168	0.134
	Rating AA	0.058	0.058	0.058	0.020	0.070	0.057	0.057	0.017	0.058	0.058	0.058	0.058	0.016	0.051
	Rating A	0.057	0.057	0.055	0.020	0.140	0.059	0.058	0.059	0.082	0.059	0.059	0.059	0.013	0.068
	Rating BBB	0.060	0.058	0.057	0.029	0.210	0.061	0.059	0.059	0.168	0.061	0.060	0.060	0.020	0.131
	Rating BB	0.061	0.059	0.053	0.031	0.140	0.069	0.057	0.058	0.133	0.068	0.057	0.058	0.023	0.126
LIQ8	Rating B	0.054	0.055	0.056	0.023	0.100	0.059	0.059	0.061	0.087	0.058	0.058	0.058	0.019	0.091
	Total	0.730	0.733	0.754	0.194	2.253	0.705	0.714	0.719	0.156	0.697	0.705	0.710	0.156	0.818
	Rating AA	0.780	0.786	0.785	0.130	0.611	0.727	0.732	0.096	0.383	0.716	0.720	0.710	0.103	0.370
	Rating A	0.733	0.744	0.771	0.166	0.749	0.717	0.728	0.158	0.740	0.712	0.721	0.752	0.159	0.686
	Rating BBB	0.739	0.737	0.762	0.174	2.228	0.709	0.718	0.158	0.863	0.701	0.709	0.715	0.161	0.818
LIQ9	Rating BB	0.673	0.676	0.691	0.175	0.578	0.652	0.682	0.177	0.631	0.647	0.648	0.665	0.173	0.584
	Rating B	0.704	0.707	0.740	0.139	0.607	0.697	0.698	0.122	0.472	0.682	0.680	0.672	0.114	0.434
	Total	0.097	0.069	0.035	0.145	0.925	0.101	0.072	0.036	0.928	0.101	0.074	0.039	0.162	0.928
	Rating AA	0.060	0.042	0.019	0.118	0.453	0.062	0.043	0.015	0.468	0.063	0.038	0.017	0.099	0.383
	Rating A	0.065	0.044	0.025	0.117	0.676	0.070	0.046	0.027	0.763	0.072	0.048	0.029	0.138	0.634
LIQ10	Rating BBB	0.109	0.080	0.044	0.174	0.902	0.109	0.082	0.050	0.889	0.111	0.086	0.050	0.160	0.877
	Rating BB	0.102	0.073	0.038	0.175	0.920	0.104	0.075	0.045	0.926	0.106	0.077	0.042	0.175	0.927
	Rating B	0.171	0.143	0.061	0.255	0.859	0.196	0.082	0.082	0.844	0.191	0.165	0.085	0.239	0.820
	Total	0.905	0.925	0.961	0.154	1.551	0.920	0.936	0.098	0.934	0.930	0.945	0.971	0.110	0.930
	Rating AA	0.794	0.799	0.767	0.161	0.504	0.821	0.824	0.800	0.423	0.845	0.845	0.840	0.125	0.833
LIQ11	Rating A	0.875	0.896	0.916	0.159	0.891	0.888	0.910	0.154	0.926	0.900	0.921	0.947	0.147	0.925
	Rating BBB	0.914	0.935	0.961	0.166	1.551	0.932	0.943	0.094	0.575	0.942	0.952	0.971	0.083	0.556
	Rating BB	0.947	0.955	0.976	0.176	0.276	0.961	0.966	0.048	0.157	0.966	0.970	0.979	0.044	0.155
	Rating B	0.994	0.996	1.000	0.012	0.038	0.993	0.995	0.013	0.042	0.994	0.996	1.000	0.014	0.055
	Total	0.053	0.045	0.030	0.072	0.730	0.053	0.045	0.031	0.713	0.055	0.047	0.035	0.072	0.712
REN1	Rating AA	0.033	0.029	0.027	0.035	0.139	0.034	0.030	0.027	0.140	0.036	0.031	0.029	0.037	0.040
	Rating A	0.044	0.040	0.027	0.045	0.188	0.043	0.039	0.028	0.186	0.045	0.040	0.029	0.046	0.186
	Rating BBB	0.064	0.055	0.035	0.089	0.729	0.063	0.053	0.036	0.713	0.065	0.055	0.037	0.089	0.712
	Rating BB	0.054	0.046	0.021	0.075	0.252	0.061	0.055	0.035	0.233	0.065	0.060	0.042	0.076	0.230
	Rating B	0.033	0.028	0.008	0.047	0.160	0.034	0.029	0.007	0.166	0.039	0.034	0.011	0.049	0.170
REN2	Total	1.059	1.075	1.059	0.372	5.265	1.068	1.073	1.063	4.022	1.063	1.068	1.063	0.240	3.870
	Rating AA	1.029	1.017	1.019	0.113	0.542	1.011	1.002	0.093	1.301	1.001	0.997	0.994	0.082	0.384
	Rating A	1.024	1.027	1.035	0.115	0.926	1.019	1.023	0.111	0.926	1.013	1.019	1.017	0.105	0.840
	Rating BBB	1.054	1.082	1.070	0.355	3.900	1.053	1.082	0.339	3.857	1.054	1.079	1.083	0.314	3.475
	Rating BB	1.209	1.171	1.140	0.264	1.366	1.158	1.144	0.152	0.758	1.133	1.125	1.109	0.114	0.513
REN3	Rating B	1.010	1.149	1.159	0.958	5.264	1.250	1.228	0.268	1.158	1.246	1.221	1.207	0.259	1.226
	Total	0.294	0.295	0.289	0.199	2.777	0.296	0.296	0.285	2.639	0.205	0.203	0.202	0.128	1.807
	Rating AA	0.252	0.253	0.272	0.086	0.302	0.252	0.254	0.086	0.302	0.170	0.172	0.188	0.058	0.187
	Rating A	0.284	0.283	0.285	0.097	0.652	0.286	0.285	0.093	0.443	0.196	0.194	0.191	0.069	0.376
	Rating BBB	0.301	0.302	0.294	0.261	2.777	0.295	0.298	0.298	2.639	0.208	0.206	0.206	0.167	1.807
REN3	Rating BB	0.318	0.311	0.325	0.157	0.721	0.313	0.311	0.139	0.578	0.224	0.220	0.228	0.105	0.426
	Rating B	0.291	0.331	0.332	0.283	1.453	0.356	0.342	0.344	0.575	0.217	0.228	0.222	0.126	0.666
	Total	0.750	0.762	0.758	0.276	3.931	0.766	0.770	0.762	1.691	0.500	0.499	0.499	0.145	1.854
	Rating AA	0.741	0.746	0.724	0.120	0.519	0.743	0.743	0.120	0.561	0.483	0.487	0.486	0.068	0.284
	Rating A	0.714	0.721	0.752	0.156	0.810	0.721	0.731	0.151	0.860	0.474	0.479	0.488	0.101	0.576
REN3	Rating BBB	0.753	0.764	0.750	0.237	1.504	0.759	0.769	0.218	1.691	0.499	0.501	0.505	0.173	1.854
	Rating BB	0.884	0.858	0.846	0.252	1.366	0.842	0.831	0.165	0.743	0.510	0.508	0.517	0.081	0.322
	Rating B	0.685	0.794	0.827	0.677	3.458	0.888	0.876	0.895	0.954	0.603	0.582	0.582	0.191	0.841

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (III)

Ratio	Año 1					Año 2					Año 3				
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
RENT5	Total	0,165	0,141	0,116	0,370	6,803	0,182	0,144	0,246	2,593	0,183	0,144	0,123	0,249	2,393
	Rating AA	0,144	0,137	0,116	0,070	0,271	0,139	0,135	0,054	0,204	0,134	0,132	0,119	0,052	0,209
	Rating A	0,165	0,146	0,132	0,124	0,769	0,165	0,152	0,103	0,674	0,162	0,152	0,134	0,093	0,576
	Rating BBB	0,211	0,156	0,114	0,335	2,778	0,215	0,158	0,331	2,593	0,217	0,157	0,128	0,343	2,386
	Rating BB	0,124	0,109	0,079	0,122	0,497	0,123	0,113	0,098	0,373	0,126	0,119	0,094	0,093	0,345
RENT6	Rating B	-0,018	0,146	0,104	1,030	5,437	0,191	0,132	0,306	1,402	0,187	0,135	0,110	0,272	1,261
	Total	0,893	0,938	0,956	0,434	6,319	0,885	0,929	0,840	6,059	0,880	0,922	0,928	0,382	5,543
	Rating AA	0,885	0,883	0,892	0,101	0,509	0,871	0,871	0,068	0,310	0,864	0,867	0,870	0,060	0,214
	Rating A	0,859	0,877	0,880	0,168	1,079	0,854	0,871	0,080	1,135	0,851	0,867	0,876	0,150	1,142
	Rating BBB	0,843	0,934	0,969	0,610	5,940	0,839	0,924	0,949	6,059	0,837	0,917	0,945	0,548	5,543
RENT7	Rating BB	1,084	1,069	1,045	0,191	1,099	1,035	1,032	0,116	0,501	1,007	1,006	1,014	0,086	0,415
	Rating B	1,033	1,042	1,040	0,281	1,478	1,058	1,065	1,066	1,802	1,060	1,060	1,059	0,121	0,501
	Total	-0,665	-0,622	-0,575	1,146	10,838	-0,561	-0,578	-0,525	1,195	-0,509	-0,519	-0,498	-0,498	1,3863
	Rating AA	-0,079	-0,075	-0,164	0,637	3,052	0,043	0,033	0,069	0,550	0,104	0,074	0,073	0,558	2,451
	Rating A	-0,191	-0,182	-0,196	-0,753	4,161	-0,145	-0,148	-0,141	0,625	-0,102	-0,112	-0,138	0,569	2,758
RENT8	Rating BBB	-0,663	-0,655	-0,670	0,927	5,635	-0,528	-0,610	-0,606	1,179	-0,481	-0,551	-0,574	1,052	9,456
	Rating BB	-1,095	-1,853	-1,526	-1,487	6,548	-1,547	-1,479	-1,351	1,188	-1,443	-1,339	-1,171	1,199	6,068
	Rating B	-1,116	-1,291	-1,175	-1,644	8,101	-1,643	-1,643	-1,635	1,949	-1,343	-1,753	-1,635	2,388	11,660
	Total	-0,563	-0,564	-0,524	1,081	10,747	-0,495	-0,518	-0,509	1,237	-0,444	-0,458	-0,457	1,162	13,192
	Rating AA	0,038	0,029	0,046	0,554	2,555	0,119	0,091	0,058	0,551	0,152	0,119	0,123	0,564	2,355
RENT9	Rating A	-0,150	-0,154	-0,141	0,621	3,365	-0,102	-0,112	-0,134	0,565	-0,081	-0,091	-0,122	0,547	2,367
	Rating BBB	-0,651	-0,589	-0,614	0,957	7,003	-1,358	-1,306	-1,172	1,092	-0,413	-0,499	-0,504	1,091	10,766
	Rating BB	-1,499	-1,424	-1,370	1,142	5,478	-1,368	-1,479	-1,351	1,188	-1,220	-1,114	-1,124	1,089	5,878
	Rating B	-1,365	-1,610	-1,612	1,889	9,916	-1,415	-1,818	-1,585	2,393	-1,343	-1,706	-1,399	2,292	11,437
	Total	2,255	2,258	2,098	4,326	42,991	1,982	2,073	2,037	4,950	1,775	1,831	1,828	4,647	52,767
RENT10	Rating AA	-0,153	-0,117	-0,186	2,217	10,223	-0,476	-0,364	-0,231	2,206	-0,609	-0,477	-0,492	2,254	9,421
	Rating A	0,603	0,617	0,567	2,486	13,463	0,407	0,450	0,535	2,258	0,323	0,363	0,487	2,187	9,468
	Rating BBB	2,204	2,357	2,456	3,829	28,012	1,839	2,219	2,182	4,803	1,652	1,998	2,014	4,362	43,065
	Rating BB	5,999	5,698	5,483	4,568	21,913	5,471	5,223	4,689	4,368	4,881	4,455	4,500	4,356	23,514
	Rating B	5,462	6,443	6,450	7,559	39,664	5,661	7,273	6,340	9,573	5,373	6,824	5,598	9,170	45,749
RENT11	Total	0,083	0,095	0,098	0,229	3,394	0,082	0,099	0,095	0,226	0,094	0,108	0,108	0,204	2,266
	Rating AA	0,136	0,121	0,122	0,115	0,462	0,149	0,136	0,139	0,112	0,173	0,157	0,155	0,124	0,500
	Rating A	0,143	0,135	0,135	0,116	0,693	0,155	0,145	0,135	0,116	0,149	0,158	0,152	0,119	0,753
	Rating BBB	0,104	0,103	0,095	0,118	0,880	0,109	0,107	0,097	0,107	0,116	0,114	0,110	0,104	0,654
	Rating BB	-0,110	-0,024	0,006	0,535	3,092	-0,058	0,000	0,010	0,375	-0,014	0,023	0,029	0,262	1,545
RENT12	Rating B	-0,016	-0,032	-0,016	0,204	0,958	-0,204	-0,134	-0,046	0,442	-0,233	-0,188	-0,165	0,399	1,774
	Total	1,676	1,919	1,971	4,595	67,891	1,633	1,982	1,919	4,524	1,876	2,161	2,163	4,077	45,716
	Rating AA	2,728	2,423	2,452	2,319	9,248	2,982	2,722	2,777	9,002	3,452	3,146	3,091	2,481	9,994
	Rating A	2,826	2,876	2,719	2,322	13,875	3,098	2,904	2,690	2,318	3,371	3,155	3,039	2,375	15,054
	Rating BBB	2,096	2,076	1,908	2,378	17,618	2,186	2,142	1,933	15,401	2,352	2,284	2,200	2,088	13,077
RENT12	Rating BB	-2,203	-0,480	0,134	10,716	61,857	-1,167	-0,008	0,208	7,514	-0,284	0,469	0,590	5,232	30,893
	Rating B	-0,336	-0,659	-0,320	4,091	19,179	-0,076	-2,684	-0,911	8,833	-4,661	-3,753	-3,296	7,987	35,478
	Total	0,196	0,151	0,113	0,422	4,024	0,212	0,191	0,157	0,332	0,377	0,231	0,187	0,317	38,789
	Rating AA	0,208	0,169	0,119	0,323	1,368	0,305	0,274	0,154	0,329	0,431	0,429	0,386	0,260	0,727
	Rating A	0,237	0,179	0,146	0,442	3,602	0,271	0,232	0,201	0,307	0,309	0,273	0,251	0,283	1,824
RENT12	Rating BBB	0,152	0,117	0,094	0,415	3,982	0,201	0,171	0,157	0,264	0,541	0,196	0,164	0,348	37,094
	Rating BB	0,237	0,179	0,122	0,444	2,241	0,184	0,157	0,075	0,309	0,192	0,188	0,099	0,245	1,232
	Rating B	0,208	0,178	0,071	0,430	1,465	0,015	0,069	0,141	0,629	-0,047	-0,006	0,082	0,713	2,719

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (IV)

Ratio	Año 1					Año 2					Año 3				
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
RENTI 3	Total	0.160	0.130	0.093	4.232	0.163	0.149	0.122	0.324	3.618	0.323	0.179	0.155	2.324	38.801
	Rating AA	0.113	0.108	0.088	1.263	0.254	0.225	0.124	0.351	1.227	0.389	0.388	0.414	0.284	0.867
	Rating A	0.179	0.136	0.112	3.865	0.218	0.190	0.161	0.294	1.61	0.265	0.235	0.209	0.290	1.818
	Rating BBB	-0.115	0.102	0.076	1.447	0.142	0.132	0.113	0.245	1.993	0.481	0.146	0.122	3.481	37.648
	Rating BB	0.174	0.149	0.146	2.912	0.086	0.067	-0.003	0.332	1.408	0.108	0.103	0.033	0.257	1.067
RENTI 4	Rating B	0.361	0.304	0.185	2.380	0.114	0.118	0.138	0.640	3.269	-0.069	-0.047	0.097	0.687	2.915
	Total	-0.117	-0.087	-0.056	3.282	-0.34	-0.089	-0.063	0.344	3.708	-0.126	-0.084	-0.062	0.332	3.862
	Rating AA	-0.001	-0.009	-0.013	0.267	0.379	0.001	0.080	0.080	0.361	0.019	0.011	0.008	0.095	0.432
	Rating A	-0.021	-0.021	-0.013	0.091	0.509	-0.021	-0.011	0.087	0.462	-0.016	-0.017	-0.016	0.087	0.469
	Rating BBB	-0.092	-0.085	-0.086	0.820	-0.091	-0.088	-0.076	0.127	0.764	-0.090	-0.074	-0.074	0.129	0.778
RENTI 5	Rating BB	-0.347	-0.254	-0.186	3.037	-0.283	-0.224	-0.183	0.405	2.276	-0.227	-0.191	-0.175	0.299	1.679
	Rating B	-0.394	-0.379	-0.403	1.320	-0.701	-0.596	-0.490	0.872	3.618	-0.720	-0.615	-0.514	0.869	3.764
	Total	0.128	0.086	0.075	7.766	0.126	0.085	0.074	0.444	7.046	0.122	0.086	0.073	0.364	5.631
	Rating AA	0.133	0.127	0.108	0.268	0.135	0.132	0.127	0.058	0.211	0.137	0.135	0.122	0.059	0.184
	Rating A	0.235	0.132	0.113	7.123	0.239	0.138	0.130	0.767	6.830	0.222	0.136	0.126	0.618	5.408
RENTI 6	Rating BBB	0.109	0.086	0.059	1.334	0.106	0.084	0.062	0.158	1.000	0.106	0.084	0.062	0.155	0.904
	Rating BB	-0.026	-0.006	0.001	0.886	-0.004	0.003	0.009	0.083	0.391	0.015	0.015	0.018	0.061	0.335
	Rating B	0.034	0.007	0.000	0.863	-0.018	-0.022	-0.005	0.107	0.492	-0.026	-0.031	-0.025	0.100	0.461
	Total	0.034	0.033	0.029	0.542	0.032	0.031	0.031	0.046	0.539	0.035	0.033	0.029	0.046	0.515
	Rating AA	0.054	0.050	0.046	0.134	0.050	0.046	0.046	0.030	0.127	0.054	0.050	0.046	0.034	0.146
RENTI 7	Rating A	0.053	0.049	0.048	0.051	0.052	0.047	0.051	0.047	0.386	0.055	0.049	0.049	0.050	0.388
	Rating BBB	0.035	0.033	0.027	0.268	0.034	0.032	0.029	0.035	0.228	0.035	0.033	0.027	0.034	0.196
	Rating BB	-0.008	-0.006	0.001	0.294	-0.003	0.000	0.004	0.041	0.241	0.005	0.005	0.009	0.033	0.027
	Rating B	0.001	0.000	-0.001	0.187	-0.015	-0.015	-0.005	0.054	0.255	-0.018	-0.020	-0.007	0.053	0.253
	Total	0.204	0.123	0.096	8.155	0.197	0.122	0.101	0.571	0.330	0.190	0.122	0.102	0.489	5.853
RENTI 8	Rating AA	0.151	0.146	0.133	0.285	0.155	0.152	0.155	0.058	0.224	0.158	0.155	0.156	0.057	0.183
	Rating A	0.266	0.157	0.139	7.408	0.267	0.165	0.152	0.793	7.069	0.252	0.164	0.144	0.640	5.618
	Rating BBB	0.237	0.148	0.084	4.619	0.231	0.141	0.088	0.528	4.334	0.226	0.145	0.060	0.489	3.919
	Rating BB	0.007	-0.006	0.001	2.040	0.026	0.014	0.016	0.168	1.022	0.045	0.034	0.019	0.130	0.487
	Rating B	0.108	0.049	-0.001	1.652	0.008	-0.022	-0.021	0.221	1.111	-0.006	-0.029	-0.031	0.178	0.855
RENTI 9	Total	0.360	0.344	0.341	1.505	0.683	0.655	0.630	0.400	2.901	1.246	1.196	1.135	0.715	5.154
	Rating AA	0.365	0.361	0.343	0.477	0.654	0.641	0.591	0.245	0.940	1.208	1.183	1.077	0.450	1.814
	Rating A	0.336	0.321	0.335	1.284	0.633	0.604	0.630	0.357	2.487	1.151	1.100	1.128	0.635	4.462
	Rating BBB	0.344	0.325	0.317	1.476	0.650	0.617	0.597	0.414	2.880	1.180	1.120	1.080	0.734	5.154
	Rating BB	0.476	0.460	0.456	1.096	0.897	0.876	0.892	0.465	1.778	1.603	1.571	1.524	0.822	3.184
RENTI 20	Rating B	0.370	0.371	0.393	0.741	0.771	0.782	0.878	0.392	1.354	1.487	1.497	1.714	0.755	2.680
	Total	-0.024	-0.023	-0.019	0.284	-0.035	-0.034	-0.029	0.061	0.444	-0.051	-0.051	-0.046	0.094	0.692
	Rating AA	-0.003	-0.004	-0.005	0.145	0.001	-0.001	0.001	0.042	0.199	0.010	0.004	0.005	0.068	0.307
	Rating A	-0.005	-0.005	-0.007	0.031	-0.006	-0.007	-0.009	0.043	0.255	-0.007	-0.010	-0.016	0.063	0.374
	Rating BBB	-0.023	-0.024	-0.027	0.202	-0.034	-0.036	-0.036	0.049	0.301	-0.050	-0.055	-0.052	0.075	0.450
RENTI 20	Rating BB	-0.068	-0.065	-0.062	0.048	0.200	-0.087	-0.084	0.064	0.326	-0.123	-0.119	-0.130	0.087	0.471
	Rating B	-0.053	-0.056	-0.057	0.227	-0.097	-0.101	-0.089	0.089	0.403	-0.167	-0.175	-0.162	0.147	0.692
	Total	-0.060	-0.074	-0.058	5.161	-0.071	-0.072	-0.063	0.213	3.071	-0.065	-0.068	-0.062	0.201	2.991
	Rating AA	-0.028	-0.017	-0.019	0.504	-0.010	-0.002	0.007	0.087	0.409	-0.001	0.003	0.006	0.078	0.361
	Rating A	-0.025	-0.027	-0.036	0.865	-0.019	-0.023	-0.020	0.108	0.899	-0.012	-0.019	-0.018	0.113	0.939
RENTI 20	Rating BBB	-0.062	-0.063	-0.707	3.215	-0.063	-0.081	-0.079	0.262	2.906	-0.062	-0.079	-0.083	0.243	2.596
	Rating BB	-0.208	-0.169	-0.144	1.366	-0.155	-0.141	-0.120	0.150	0.757	-0.132	-0.124	-0.108	-0.113	0.513
	Rating B	0.009	-0.147	-0.132	4.804	-0.241	-0.219	-0.173	0.251	1.154	-0.242	-0.216	-0.174	0.254	1.225

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (V)

Ratio	Año 1					Año 2					Año 3				
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
REN121	Total	0.041	0.041	0.017	0.135	0.064	0.064	0.064	0.024	0.158	0.103	0.103	0.104	0.037	0.210
	Rating AA	0.047	0.047	0.018	0.068	0.066	0.066	0.066	0.020	0.076	0.106	0.106	0.098	0.029	0.105
	Rating A	0.043	0.042	0.043	0.087	0.066	0.066	0.067	0.022	0.108	0.106	0.107	0.106	0.034	0.155
	Rating BBB	0.040	0.040	0.040	0.132	0.062	0.063	0.062	0.024	0.158	0.101	0.102	0.105	0.040	0.052
	Rating BB	0.038	0.038	0.038	0.014	0.061	0.060	0.061	0.021	0.090	0.099	0.098	0.101	0.033	0.139
RES1	Rating B	0.043	0.042	0.044	0.020	0.066	0.066	0.066	0.029	0.102	0.104	0.104	0.110	0.045	0.154
	Total	3.410	3.076	2.637	5.611	3.535	2.967	2.526	3.545	25.403	3.382	2.859	2.430	3.315	23.658
	Rating AA	3.200	3.099	3.132	1.488	3.104	3.020	3.053	1.390	4.929	2.953	2.851	2.970	1.333	5.099
	Rating A	3.644	3.162	2.778	3.058	3.471	3.121	2.646	2.555	12.084	3.261	2.989	2.547	2.163	10.160
	Rating BBB	4.037	3.344	2.740	4.331	3.940	3.225	2.670	4.227	25.403	3.798	3.087	2.541	4.071	23.658
RES2	Rating BB	2.661	2.479	1.851	1.952	2.473	2.345	1.802	1.655	5.834	2.395	2.272	1.704	1.550	5.482
	Rating B	3.196	2.595	1.873	16.027	3.437	2.343	1.835	5.374	24.222	3.330	2.362	1.904	4.852	22.008
	Total	2.273	2.050	1.758	3.741	2.357	1.978	1.684	2.363	16.935	2.255	1.906	1.602	2.210	15.772
	Rating AA	2.133	2.066	2.086	0.992	2.069	2.014	2.036	0.927	3.286	1.968	1.901	1.981	0.889	3.399
	Rating A	2.429	2.108	1.852	1.240	2.314	2.081	1.764	1.703	8.056	2.174	1.992	1.698	1.442	6.773
RES3	Rating BBB	2.691	2.229	1.826	2.887	2.627	2.150	1.780	2.818	16.935	2.532	2.058	1.694	2.714	15.772
	Rating BB	1.774	1.652	1.234	1.301	1.648	1.563	1.201	1.104	3.890	1.597	1.515	1.136	1.033	3.655
	Rating B	0.130	1.730	1.248	10.684	2.291	1.562	1.223	3.583	16.148	2.220	1.574	1.269	3.235	14.672
	Total	1.479	1.544	1.429	3.652	1.666	1.528	1.399	1.287	14.921	1.652	1.509	1.378	1.239	13.647
	Rating AA	1.419	1.468	1.374	0.413	1.462	1.456	1.366	0.413	1.490	1.459	1.435	1.360	0.419	0.580
RES4	Rating A	1.516	1.483	1.475	0.613	1.509	1.474	1.480	0.616	3.659	1.492	1.458	1.436	0.603	3.532
	Rating BBB	1.774	1.657	1.488	1.163	1.752	1.639	1.485	1.186	9.844	1.752	1.622	1.423	1.191	9.333
	Rating BB	1.463	1.384	1.294	0.829	1.355	1.300	1.229	0.653	2.954	1.315	1.266	1.229	0.599	2.722
	Rating B	-0.342	1.908	1.372	12.925	2.398	1.812	1.461	3.290	14.556	2.378	1.863	1.414	3.039	13.266
	Total	1.811	1.588	1.340	1.774	1.908	1.676	1.422	1.857	13.541	1.857	1.714	1.457	1.767	18.823
RES5	Rating AA	1.183	1.139	1.068	0.627	1.202	1.169	1.165	0.574	1.946	1.315	1.291	1.211	0.599	1.976
	Rating A	1.266	1.231	1.279	0.757	1.335	1.287	1.274	0.817	3.677	1.451	1.380	1.364	0.921	4.834
	Rating BBB	1.719	0.547	0.378	1.448	1.780	1.656	1.450	1.396	6.357	1.855	1.734	1.481	1.424	6.720
	Rating BB	2.575	2.238	1.862	2.590	2.659	2.302	1.950	2.659	13.266	2.523	2.298	1.937	2.129	9.620
	Rating B	3.877	3.587	3.155	3.231	4.306	4.045	3.688	3.520	12.421	2.883	3.001	2.535	4.089	11.823
RES6	Total	0.517	0.453	0.382	0.506	0.545	0.479	0.406	0.531	3.869	0.530	0.490	0.416	0.505	5.378
	Rating AA	0.338	0.325	0.305	0.179	0.344	0.334	0.333	0.164	0.556	0.376	0.369	0.346	0.171	0.565
	Rating A	0.361	0.357	0.365	0.216	0.382	1.253	1.235	0.427	1.805	0.414	0.394	0.390	0.263	1.381
	Rating BBB	0.491	0.449	0.393	0.413	0.509	0.473	0.414	0.399	1.816	0.530	0.495	0.423	0.407	1.920
	Rating BB	0.735	0.639	0.532	0.740	0.760	0.658	0.557	0.760	3.790	0.721	0.656	0.553	0.608	2.749
RES7	Rating B	1.107	1.024	0.901	0.923	1.230	1.156	1.053	1.006	3.549	0.824	0.856	0.724	1.168	5.378
	Total	1.204	1.271	1.180	3.632	1.395	1.257	1.173	1.279	14.929	1.480	1.306	1.274	2.205	41.775
	Rating AA	1.265	1.269	1.239	0.429	1.249	1.253	1.235	0.427	1.805	1.318	1.297	1.263	0.702	2.654
	Rating A	1.241	1.217	1.206	0.634	1.234	1.207	1.200	0.628	4.058	1.322	1.272	1.194	0.798	3.599
	Rating BBB	1.488	1.374	1.185	1.104	1.472	1.358	1.197	1.125	9.260	1.740	1.378	1.320	2.681	26.916
RES7	Rating BB	1.229	1.140	1.010	0.850	1.128	1.061	0.960	0.681	2.968	1.273	1.117	0.970	1.157	6.309
	Rating B	-0.647	1.568	0.984	12.868	2.105	1.500	1.105	3.366	14.800	1.059	1.517	1.134	4.164	23.474
	Total	1.447	1.251	1.047	1.497	1.527	1.318	1.146	1.584	12.620	1.585	1.419	1.229	1.663	19.758
	Rating AA	0.942	0.920	0.961	0.434	0.954	0.936	0.974	0.395	1.293	1.223	1.227	1.266	0.466	1.277
	Rating A	0.990	0.958	0.962	0.659	1.043	1.002	1.010	0.704	3.303	1.217	1.172	1.160	0.812	4.213
RES7	Rating BBB	1.394	1.256	1.006	1.249	1.444	1.331	1.133	1.176	5.764	1.555	1.452	1.186	1.205	1.372
	Rating BB	2.003	1.741	1.307	1.984	2.062	1.776	1.482	2.066	10.198	1.955	1.770	1.482	1.683	7.264
	Rating B	3.154	2.867	2.728	2.938	3.538	3.219	2.684	3.320	12.465	2.928	2.974	1.737	4.330	19.758

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (VI)

Ratio		Año 1					Año 2					Año 3				
		Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
END1	Total	0.354	0.346	0.331	0.164	0.801	0.352	0.344	0.332	0.165	0.783	0.344	0.335	0.323	0.162	0.791
	Rating AA	0.425	0.423	0.426	0.126	0.463	0.423	0.421	0.406	0.116	0.377	0.408	0.407	0.392	0.110	0.356
	Rating A	0.392	0.385	0.355	0.152	0.711	0.389	0.383	0.362	0.167	0.685	0.378	0.372	0.350	0.154	0.672
	Rating BBB	0.349	0.339	0.345	0.167	0.773	0.349	0.338	0.332	0.167	0.764	0.341	0.330	0.323	0.164	0.754
	Rating BB	0.301	0.293	0.281	0.155	0.624	0.300	0.290	0.278	0.159	0.637	0.303	0.290	0.284	0.160	0.601
END2	Rating B	0.246	0.238	0.205	0.156	0.555	0.240	0.230	0.200	0.163	0.565	0.236	0.228	0.209	0.161	0.552
	Total	2.688	2.385	1.990	2.457	19.733	2.759	2.471	2.023	2.471	17.381	2.686	2.517	2.108	2.495	31.019
	Rating AA	1.566	1.516	1.342	0.836	3.111	1.556	1.521	1.474	0.751	2.512	1.487	1.458	1.516	0.788	2.541
	Rating A	1.985	1.823	1.773	1.411	7.959	2.063	1.903	1.513	1.769	7.665	2.226	2.030	1.863	1.636	8.441
	Rating BBB	2.709	2.452	1.916	2.263	12.109	2.678	2.504	2.023	2.020	12.391	2.766	2.592	2.105	2.018	12.603
DIM1	Rating BB	3.454	3.140	2.556	2.882	13.718	3.566	3.241	2.603	2.959	14.267	3.477	3.300	2.531	2.473	10.396
	Rating B	5.068	4.489	3.870	4.458	19.254	5.609	5.222	4.054	4.732	16.690	5.647	5.378	3.459	5.954	31.019
	Total	0.698	0.545	0.347	1.010	6.864	0.718	0.547	0.347	1.082	7.877	0.716	0.547	0.344	1.076	7.717
	Rating AA	1.484	1.393	1.052	1.182	3.808	1.554	1.426	1.011	1.371	4.666	1.566	1.441	1.021	1.384	4.663
	Rating A	1.073	0.883	0.596	1.347	6.853	1.122	0.906	0.601	1.486	7.864	1.118	0.907	0.593	1.468	7.704
DIM2	Rating BBB	0.512	0.409	0.271	0.712	4.043	0.519	0.417	0.313	0.701	4.162	0.517	0.416	0.312	0.701	4.153
	Rating BB	0.341	0.284	0.121	0.469	1.720	0.342	0.285	0.123	0.468	1.721	0.340	0.282	0.124	0.465	1.716
	Rating B	0.160	0.101	0.084	0.299	1.380	0.163	0.110	0.090	0.276	1.273	0.162	0.109	0.088	0.274	1.265
	Total	0.928	0.930	0.937	0.085	0.507	0.930	0.931	0.944	0.085	0.507	0.852	0.796	0.743	0.399	2.790
	Rating AA	1.005	1.004	1.001	0.039	0.121	1.007	1.006	1.000	0.041	0.136	1.203	1.162	1.015	0.496	1.637
DIM3	Rating A	0.970	0.971	0.971	0.068	0.351	0.972	0.972	0.971	0.069	0.350	1.012	0.944	0.832	0.518	2.684
	Rating BBB	0.543	0.435	0.295	0.729	4.357	0.916	0.889	0.920	0.080	0.333	0.777	0.744	0.714	0.275	1.621
	Rating BB	0.890	0.889	0.871	0.071	0.257	0.890	0.889	0.872	0.071	0.262	0.694	0.673	0.611	0.197	0.742
	Rating B	0.842	0.844	0.859	0.088	0.406	0.846	0.849	0.862	0.087	0.397	0.605	0.594	0.603	0.121	0.576
	Total	0.755	0.619	0.444	0.966	7.309	0.780	0.639	0.450	1.033	8.198	0.763	0.621	0.417	1.019	8.013
IND1	Rating AA	1.923	1.737	1.383	1.565	6.112	1.986	1.761	1.377	1.721	6.954	1.969	1.750	1.409	1.637	6.617
	Rating A	1.027	0.905	0.692	1.079	7.285	1.066	0.930	0.709	1.161	8.174	1.059	0.921	0.698	1.162	7.991
	Rating BBB	0.543	0.435	0.295	0.729	4.357	0.916	0.889	0.920	0.080	0.333	0.777	0.744	0.714	0.275	1.621
	Rating BB	0.573	0.453	0.207	0.828	3.781	0.579	0.462	0.305	0.817	3.717	0.568	0.436	0.252	0.829	3.789
	Rating B	0.212	0.133	0.089	0.411	1.850	0.241	0.156	0.135	0.444	2.004	0.209	0.157	0.113	0.332	1.332
IND2	Total	0.975	0.913	0.832	0.728	4.167	1.011	0.956	0.881	0.722	3.919	1.022	0.982	0.888	0.745	6.348
	Rating AA	0.884	0.869	0.797	0.515	1.700	0.889	0.877	0.804	0.503	1.587	0.881	0.872	0.766	0.493	1.487
	Rating A	0.799	0.755	0.710	0.541	2.679	0.820	0.772	0.726	0.563	2.851	0.835	0.791	0.733	0.555	2.811
	Rating BBB	0.916	0.880	0.782	0.622	2.613	0.944	0.910	0.840	0.616	2.555	0.982	0.954	0.882	0.627	2.536
	Rating BB	1.476	1.412	1.190	1.097	3.780	1.497	1.458	1.234	1.032	3.378	1.532	1.508	1.306	0.970	3.167
IND3	Rating B	1.340	1.266	1.067	0.985	4.167	1.499	1.452	1.396	0.933	3.919	1.525	1.397	1.562	1.269	6.348
	Total	0.665	0.385	0.378	5.115	67.289	0.628	0.506	0.520	3.168	36.103	0.653	0.580	0.602	2.836	33.931
	Rating AA	1.591	1.183	0.612	2.816	11.624	1.144	0.876	0.526	1.936	7.972	1.033	0.834	0.580	1.666	6.930
	Rating A	0.814	0.535	0.472	3.137	28.049	0.848	0.604	0.602	2.498	20.967	0.813	0.630	0.657	2.351	19.611
	Rating BBB	0.670	0.332	0.245	5.698	67.289	0.604	0.454	0.381	2.914	25.990	0.649	0.540	0.503	0.650	22.392
IND3	Rating BB	0.988	0.346	0.600	5.026	30.311	1.201	0.820	0.939	3.568	21.144	1.196	0.918	1.009	2.984	17.083
	Rating B	-1.185	-1.336	-0.343	8.560	43.678	-1.358	-0.984	-0.561	5.695	24.757	-0.946	-0.465	-0.599	5.784	24.834
	Total	1.039	1.060	1.109	0.286	1.828	1.053	1.075	1.115	0.283	1.488	1.050	1.071	1.114	0.276	1.372
	Rating AA	1.210	1.210	1.191	0.149	0.482	1.224	1.224	1.212	0.152	0.499	1.215	1.214	1.205	0.149	0.485
	Rating A	1.135	1.139	1.141	0.157	0.745	1.149	1.152	1.161	0.160	1.462	1.143	1.147	1.153	0.158	0.802
IND3	Rating BBB	0.973	0.993	1.076	0.307	1.344	0.987	1.007	1.079	0.306	1.370	0.984	1.004	1.071	0.300	1.359
	Rating BB	1.014	1.036	1.098	0.325	1.254	1.032	1.053	1.108	0.332	1.249	1.029	1.049	1.104	0.330	1.232
	Rating B	0.935	0.925	1.041	0.410	1.821	0.952	0.963	1.052	0.368	1.488	0.955	0.975	1.034	0.337	1.331

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)
 Tabla 4.32 (VII)

Ratio	Año 1					Año 2					Año 3				
	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango	Media	M. 5%	Mediana	Desv. típica	Rango
IND4															
Total	0.964	0.958	0.988	0.360	2.623	0.979	0.972	0.988	0.362	2.504	0.976	0.971	0.994	0.352	2.351
Rating AA	0.968	0.948		0.311	1.372	0.987	0.966	0.980	0.306	1.308	0.985	0.963	1.002	0.291	1.230
Rating A	0.918	0.917	0.958	0.328	1.926	0.926	0.923	0.946	0.328	2.006	0.925	0.924	0.949	0.319	1.871
Rating BBB	0.966	0.961	0.983	0.384	2.623	0.975	0.973	1.004	0.378	2.504	0.969	0.969	1.019	0.364	2.351
Rating BB	1.030	1.010	1.029	0.396	1.719	1.058	1.038	1.017	0.423	1.758	1.051	1.031	1.018	0.422	1.765
Rating B	1.038	1.040	1.088	0.322	1.135	1.079	1.086	1.154	0.331	1.132	1.092	1.096	1.180	0.317	1.081
IND5															
Total	0.882	0.996	0.954	5.434	75.304	1.295	1.173	1.085	7.564	123.229	1.307	1.214	1.129	7.081	112.186
Rating AA	-0.420	-0.321	0.165	3.418	11.769	2.188	2.177	1.351	5.546	20.967	2.247	2.224	1.448	5.567	20.929
Rating A	0.114	0.125	0.263	3.030	21.014	0.715	0.665	0.452	3.426	23.265	0.749	0.652	0.492	3.482	23.235
Rating BBB	0.757	1.179	0.990	6.886	74.931	1.202	0.751	1.039	10.264	123.229	1.152	0.796	1.013	0.389	112.186
Rating BB	3.361	2.914	2.348	5.468	29.883	2.002	2.502	2.555	5.750	35.382	2.054	2.593	2.500	5.514	33.271
Rating B	1.983	2.377	1.687	3.540	18.397	2.307	2.999	2.100	4.858	24.714	2.489	3.343	2.399	5.601	27.888
IND6															
Total	0.765	0.718	0.643	2.575	41.551	0.972	0.862	0.935	4.438	70.886	0.923	0.834	0.874	2.794	40.188
Rating AA	1.133	1.031	0.973	0.910	3.987	1.394	1.306	1.213	1.011	3.618	1.355	1.266	1.204	0.953	3.518
Rating A	0.957	0.996	0.683	1.439	7.669	0.917	1.188	1.186	2.291	13.486	1.093	1.191	1.147	1.523	8.989
Rating BBB	0.603	0.655	0.517	1.770	15.959	0.721	0.894	0.880	1.982	14.645	0.813	0.884	0.878	1.406	10.144
Rating BB	0.996	0.254	0.265	6.303	40.370	2.038	0.201	0.252	11.469	67.384	1.202	0.218	0.214	6.626	39.646
Rating B	0.283	0.169	-0.014	1.051	4.384	0.674	0.216	-0.193	4.114	15.411	0.237	-0.269	-0.145	3.925	18.427
IND7															
Total	0.953	0.865	0.759	1.478	24.914	0.982	0.869	0.754	1.108	15.714	0.973	0.853	0.754	0.987	12.473
Rating AA	0.859	0.831	0.793	0.416	1.504	0.866	0.842	0.826	0.407	1.484	0.867	0.848	0.849	0.396	1.428
Rating A	1.031	0.911	0.783	0.802	4.723	1.032	0.924	0.784	0.764	4.041	1.001	0.910	0.781	0.718	3.643
Rating BBB	1.108	0.922	0.793	1.152	7.806	1.100	0.919	0.809	1.126	7.300	1.081	0.901	0.804	1.093	7.200
Rating BB	0.795	0.744	0.645	0.536	2.555	0.788	0.746	0.650	0.492	2.245	0.765	0.726	0.648	0.465	2.047
Rating B	0.065	0.693	0.581	4.193	22.664	0.511	0.705	0.541	2.413	14.028	0.613	0.655	0.511	1.804	10.687
IND8															
Total	0.822	0.726	0.642	0.817	8.286	0.928	0.847	0.760	0.760	6.010	0.931	0.867	0.779	0.754	8.560
Rating AA	0.684	0.666	0.721	0.363	1.361	0.777	0.775	0.804	0.342	1.171	0.764	0.759	0.783	0.328	1.105
Rating A	0.646	0.617	0.573	0.443	2.161	0.721	0.696	0.667	0.444	2.387	0.737	0.712	0.676	0.439	2.522
Rating BBB	0.791	0.723	0.636	0.679	4.837	0.697	0.839	0.732	0.681	4.588	0.938	0.873	0.770	0.695	4.145
Rating BB	1.131	1.053	0.971	0.928	4.007	1.184	1.126	0.947	0.833	3.317	1.212	1.168	0.983	0.782	3.024
Rating B	1.340	1.023	0.753	1.882	8.198	1.651	1.487	1.049	1.500	5.780	1.362	1.330	1.330	1.583	8.560

Fuente: Elaboración propia

Descriptivos básicos de los ratios iniciales (muestra total y submuestras)

Tabla 4.32 (y VIII)

La tabla previa permite obtener una imagen preliminar de las características más significativas de los distintos atributos explicativos, así como de su comportamiento respecto a los cinco subgrupos analizados para uno, dos y tres años antes de la emisión del rating. Entre otros, cabe señalar los siguientes puntos destacados:

- ✓ Se observan comportamientos similares respecto a los tres años analizados, de forma que, si una determinada variable presenta valores espúreos o se comporta de forma asimétrica para un ejercicio, repite este comportamiento para el resto de años, si bien a medida que se alejan los periodos las diferencias se suavizan. De esta forma, los comentarios realizados a continuación respecto a los indicadores base (relativos a un año antes de la calificación) resultan extensibles, con carácter general, al resto de ejercicios.
- ✓ La mayoría de los ratios presentan un comportamiento coherente con la jerarquía establecida respecto a las calificaciones, es decir, muestran una tendencia creciente o decreciente respecto a dicha jerarquía. Este comportamiento resulta indicativo de la presencia de atributos relevantes para el estudio del problema analizado, particularmente respecto a la mayoría de los indicadores de exposición y la totalidad de los ratios de reaseguro y endeudamiento.

Por el contrario, los cocientes EXP6, EXP7, EXP8 presentan comportamientos poco robustos, así como los indicadores de liquidez (excepto LIQ1, LIQ2, LIQ5 y LIQ10) y de reservas (salvo RES5). Los indicadores de rentabilidad resultan bastante explicativos para los años 2 y 3 (excepto RENT5, RENT12, RENT13, RENT15, RENT17 y RENT21), aunque para el primer año analizado los resultados no son tan concluyentes, posiblemente debido a la existencia de asimetrías y valores espúreos; esta situación se observa también para los ratios de dimensión. Cabe destacar que los ratios que incluyen en su denominador exclusivamente el resultado por negocio asegurador presentan valores medios negativos para todas las categorías analizadas, lo que resulta indicativo de la existencia de pérdidas generalizadas por la actividad aseguradora a lo largo de la muestra, que son posteriormente compensadas mediante los beneficios procedentes de las actividades de inversión.

Finalmente, los ratios relacionados con la industria en la que opera la empresa parecen poco relevantes para la determinación de su calificación crediticia, pues las diferencias entre categorías resultan poco significativas.

- ✓ Con carácter general, los indicadores toman valores próximos para los estadísticos de *media* y *mediana*, aunque la mediana resulta ligeramente inferior a la media, lo que indica la presencia de asimetría a la izquierda, que posteriormente deberá confirmarse con pruebas específicas. Entre los cocientes que presentan mayores diferencias cabe destacar los ratios de liquidez, rentabilidad y dimensión y, en particular, los siguientes indicadores: LIQ1, LIQ9, LIQ11, RENT12, RENT13, RENT14, RENT15, RENT17, DIM1 y DIM3.

- ✓ La comparación entre los valores observados para los estadísticos *media* y *media recortada al 5%* permite detectar a priori la presencia de posibles valores espúreos respecto a los indicadores LIQ1, LIQ9, LIQ11, RENT14, RENT20 y DIM1. De nuevo se observa la existencia de menores diferencias respecto a las medidas para el segundo y tercer años considerados.

4.4.2.1.2. Detección y tratamiento de valores ausentes

No se han observado valores ausentes respecto a la muestra considerada, por lo que no ha sido preciso su tratamiento particular.

Ahora bien, sí se han observado algunos errores en la base Classic®, particularmente respecto a la aplicación de los tipos de cambio al cierre, de cara a la conversión de todas las cuentas desde su moneda nacional hacia el euro. No obstante, ha sido posible su corrección sin excesivas dificultades, particularmente al haberse definido variables explicativas conformadas por ratios (excepto los ratios EXP2 y EXP4, que sí precisan la conversión de las cifras a dólares americanos).

4.4.2.1.3 Detección y tratamiento de valores espúreos

Tras llevar a cabo el estudio descriptivo de los 183 ratios previos, es necesario detectar los valores espúreos que pudieran afectarles, analizando sus causas y posible tratamiento.

Para llevar a cabo dicha detección, se han planteado dos metodologías básicas: (1) detección univariante sobre cada variable independiente, de acuerdo con la *desigualdad de Tchebychev* y con la *distancia de Mahalanobis univariante*; y (2) detección multivariante sobre el conjunto de atributos exógenos empleando la *distancia de Mahalanobis multivariante*.

Asimismo, se han utilizado métodos gráficos para el análisis de los valores atípicos, si bien no ha resultado posible la consideración de técnicas bivariantes debido al gran número de combinaciones potenciales ($C_{183}^2 = 16.290$ combinaciones).

Al objeto de obtener unos resultados más robustos y más fácilmente interpretables, se ha procedido a la tipificación previa de las variables, que aparecen con el subíndice “*tip*”.

❶ Detección univariante

La Tabla 4.33 recoge los resultados obtenidos para los 183 cocientes estudiados (clasificados en los años 1, 2 y 3 previos a la calificación), indicando el número y porcentaje de individuos que pueden calificarse como espúreos a partir de la desigualdad de Tchebychev y de la distancia de Mahalanobis.

Dado que el número de individuos que componen la muestra excede de 80, se han clasificado como espúreos aquellos datos con una diferencia respecto a la media igual o superior a 3 veces su desviación típica (en valor absoluto) (HAIR *et al.* 1999).

Por lo que respecta a la distancia de Mahalanobis, se ha aplicado el test estadístico basado en la χ^2 con 1 grado de libertad (análisis univariante), considerando como umbral el valor 0,005.

RATIO	AÑO 1				AÑO 2				AÑO 3			
	Tchebychev		Mahalanobis		Tchebychev		Mahalanobis		Tchebychev		Mahalanobis	
	Indiv.	%	Indiv.	%	Indiv.	%	Indiv.	%	Indiv.	%	Indiv.	%
EXP1 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	4	1,50%	4	1,50%	5	1,95%	8	3,11%
EXP2 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	4	1,50%	4	1,50%	5	1,95%	8	3,11%
EXP3 _{tip}	3	1,17%	5	1,95%	3	1,17%	3	1,17%	3	1,17%	5	1,95%
EXP4 _{tip}	3	1,17%	6	2,33%	3	1,17%	3	1,17%	3	1,17%	5	1,95%
EXP5 _{tip}	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	3	1,17%
EXP6 _{tip}	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	3	1,17%
EXP7 _{tip}	2	0,78%	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	4	1,56%
EXP8 _{tip}	2	0,78%	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	4	1,56%
REA1 _{tip}	5	1,95%	7	2,72%	5	1,95%	7	2,72%	6	2,33%	7	2,72%
REA2 _{tip}	5	1,95%	7	2,72%	5	1,95%	7	2,72%	6	2,33%	7	2,72%
LIQ1 _{tip}	7	2,72%	7	2,72%	7	2,72%	8	3,11%	7	2,72%	7	2,72%
LIQ2 _{tip}	7	2,72%	7	2,72%	6	2,33%	8	3,11%	5	1,95%	6	2,33%
LIQ3 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	2	0,78%	5	1,95%
LIQ4 _{tip}	5	1,95%	6	2,33%	5	1,95%	8	3,11%	4	1,56%	7	2,72%
LIQ5 _{tip}	4	1,56%	6	2,33%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%
LIQ6 _{tip}	2	0,78%	3	1,17%	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
LIQ7 _{tip}	6	2,33%	6	2,33%	3	1,17%	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%
LIQ8 _{tip}	2	0,78%	2	0,78%	2	0,78%	3	1,17%	1	0,39%	1	0,39%
LIQ9 _{tip}	9	3,50%	9	3,50%	9	3,50%	9	3,50%	9	3,50%	9	3,50%
LIQ10 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	4	1,56%	6	2,33%	5	1,95%	7	2,72%
LIQ11 _{tip}	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	2	0,78%
RENT1 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%	2	0,78%	3	1,17%
RENT2 _{tip}	4	1,56%	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	6	2,33%
RENT3 _{tip}	4	1,56%	5	1,95%	6	2,33%	7	2,72%	5	1,95%	5	1,95%
RENT5 _{tip}	4	1,56%	5	1,95%	6	2,33%	6	2,33%	5	1,95%	5	1,95%
RENT6 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	3	1,17%	3	1,17%	3	1,17%
RENT7 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%	6	2,33%	4	1,56%	4	1,56%
RENT8 _{tip}	6	2,33%	6	2,33%	5	1,95%	5	1,95%	4	1,56%	5	1,95%
RENT9 _{tip}	6	2,33%	6	2,33%	5	1,95%	5	1,95%	4	1,56%	5	1,95%
RENT10 _{tip}	1	0,39%	2	0,78%	3	1,17%	4	1,56%	6	2,33%	6	2,33%
RENT11 _{tip}	1	0,39%	2	0,78%	3	1,17%	4	1,56%	6	2,33%	6	2,33%
RENT12 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	6	2,33%	7	2,72%	1	0,39%	1	0,39%
RENT13 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	6	2,33%	7	2,72%	1	0,39%	1	0,39%
RENT14 _{tip}	4	1,56%	5	1,95%	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%
RENT15 _{tip}	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	2	0,78%	2	0,78%
RENT16 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	4	1,56%	5	1,95%	4	1,56%	5	1,95%
RENT17 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%
RENT18 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	5	1,95%	3	1,17%	4	1,56%
RENT19 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	3	1,17%	5	1,95%	5	1,95%	6	2,33%
RENT20 _{tip}	3	1,17%	4	1,56%	5	1,95%	9	3,50%	5	1,95%	7	2,72%
RENT21 _{tip}	1	0,39%	3	1,17%	1	0,39%	1	0,39%	0	0,00%	1	0,39%
RES1 _{tip}	4	1,56%	5	1,95%	7	2,72%	7	2,72%	7	2,72%	7	2,72%
RES2 _{tip}	4	1,56%	5	1,95%	7	2,72%	7	2,72%	7	2,72%	7	2,72%
RES3 _{tip}	1	0,39%	2	0,78%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%
RES4 _{tip}	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	6	2,33%
RES5 _{tip}	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	5	1,95%	6	2,33%
RES6 _{tip}	2	0,78%	2	0,78%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%
RES7 _{tip}	6	2,33%	6	2,33%	3	1,17%	3	1,17%	4	1,56%	5	1,95%
END1 _{tip}	0	0,00%	3	1,17%	0	0,00%	2	0,78%	0	0,00%	2	0,78%
END2 _{tip}	0	0,00%	3	1,17%	4	1,56%	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%
DIM1 _{tip}	7	2,72%	9	3,50%	7	2,72%	8	3,11%	7	2,72%	8	3,11%
DIM2 _{tip}	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	1	0,39%	7	2,72%	8	3,11%
DIM3 _{tip}	5	1,95%	6	2,33%	4	1,56%	5	1,95%	4	1,56%	6	2,33%
IND1 _{tip}	3	1,17%	5	1,95%	4	1,56%	4	1,56%	3	1,17%	5	1,95%
IND2 _{tip}	8	3,11%	8	3,11%	7	2,72%	7	2,72%	6	2,33%	7	2,72%
IND3 _{tip}	6	2,33%	8	3,11%	5	1,95%	7	2,72%	5	1,95%	7	2,72%
IND4 _{tip}	3	1,17%	5	1,95%	4	1,56%	5	1,95%	4	1,56%	5	1,95%
IND5 _{tip}	6	2,33%	7	2,72%	2	0,78%	3	1,17%	3	1,17%	4	1,56%
IND6 _{tip}	3	1,17%	3	1,17%	1	0,39%	1	0,39%	2	0,78%	2	0,78%
IND7 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%	6	2,33%	6	2,33%	7	2,72%
IND8 _{tip}	4	1,56%	4	1,56%	5	1,95%	5	1,95%	4	1,56%	6	2,33%

Fuente: Elaboración propia.

Detección univariante de valores espúreos
Tabla 4.33

De acuerdo con la tabla anterior, prácticamente todos los ratios presentan algún valor extremo respecto a su distribución para los tres años considerados, si bien la distancia de Mahalanobis identifica más espúreos que la desigualdad de Tchebychev.

Asimismo, en muchos ratios se observa un incremento en el número de individuos espúreos a medida que se aleja el horizonte temporal respecto al momento de la calificación, particularmente en el caso de los atributos relacionados con el endeudamiento (END) y reservas (RES).

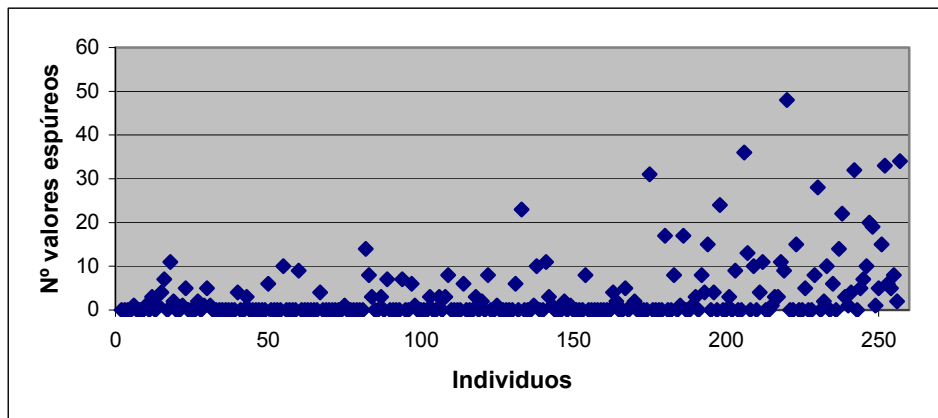
La Tabla 4.34 y las Figuras 4.19 y 4.20 incluyen los quince individuos que se comportan de forma manifiestamente espúrea para un mayor número de indicadores.

<i>Tchebychev</i>		<i>Mahalanobis</i>	
<i>Individuo</i>	<i>Nº ratios espúreos</i>	<i>Individuo</i>	<i>Nº ratios espúreos</i>
220 (BB)	48	220 (BB)	48
206 (BBB)	36	206 (BBB)	34
207 (BBB)	34	207 (BBB)	33
252 (B)	33	252 (B)	31
242 (B)	32	175 (BBB)	30
175 (BBB)	31	242 (B)	28
230 (BB)	28	198 (BBB)	20
198 (BBB)	24	230 (BB)	20
133 (BBB)	23	238 (BB)	20
238 (BB)	22	248 (B)	19
247 (B)	20	137 (BBB)	18
248 (B)	19	247 (B)	18
180 (BBB)	17	181 (BBB)	17
186 (BBB)	17	187 (BBB)	17
251(B)	15	194 (BBB)	15

Fuente: Elaboración propia.

Presencia de valores espúreos en la muestra

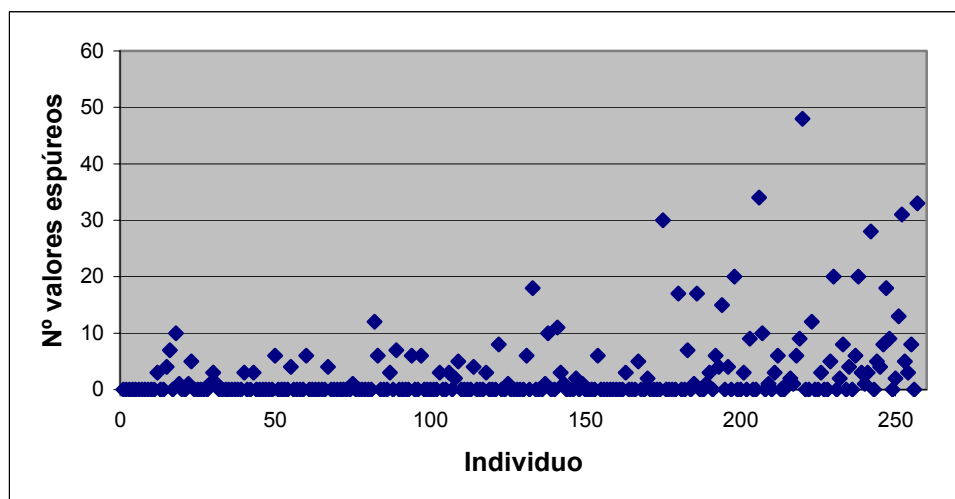
Tabla 4.34



Fuente: Elaboración propia.

Distribución de valores espúreos (Mahalanobis)

Figura 4.19



Fuente: Elaboración propia.

Distribución de valores espúreos (Tchebychev)
Figura 4.20

Cabe destacar la no existencia de individuos espúreos respecto a todos los atributos analizados, sin embargo se observa que todos ellos pertenecen a las tres últimas categorías de rating (BBB -7-, BB -3- y B -5-), esto es, a las clases comparativamente menos solventes de todas las analizadas.

De esta forma, parece existir una relación entre los valores que toman los atributos de los individuos y su posición en la escala de calificación, de forma que los individuos con características más diferenciadas se sitúan en los extremos y, particularmente, en el extremo inferior.

Como consecuencia, a nivel univariante no pueden identificarse individuos no representativos de la población, por lo que no resulta adecuada su eliminación del análisis. Evidentemente, esta suposición debe ser contrastada a posteriori mediante la aplicación de métodos multivariantes.

② *Detección multivariante*

La detección multivariante de la presencia de valores espúreos en la muestra total se ha llevado a cabo mediante la distancia de Mahalanobis (múltiple), contrastando su significatividad mediante el test Chi-cuadrado con 141 grados de libertad (n^0 de variables exógenas).

Ahora bien, la presencia de ratios contables con una gran correlación entre sí (algunos de ellos con correlación perfecta, como se ha comentado previamente), ha impedido el cálculo de la distancia de Mahalanobis debido a la aparente singularidad de la matriz de covarianzas⁵⁶, que impide el cálculo de su inversa. Ante esta situación, la detección multivariante de valores espúreos no resulta posible, por lo que el análisis debe limitarse a la detección univariante previa.

Ante esta situación, y considerando la aparente relación entre el comportamiento espúreo de los individuos y su calificación, se ha decidido no eliminar

⁵⁶ De acuerdo con los resultados obtenidos con el programa informático SPlus 2000®.

ningún valor de la muestra analizada, que parecen responder a la categoría de casos atípicos situados fuera del rango ordinario de valores de la variable pero que son únicos respecto a la combinación de valores entre atributos que representan.

4.4.2.1.4. Análisis de la forma de la distribución

El análisis de la forma de la distribución de las variables exógenas, particularmente por lo que respecta a su normalidad y homocedasticidad, es necesario para determinar el tipo de pruebas multivariantes que le son de aplicación (paramétricas o no), y para obtener una explicación coherente y razonable de su comportamiento.

4.4.2.1.4.1. Normalidad

El contraste de normalidad de las variables exógenas se ha llevado a cabo mediante la aplicación de los tres tests estadísticos más robustos y de mayor aplicación en la práctica⁵⁷: el test de *Kolmogorov-Smirnov* (prueba K-S), el test de *Lilliefors* y el test de *Shapiro-Wilk* (S-W), que parten de la hipótesis nula:

$$H_0 = \text{“La muestra ha sido tomada de una distribución normal”}.$$

Se han considerado los niveles de confianza del 95% ($\alpha=0,05$) y 99% ($\alpha=0,01$).

La aplicación conjunta de las tres pruebas permite obtener una mayor información sobre la normalidad de los distintos atributos; así, el reducido número de individuos disponibles (257 para la muestra completa y 16 para la submuestra más reducida, correspondiente a la calificación AA) puede sesgar la prueba K-S (muy conservadora), por lo que deben aplicarse como alternativas la corrección de Lilliefors y la prueba de Shapiro-Wilk, que resulta especialmente recomendada para muestras inferiores a 2.000 individuos.

Finalmente, por razones de espacio se ha prescindido del análisis gráfico inicial recomendado para la evaluación de este tipo de situaciones, al considerarse 183 variables potencialmente explicativas, definidas por 257 individuos.

La Tabla 4.35 resume los resultados obtenidos para las tres pruebas, considerando la muestra total de individuos.

⁵⁷ Para un análisis más detallado de estas pruebas puede consultarse HAIR et al. (1999).

	Año 1			Año 2			Año 3		
	K-S	Lillie.	S-W	K-S	Lillie.	S-W	K-S	Lillie.	S-W
EXP1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
EXP2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000
EXP3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000
EXP4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,004	0,000	0,000
EXP5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP6	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP7	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP8	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
REA1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
REA2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ3	0,103	0,014	0,000	0,464	0,077	0,000	0,219	0,009	0,000
LIQ4	0,001	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000
LIQ5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ6	0,081	0,002	0,001	0,630	0,200	0,395	0,342	0,033	0,061
LIQ7	0,001	0,000	0,000	0,082	0,001	0,000	0,198	0,007	0,000
LIQ8	0,000	0,000	0,000	0,021	0,000	0,000	0,100	0,001	0,000
LIQ9	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ10	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ11	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT3	0,000	0,000	0,000	0,005	0,000	0,000	0,005	0,000	0,000
RENT5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT6	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT7	0,044	0,000	0,000	0,004	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
RENT8	0,007	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT9	0,029	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT10	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT11	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT12	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT13	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT14	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT15	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT16	0,007	0,000	0,000	0,004	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000
RENT17	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT18	0,006	0,000	0,000	0,023	0,000	0,000	0,049	0,000	0,000
RENT19	0,069	0,001	0,000	0,149	0,003	0,000	0,122	0,002	0,000
RENT20	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT21	0,248	0,027	0,000	0,888	0,200	0,437	0,474	0,081	0,354
RES1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES6	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES7	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
END1	0,119	0,003	0,000	0,069	0,000	0,000	0,073	0,000	0,000
END2	0,163	0,003	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
DIM1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
DIM2	0,308	0,017	0,037	0,178	0,005	0,068	0,000	0,000	0,000
DIM3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND1	0,001	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000
IND2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND4	0,097	0,009	0,000	0,202	0,008	0,000	0,268	0,017	0,000
IND5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND6	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND7	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND8	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Notas: * Se considera un límite inferior de la significación verdadera para el test de Lilliefors.

Aparecen en negrita aquellos ratios en los que se rechaza la hipótesis de normalidad para un nivel de confianza del 95%; en negrita y cursiva aquellos para los que se rechaza a un nivel de confianza del 95% y del 99%).

Pruebas de normalidad sobre las variables exógenas

Tabla 4.35

A partir de la tabla anterior se puede obtener una serie de conclusiones relevantes respecto a la normalidad de los ratios analizados:

✓ Prácticamente todos los indicadores incumplen la hipótesis de normalidad en la mayoría de los tests considerados (a excepción de 2-LIQ6, 3-LIQ6, 2-RENT21 y 3-RENT21), para los niveles de confianza 95% y 99%.

✓ Este comportamiento se presenta en los tres ejercicios analizados, si bien se observa una cierta relación entre la normalidad de los atributos y el periodo temporal sujeto a consideración. De esta forma, a medida que se aleja el momento de la calificación los ratios se muestran más normales, debido al cálculo de medias respecto a un mayor número de periodos.

✓ Cabe destacar la presencia de algunas diferencias entre las tres pruebas realizadas, siendo más estricto el test de Shapiro Wiks respecto a las pruebas de Lilliefors y Kolmogorov-Smirnov (por este orden).

De esta forma, la mayoría de los ratios considerados precisarán la aplicación de tests no paramétricos, como se resume en la Tabla 4.36 ($\alpha=0,05$), donde se incluye el porcentaje de ratios que incumplen la hipótesis de normalidad para cada uno de los grupos de indicadores considerados (exposición, reaseguro, liquidez, rentabilidad, reservas, endeudamiento, dimensión e industria).

	Año 1			Año 2			Año 3		
	K-S	Lillie.	S-W	K-S	Lillie.	S-W	K-S	Lillie.	S-W
EXP	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
REA	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
LIQ	81,82%	100,00%	100,00%	72,73%	81,82%	90,91%	63,64%	90,91%	90,91%
RENT	90,00%	100,00%	100,00%	90,00%	95,00%	95,00%	90,00%	95,00%	95,00%
RES	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
END	0,00%	100,00%	100,00%	50,00%	100,00%	100,00%	50,00%	100,00%	100,00%
DIM	66,67%	100,00%	100,00%	66,67%	100,00%	66,67%	100,00%	100,00%	100,00%
IND	87,50%	100,00%	100,00%	87,50%	100,00%	100,00%	87,50%	100,00%	100,00%

Fuente: Elaboración propia,

Notas: Nivel crítico $\alpha=0,05$

Incumplimiento de la hipótesis de normalidad para las variables exógenas

Tabla 4.36

Asimismo, se han contrastado los resultados previos con el cálculo de los coeficientes de asimetría y de curtosis de Fisher. En la Tabla 4.37 se resumen los resultados obtenidos, así como los estadísticos z :

$$z_{asimetría} = \frac{asimetría}{\sqrt{6/N}}, \quad z_{curtosis} = \frac{curtosis}{\sqrt{24/N}},$$

siendo N el total de datos de la muestra, y considerándose los valores críticos 1,96 ($\alpha=0,05$) y 2,58 ($\alpha=0,01$). Para la prueba de curtosis (apuntamiento de la función), el valor 0 representa una distribución normal, los valores positivos hacen referencia a distribuciones leptocúrticas (más apuntadas que la normal), y los valores negativos se refieren a distribuciones platicúrticas (más aplanadas que la normal). Respecto al coeficiente de asimetría (desplazamiento de la función), el valor 0 corresponde a la distribución normal, los valores positivos recogen la presencia de asimetrías positivas (la cola derecha de la distribución es larga) y los valores negativos resultan indicativos de asimetrías negativas (la cola izquierda es larga).

		Año 1		Año 2		Año 3	
		Asimet.	Curtosis	Asimet.	Curtosis	Asimet.	Curtosis
EXP1	Estadíst.	2,471	11,254	2,635	13,393	1,059	5,482
	Valor Z	16,178	36,827	17,247	43,826	6,928	17,939
EXP2	Estadíst.	2,346	10,176	2,638	13,438	1,056	5,504
	Valor Z	15,354	33,301	17,237	43,975	6,912	18,010
EXP3	Estadíst.	1,931	5,965	2,036	7,397	0,322	6,074
	Valor Z	12,635	19,519	13,328	24,205	2,106	19,877
EXP4	Estadíst.	1,748	4,501	2,120	7,361	0,312	6,071
	Valor Z	11,440	14,728	13,261	24,088	2,039	19,868
EXP5	Estadíst.	5,125	69,233	2,120	34,494	2,520	28,121
	Valor Z	33,543	226,556	13,878	112,878	16,491	92,023
EXP6	Estadíst.	5,125	69,233	2,120	34,494	2,520	28,121
	Valor Z	33,543	226,556	13,878	112,878	16,491	92,023
EXP7	Estadíst.	8,848	118,241	5,174	34,494	3,169	31,675
	Valor Z	57,910	386,929	59,988	196,301	20,737	103,652
EXP8	Estadíst.	8,848	118,241	5,174	59,988	3,167	31,675
	Valor Z	57,910	386,929	33,864	196,301	20,737	103,652
REA1	Estadíst.	-1,371	1,721	-1,441	1,767	-1,417	1,782
	Valor Z	-8,973	5,633	-9,431	5,782	-9,273	5,833
REA2	Estadíst.	-1,371	1,721	2,922	9,833	-1,417	1,782
	Valor Z	-8,973	5,633	19,127	32,177	-9,273	5,833
LIQ1	Estadíst.	3,352	13,427	2,112	5,233	2,509	8,992
	Valor Z	21,937	43,938	13,859	17,125	16,422	29,427
LIQ2	Estadíst.	2,138	5,234	0,927	5,233	2,163	5,724
	Valor Z	13,995	17,128	6,066	17,125	14,154	18,733
LIQ3	Estadíst.	1,072	3,584	0,927	2,601	0,627	1,295
	Valor Z	7,018	11,728	6,066	8,511	4,104	4,239
LIQ4	Estadíst.	1,875	5,917	1,888	6,391	1,697	5,508
	Valor Z	12,273	19,364	12,351	20,914	11,106	18,024
LIQ5	Estadíst.	3,261	16,686	3,022	13,476	2,478	13,003
	Valor Z	21,340	54,602	19,775	44,098	16,219	42,551
LIQ6	Estadíst.	0,458	0,671	0,127	-0,110	-0,040	0,072
	Valor Z	2,998	2,196	0,834	-0,361	-0,263	0,234
LIQ7	Estadíst.	1,746	6,609	1,519	6,459	0,701	2,996
	Valor Z	11,425	21,627	9,938	21,137	4,588	9,804
LIQ8	Estadíst.	1,825	19,835	-0,858	0,662	-0,693	0,190
	Valor Z	11,944	64,908	-5,615	2,166	-4,533	0,621
LIQ9	Estadíst.	3,127	10,405	3,052	9,819	3,138	10,726
	Valor Z	20,466	30,048	19,977	32,130	20,538	35,101
LIQ10	Estadíst.	-4,289	31,114	-2,779	12,131	-3,245	16,681
	Valor Z	-28,068	101,817	-18,191	39,696	-21,237	54,583
LIQ11	Estadíst.	3,965	30,342	3,890	29,298	3,684	26,520
	Valor Z	25,950	99,291	25,462	95,874	24,112	86,784
RENT1	Estadíst.	-6,075	61,697	-6,190	78,553	-6,229	78,999
	Valor Z	-39,757	201,895	-40,514	257,053	-40,764	258,514
RENT2	Estadíst.	-2,126	25,621	-1,889	29,808	-0,470	22,578
	Valor Z	-13,914	83,841	-12,361	97,542	-3,076	73,885
RENT3	Estadíst.	-3,897	40,356	-0,305	4,082	0,633	15,044
	Valor Z	-25,505	132,071	-1,994	13,356	4,146	49,229
RENT5	Estadíst.	-4,695	83,090	5,904	44,260	6,022	43,018
	Valor Z	-30,725	271,899	38,643	144,834	39,414	140,769
RENT6	Estadíst.	-8,182	93,366	-9,599	119,922	6,022	43,018
	Valor Z	-53,547	305,526	-62,821	392,429	39,414	140,769
RENT7	Estadíst.	-0,650	3,933	1,522	12,192	-9,761	123,102
	Valor Z	-4,253	12,869	9,960	39,896	-63,882	402,834
RENT8	Estadíst.	0,469	6,630	2,412	18,517	1,804	16,304
	Valor Z	3,069	21,696	15,789	60,593	11,809	53,352
RENT9	Estadíst.	-0,469	6,630	-2,412	18,517	2,210	19,466
	Valor Z	-3,069	21,696	-15,789	60,593	14,462	63,698
RENT10	Estadíst.	-7,589	93,303	-5,384	45,676	-2,210	19,466
	Valor Z	-49,667	305,320	-35,228	149,470	-14,462	63,698
RENT11	Estadíst.	-7,589	93,303	-5,383	45,676	-3,649	25,557
	Valor Z	-49,667	305,320	-35,228	149,470	-23,880	83,631
ENT12	Estadíst.	3,988	24,582	0,299	13,843	15,564	247,097
	Valor Z	26,099	80,442	1,958	45,298	101,866	808,592
RENT13	Estadíst.	2,732	15,628	0,292	9,270	15,561	246,981
	Valor Z	17,881	51,141	1,910	30,334	101,839	808,592
RENT14	Estadíst.	-5,854	54,409	-5,964	46,626	-6,124	52,185
	Valor Z	-38,314	178,046	-39,030	152,578	-40,080	170,769

Pruebas de curtosis y asimetría sobre las variables exógenas
Tabla 4.37 (I)

		Año 1		Año 2		Año 3	
		Asimet.	Curtosis	Asimet.	Curtosis	Asimet.	Curtosis
RENT15	Estadíst.	12,795	187,928	13,402	200,263	12,250	174,927
	Valor Z	83,737	614,968	87,710	655,334	80,174	572,423
RENT16	Estadíst.	0,826	7,426	1,213	13,333	1,861	14,995
	Valor Z	5,410	24,299	7,938	43,629	12,184	49,068
RENT17	Estadíst.	7,983	81,662	8,512	89,633	7,587	71,771
	Valor Z	52,245	267,228	55,707	293,312	49,652	234,859
RENT18	Estadíst.	1,441	4,385	1,533	5,270	1,514	5,144
	Valor Z	9,433	14,349	10,032	17,246	9,911	16,832
RENT19	Estadíst.	-0,515	2,018	-0,450	2,514	-0,385	2,911
	Valor Z	-3,372	6,605	-2,942	8,226	-2,520	9,527
RENT20	Estadíst.	6,395	68,984	3,331	41,166	3,250	39,446
	Valor Z	41,853	225,741	21,799	134,708	21,272	129,083
RENT21	Estadíst.	0,010	1,710	-0,125	0,364	-0,105	-0,063
	Valor Z	0,067	5,595	-0,816	1,191	-0,686	-0,206
RES1	Estadíst.	-5,808	86,215	3,927	18,697	4,041	19,554
	Valor Z	-38,010	282,127	25,702	61,183	26,445	63,987
RES2	Estadíst.	-5,808	86,215	3,927	18,697	4,041	19,554
	Valor Z	-38,010	282,127	25,702	61,183	26,445	63,987
RES3	Estadíst.	-13,102	200,326	5,914	51,254	5,188	40,674
	Valor Z	-85,747	655,537	38,709	167,721	33,951	133,100
RES4	Estadíst.	2,860	11,806	2,903	12,191	1,120	7,885
	Valor Z	18,721	38,634	19,003	39,894	7,333	25,804
RES5	Estadíst.	2,860	11,806	2,903	12,191	1,120	7,885
	Valor Z	18,721	38,634	19,003	39,894	7,333	25,804
RES6	Estadíst.	-13,122	200,845	6,163	55,508	4,899	81,406
	Valor Z	-85,879	657,236	40,338	181,642	32,062	266,390
RES7	Estadíst.	2,989	12,637	3,225	15,282	2,218	16,404
	Valor Z	19,563	41,354	21,106	50,007	14,518	53,680
END1	Estadíst.	0,672	0,248	0,693	0,133	0,748	0,261
	Valor Z	4,396	0,811	4,535	0,434	4,898	0,853
END2	Estadíst.	-0,672	0,248	2,698	0,133	1,063	12,205
	Valor Z	-4,396	0,811	17,659	0,434	6,958	39,939
DIM1	Estadíst.	2,898	10,523	3,304	14,050	3,242	13,404
	Valor Z	18,968	34,436	21,626	45,978	21,216	43,864
DIM2	Estadíst.	-0,328	-0,087	-0,302	-0,051	2,721	9,583
	Valor Z	-2,149	-0,283	-1,977	-0,167	17,810	31,359
DIM3	Estadíst.	2,972	12,871	3,377	17,303	3,316	16,316
	Valor Z	19,454	42,119	22,101	56,621	21,703	53,391
IND1	Estadíst.	1,387	2,585	1,171	1,475	0,555	2,448
	Valor Z	9,076	8,461	7,666	4,827	3,635	8,010
IND2	Estadíst.	2,346	24,044	1,011	15,081	0,068	14,331
	Valor Z	15,352	79,680	6,617	49,351	0,445	46,897
IND3	Estadíst.	-1,201	1,968	-1,294	1,818	-1,315	1,875
	Valor Z	-7,863	6,440	-8,467	5,950	-8,609	6,135
IND4	Estadíst.	0,493	2,614	0,406	2,070	0,295	1,659
	Valor Z	3,224	8,554	2,658	6,774	1,933	5,428
IND5	Estadíst.	-3,585	41,083	6,772	88,574	5,788	74,421
	Valor Z	-23,463	134,440	44,318	289,848	37,881	243,531
IND6	Estadíst.	6,638	86,856	10,035	138,867	7,565	91,602
	Valor Z	43,441	284,224	65,678	454,422	49,511	299,755
IND7	Estadíst.	-5,691	84,780	0,216	28,377	2,219	19,431
	Valor Z	-37,246	277,495	1,412	92,859	14,523	63,585
IND8	Estadíst.	4,167	29,393	2,710	12,016	1,732	10,300
	Valor Z	27,269	96,187	17,737	39,322	11,338	33,707

Fuente: Elaboración propia. SPSS

- Notas: (1) Aparecen resaltados en negrita los datos que permiten rechazar las hipótesis de simetría y/o curtosis a un nivel de significación $\alpha=0,05$ (respectivamente en negrita y cursiva para $\alpha=0,01$).
- (2) Un valor positivo para la asimetría indica presencia de asimetría a la derecha. Un valor negativo señala la existencia de asimetría a la izquierda. Cuando el valor absoluto del coeficiente de asimetría supera la unidad existe una desviación significativa respecto a la distribución normal.
- (3) Un valor positivo para la curtosis indica la presencia de una distribución leptocúrtica (apuntada). Un valor negativo señala la existencia de una distribución platocúrtica (aplanada).

Pruebas de curtosis y asimetría sobre las variables exógenas

Tabla 4.37 (y II)

Los resultados previos confirman los análisis efectuados mediante tests estadísticos y, particularmente, los derivados del test de Shapiro-Wilks, ya que la totalidad de los ratios (a excepción de los indicadores LIQ6 y RENT21) presentan distribuciones asimétricas y/o curtosis significativas.

Finalmente la Tabla 4.38 recoge los indicadores que, tras los resultados obtenidos en las diversas pruebas, se han considerado o no como normales.

	Año 1		Año 2		Año 3	
	<i>Normales</i>	<i>No Norm.</i>	<i>Normales</i>	<i>No Norm.</i>	<i>Normales</i>	<i>No Norm.</i>
EXP	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos
REA	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos
LIQ	Ninguno	Todos	LIQ6	Resto	LIQ6	Resto
RENT	Ninguno	Todos	RENT21	Resto	RENT21	Resto
RES	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos
END	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos
DIM	Ninguno	Todos	DIM2	Resto	Ninguno	Todos
IND	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos

Fuente: Elaboración propia.

Normalidad final de los ratios

Tabla 4.38

Si bien el elevado grado de rechazo de la hipótesis de normalidad ha planteado la realización de ajustes sobre los ratios (raíces cuadradas, logaritmos neperianos e inversas, fundamentalmente), éstos finalmente no se han realizado dado que podrían distorsionar la información analizada, particularmente por lo que respecta a las variables con valores negativos (que impiden la aplicación de los dos primeros ajustes) y valores nulos (que impiden la aplicación del tercer ajuste).

4.4.2.1.4.2. Homocedasticidad

La homocedasticidad de las variables independientes hace referencia al cumplimiento o no de la hipótesis nula de igualdad de varianzas a lo largo del rango del predictor, que en el caso de k submuestras ($k > 2$) puede formularse como:

H_0 = “La matriz de varianzas-covarianzas es idéntica en las k submuestras consideradas”.

Puesto que el problema sujeto a estudio considera un total de $k=5$ subgrupos de individuos, de tamaño desigual y carácter independiente, las pruebas a aplicar para el análisis de la homocedasticidad muestral se reducen a dos estadísticos destacados, el *test de Levene* y la *prueba de Bartlett-Box*:

- *Test de Levene*: Este contraste, basado en las tablas F de Snedecor, no depende en exceso de supuestos de normalidad, pero puede presentar problemas cuando el tamaño de los grupos es reducido.
- *Prueba de Bartlett-Box*: Esta prueba es la más utilizada para el análisis de grupos de diferente tamaño. Su desarrollo en el programa informático SPSS utiliza una Chi-cuadrado con $1/(2v^2-v)$ grados de libertad para determinar el nivel de significación del contraste (siendo v el número de variables).

La Tabla 4.39 resume los resultados obtenidos mediante la aplicación de ambos estadísticos para uno, dos y tres años previos al otorgamiento de la calificación por parte de S&P.

RATIO	Año 1		Año 2		Año 3	
	Levene	Bartlett-Box	Levene	Bartlett-Box	Levene	Bartlett-Box
EXP1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EXP5	0,039	0,000	0,017	0,000	0,000	0,000
EXP6	0,039	0,000	0,017	0,000	0,000	0,000
EXP7	0,330	0,000	0,096	0,000	0,004	0,000
EXP8	0,330	0,000	0,096	0,000	0,004	0,000
REA1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
REA2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ3	0,069	0,059	0,004	0,001	0,003	0,002
LIQ4	0,419	0,147	0,124	0,011	0,105	0,017
LIQ5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ6	0,171	0,299	0,062	0,105	0,302	0,262
LIQ7	0,163	0,010	0,078	0,000	0,078	0,000
LIQ8	0,596	0,002	0,078	0,087	0,067	0,096
LIQ9	0,006	0,000	0,007	0,001	0,015	0,002
LIQ10	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
LIQ11	0,004	0,000	0,005	0,000	0,004	0,000
RENT1	0,003	0,000	0,242	0,000	0,221	0,000
RENT2	0,044	0,000	0,092	0,000	0,127	0,000
RENT3	0,002	0,000	0,072	0,001	0,052	0,000
RENT5	0,001	0,000	0,009	0,000	0,008	0,000
RENT6	0,074	0,000	0,049	0,000	0,033	0,000
RENT7	0,000	0,000	0,045	0,000	0,020	0,000
RENT8	0,030	0,000	0,035	0,000	0,058	0,000
RENT9	0,030	0,000	0,035	0,000	0,058	0,000
RENT10	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT11	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT12	0,745	0,651	0,008	0,000	0,584	0,000
RENT13	0,014	0,000	0,009	0,000	0,628	0,000
RENT14	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RENT15	0,247	0,000	0,157	0,000	0,126	0,000
RENT16	0,566	0,124	0,494	0,009	0,348	0,001
RENT17	0,511	0,000	0,275	0,000	0,179	0,000
RENT18	0,150	0,048	0,121	0,073	0,080	0,088
RENT19	0,017	0,001	0,005	0,000	0,001	0,000
RENT20	0,001	0,000	0,111	0,000	0,092	0,000
RENT21	0,315	0,197	0,258	0,204	0,280	0,191
RES1	0,002	0,000	0,076	0,000	0,054	0,000
RES2	0,002	0,000	0,076	0,000	0,054	0,000
RES3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RES6	0,000	0,000	0,000	0,000	0,139	0,000
RES7	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
END1	0,819	0,684	0,764	0,553	0,753	0,485
END2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
DIM1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
DIM2	0,022	0,012	0,032	0,032	0,000	0,000
DIM3	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000
IND1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND2	0,024	0,000	0,008	0,000	0,001	0,000
IND3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
IND4	0,838	0,400	0,799	0,361	0,739	0,284
IND5	0,657	0,000	0,775	0,000	0,792	0,000
IND6	0,009	0,000	0,003	0,000	0,005	0,000
IND7	0,003	0,000	0,106	0,000	0,174	0,000
IND8	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Fuente: Elaboración propia. SPSS y Excel.

Notas: Aparecen sombreados los ratios que cumplen la hipótesis de normalidad. En negrita los ratios para los que se rechaza la hipótesis de homocedasticidad a un nivel de confianza del 95%,

Contraste de homocedasticidad sobre las variables exógenas

Tabla 4.39

Como puede observarse, con carácter general resulta posible rechazar la hipótesis de igualdad de varianzas para la mayoría de los indicadores y periodos, siendo los ratios de liquidez y rentabilidad los que se muestran más cercanos al cumplimiento de la hipótesis nula. Asimismo, los ratios que verifican la hipótesis de normalidad presentan comportamientos homocedásticos (excepto DIM2).

Por otro lado, los resultados obtenidos para ambas pruebas difieren en ocasiones, siendo más conservador el test de Bartlett-Box (que rechaza con mayor facilidad la hipótesis de igualdad de varianzas).

A diferencia del análisis de normalidad, en este caso no puede establecerse un patrón claro de comportamiento a lo largo del tiempo, pues si bien hay indicadores que resultan progresivamente más heterocedásticos (EXP7, LIQ3, RENT6, RENT12, etc.), otros presentan el comportamiento contrario (RENT1, RENT2, , RENT20, RES6, IND7, etc.). La Tabla 4.40 resume la decisión adoptada respecto a la aceptación o rechazo de la hipótesis de homocedasticidad para las distintas variables, considerando los resultados previos.

	Año 1 ($\alpha=0,05$)		Año 2 ($\alpha=0,05$)		Año 3 ($\alpha=0,05$)	
	Homoced.	No Homoced.	Homoced.	No Homoced.	Homoced.	No Homoced.
EXP	EXP7, EXP8	Resto	EXP7, EXP8	Resto	Ninguno	Todos
REA	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos
LIQ	LIQ3, LIQ4, LIQ6, LIQ7, LIQ8	Resto	LIQ4, LIQ6, LIQ7, LIQ8	Resto	LIQ4, LIQ6, LIQ7, LIQ8	Resto
RENT	RENT6, RENT12, RENT15, RENT16, RENT17, RENT18, RENT21	Resto	RENT1, RENT2, RENT3, RENT15, RENT16, RENT17, RENT18, RENT20, RENT21	Resto	RENT1, RENT2, RENT3, RENT8, RENT9, RENT12, RENT13, RENT15, RENT16, RENT17, RENT18, RENT20, RENT21	Resto
RES	Ninguno	Todos	RES1, RES2	Resto	RES1, RES2, RES6	Resto
END	END1	END2	END1	END2	END1	END2
DIM	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos	Ninguno	Todos
IND	IND4, IND5	Resto	IND4, IND5, IND7	Resto	IND4, IND5, IND7	Resto

Fuente: Elaboración propia.

Homocedasticidad final de los ratios
Tabla 4.40

Si bien resulta posible realizar distintas transformaciones para los ratios para los que se rechaza la hipótesis de homocedasticidad, de carácter similar a los planteados en el caso de la no normalidad, y que han sido rechazados por idénticas circunstancias.

4.4.2.1.5. Estudio de las diferencias entre grupos

Al objeto de contrastar la significatividad real de los ratios planteados para el análisis de la calificación crediticia de las entidades aseguradoras europeas, se ha llevado a cabo el estudio de las diferencias entre los distintos subgrupos (rating), respecto a dos medidas centrales de tendencia: la media y la mediana.

Para la aplicación de estos contrastes debe determinarse, con carácter previo, la relación entre las submuestras y, en particular, su carácter dependiente o independiente. Teniendo en cuenta las características del problema sujeto a estudio, la *independencia* entre los subgrupos parece evidente (diferentes individuos no pareados⁵⁸, tomando al azar de poblaciones diferentes), por lo que los contrastes se realizarán de acuerdo con esta hipótesis.

4.4.2.1.5.1. Contrastes de igualdad de medias

El contraste de igualdad de medias resulta de gran interés para determinar la significatividad real de los atributos independientes, pues si éstos no permiten rechazar la hipótesis nula, apenas aportarán información que permita discernir entre los subgrupos, resultando poco adecuados para el análisis:

$H_0 =$ “las medias de las poblaciones de las que proceden las muestras son iguales”

La aplicación de estas pruebas precisa diferenciar entre los *contrastos paramétricos* (aplicables a variables normales, homocedásticas y medidas al menos en escala de intervalo), y los *contrastos no paramétricos* (que no precisan el cumplimiento de ninguna hipótesis de partida).

El contraste *paramétrico* de igualdad de medias más conocido para k grupos independientes ($k > 2$) es el análisis de la varianza (ANOVA) o prueba F , que precisa la presencia de submuestras normales, homocedásticas y elegidas al azar.

Aunque todos los ratios analizados verifican la tercera hipótesis, al encontrarse medidos en escala de razón, sin embargo, rechazan en su mayoría las restantes hipótesis y, particularmente, la normalidad muestral, que resulta crítica para la aplicación de contrastes paramétricos.

Por su parte, la prueba ANOVA presenta distintas variantes a partir de dos rasgos fundamentales:

- *Igualdad o no del número de individuos en cada grupo*. En el primer caso se habla de “modelos equilibrados”, mientras que en el segundo caso se trata de “modelos no equilibrados”.
- *Tipo de análisis sobre la variable independiente*. Permite distinguir entre “modelos de efectos fijos” (cuando las conclusiones se realizan sobre los niveles de la variable independiente), “aleatorios” (cuando los niveles de la variable independiente se consideran una muestra) y “mixtos” (con un factor fijo y otro aleatorio).

De las características de la muestra sujeta a estudio se observa la necesidad de aplicar modelos no equilibrados y de efectos fijos.

Por lo que respecta a las pruebas *no paramétricas* de igualdad de medias, en el caso de k muestras independientes de diferente tamaño destaca particularmente el contraste:

⁵⁸ Se entiende por individuos pareados a aquellos individuos similares a los que se les haya aplicado distinto tratamiento.

✓ *H de Kruskal-Wallis*: Se trata del contraste más utilizado para k muestras independientes, que requiere que la variable sea continua, medida al menos en escala ordinal.

En la Tabla 4.41 se resumen los resultados obtenidos para uno, dos y tres años antes de la calificación. Se ha realizado la prueba ANOVA para las variables normales y homocedásticas y el contraste H de Kruskal-Wallis para todas ellas.

De acuerdo con dicha tabla, la mayoría de los ratios analizados rechazan la hipótesis de igualdad de medias, aunque existen 46 indicadores (25,14% del total) para los que todas las pruebas confirman la igualdad:

- *Exposición*: EXP5, EXP6, 2-EXP7, 2-EXP8, 3-EXP5, 3-EXP6, 3-EXP7, 3-EXP8 (33,33% del total).
- *Reaseguro*: Ninguno (0,00% del total).
- *Liquidez*: LIQ5, LIQ6, LIQ7, LIQ8, 2-LIQ5, 2-LIQ6, 2-LIQ7, 2-LIQ8, 2-LIQ11, 3-LIQ5, 3-LIQ6, 3-LIQ7, 3-LIQ8, 3-LIQ11 (42,42% del total).
- *Rentabilidad*: RENT2, RENT12, RENT13, RENT21, 2-RENT2, 2-RENT12, 2-RENT13, 2-RENT21, 3-RENT2, 3-RENT21 (16,67% del total).
- *Reservas*: RES3, RES6, 2-RES3, 2-RES6, 3-RES3, 3-RES6, 3-RES7 (33,33% del total).
- *Endeudamiento*: Ninguno (0,00% del total).
- *Dimensión*: Ninguno (0,00% del total).
- *Industria*: IND2, IND4, IND8, 2-IND2, 2-IND4, 3-IND2, 3-IND4 (29,16% del total).

De esta forma, los ratios de reaseguro, endeudamiento y dimensión son los menos afectados por el cumplimiento de la hipótesis de igual de medias, seguidos de los ratios de rentabilidad, industria y reservas.

Por el contrario, el grupo de indicadores de liquidez presenta un número significativo de variables irrelevantes, lo que puede resultar sorprendente, ya que el riesgo de crédito de una entidad se encuentra directamente relacionado con su liquidez; ahora bien, la causa de este comportamiento puede deberse tanto al elevado número de ratios considerados (11 para este subgrupo) como al hecho de que la solvencia a medio y largo plazo de la entidad se encuentre recogida también en otros indicadores, relacionados fundamentalmente con el endeudamiento y las reservas de la firma.

RATIO	Año 1		Año 2		Año 3	
	ANOVA o prueba F (*)	H de Kruskal-Wallis	ANOVA o prueba F (*)	H de Kruskal-Wallis	ANOVA o prueba F (*)	H de Kruskal-Wallis
EXP1		0,000		0,000		0,001
EXP2		0,000		0,000		0,000
EXP3		0,000		0,000		0,000
EXP4		0,000		0,000		0,000
EXP5		0,047		0,013		0,055
EXP6		0,047		0,013		0,055
EXP7		0,080		0,295		0,133
EXP8		0,080		0,295		0,133
REA1		0,001		0,001		0,001
REA2		0,001		0,001		0,001
LIQ1		0,000		0,000		0,000
LIQ2		0,000		0,000		0,000
LIQ3		0,028		0,032		0,036
LIQ4		0,003		0,003		0,004
LIQ5		0,405		0,447		0,734
LIQ6		0,451	0,718	0,773	0,540	0,740
LIQ7		0,999		0,993		0,949
LIQ8		0,215		0,386		0,297
LIQ9		0,049		0,003		0,000
LIQ10		0,000		0,000		0,000
LIQ11		0,358		0,437		0,619
RENT1		0,000		0,000		0,000
RENT2		0,323		0,204		0,154
RENT3		0,009		0,006		0,014
RENT5		0,009		0,017		0,023
RENT6		0,000		0,000		0,000
RENT7		0,000		0,000		0,000
RENT8		0,000		0,000		0,000
RENT9		0,000		0,000		0,000
RENT10		0,000		0,000		0,000
RENT11		0,000		0,000		0,000
RENT12		0,138		0,056		0,000
RENT13		0,656		0,095		0,000
RENT14		0,000		0,000		0,000
RENT15		0,000		0,000		0,000
RENT16		0,000		0,000		0,000
RENT17		0,000		0,000		0,000
RENT18		0,044		0,012		0,008
RENT19		0,000		0,000		0,000
RENT20		0,000		0,000		0,000
RENT21		0,491	0,783	0,779	0,874	0,880
RES1		0,008		0,002		0,004
RES2		0,008		0,002		0,004
RES3		0,544		0,285		0,215
RES4		0,001		0,000		0,025
RES5		0,001		0,000		0,025
RES6		0,494		0,336		0,590
RES7		0,002		0,001		0,106
END1		0,000		0,000		0,000
END2		0,000		0,000		0,006
DIM1		0,000		0,000		0,000
DIM2		0,000	0,000	0,000		0,000
DIM3		0,000		0,000		0,000
IND1		0,014		0,001		0,001
IND2		0,119		0,130		0,162
IND3		0,000		0,000		0,000
IND4		0,353		0,289		0,261
IND5		0,000		0,000		0,000
IND6		0,001		0,000		0,000
IND7		0,021		0,023		0,007
IND8		0,103		0,008		0,008

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Notas: (*) Sólo para las variables normales y homocedásticas.

Los ratios con valores en negrita son aquellos que permiten rechazar la hipótesis de igualdad de medias a un nivel de confianza del 95%.

Igualdad de medias
Tabla 4.41

4.4.2.1.5.2. Contrastes de igualdad de medianas

La presencia de individuos espúreos en la distribución de los ratios económico-financieros utilizados para el análisis del riesgo de crédito puede motivar la presencia de sesgo en los resultados previos, limitando la validez de los resultados obtenidos.

En estos casos, el análisis de la mediana de la distribución puede proporcionar una información muy valiosa, complementaria de la procedente del análisis de las medias muestrales.

Para su consideración en el caso de múltiples grupos independientes, resulta de utilidad la aplicación del denominado “test de la mediana para k muestras”, contraste no paramétrico que parte de la hipótesis nula:

H_0 = “las muestras provienen de poblaciones con medianas iguales”.

El ajuste se efectúa para una distribución Chi-cuadrado con $k-1$ grados de libertad, pudiéndose aplicar la denominada “continuidad de Yates” si el número total de individuos es reducido (inferior a 40).

La Tabla 4.42 recoge los resultados obtenidos para el test de la mediana respecto a los 183 ratios analizados ($\alpha=0,05$); no se ha aplicado la “continuidad de Yates” debido a la presencia de un número de datos suficientemente significativo.

De forma similar a lo acontecido en el contraste de igualdad de medias, la mayoría de los cocientes permiten rechazar la hipótesis nula de igualdad de medianas para los distintos ejercicios. No obstante, en este caso se observa un incremento de indicadores que verifican la hipótesis de partida, hasta un total de 68 (36,56% del total):

- *Exposición*: EXP5, EXP6, 2-EXP5, 2-EXP6, 2-EXP7, 2-EXP8, 3-EXP5, 3-EXP6, 3-EXP7, 3-EXP8 (41,66% del total).
- *Reaseguro*: Ninguno (0,00% del total).
- *Liquidez*: LIQ5, LIQ6, LIQ7, LIQ11, 2-LIQ5, 2-LIQ6, 2-LIQ7, 2-LIQ8, 2-LIQ11, 3-LIQ5, 3-LIQ6, 3-LIQ7, 3-LIQ8, 3-LIQ9, 3-LIQ11 (45,45% del total).
- *Rentabilidad*: RENT2, RENT3, RENT5, RENT21, 2-RENT2, 2-RENT5, 2-RENT12, 2-RENT13, 2-RENT18, 2-RENT21, 3-RENT2, 3-RENT5, 3-RENT12, 3-RENT13, 2-RENT18, 3-RENT21 (26,67% del total).
- *Reservas*: RES1, RES2, RES3, RES4, RES5, RES6, RES7, 2-RES3, 2-RES6, 3-RES3, 3-RES4, 3-RES5, 3-RES6, 3-RES7 (66,67% del total).
- *Endeudamiento*: END1, END2 (33,33% del total).
- *Dimensión*: Ninguno (0,00% del total).
- *Industria*: IND2, IND4, IND8, 2-IND2, 2-IND4, 2-IND7, 2-IND8, 3-IND1, 3-IND2, 3-IND4, 3-IND8 (45,83% del total).

Cabe destacar el significativo aumento de ratios de reservas e industria que verifican la hipótesis nula, siendo de nuevo los ratios de reaseguro, dimensión y endeudamiento los que aportan una mayor información, aunque inferior a la predicha mediante el test de igualdad de medias.

RATIO	Año 1	Año 2	Año 3	RATIO	Año 1	Año 2	Año 3
EXP1	0,033	0,003	0,002	RENT12	0,005	0,310	0,153
EXP2	0,012	0,001	0,000	RENT13	0,012	0,194	0,573
EXP3	0,000	0,000	0,000	RENT14	0,000	0,000	0,000
EXP4	0,000	0,000	0,000	RENT15	0,000	0,000	0,000
EXP5	0,069	0,083	0,328	RENT16	0,000	0,000	0,000
EXP6	0,069	0,100	0,328	RENT17	0,000	0,000	0,000
EXP7	0,034	0,270	0,183	RENT18	0,029	0,052	0,056
EXP8	0,034	0,270	0,183	RENT19	0,000	0,000	0,000
REA1	0,032	0,038	0,025	RENT20	0,000	0,000	0,000
REA2	0,032	0,038	0,025	RENT21	0,904	0,718	0,538
LIQ1	0,000	0,000	0,000	RES1	0,077	0,033	0,036
LIQ2	0,000	0,000	0,000	RES2	0,077	0,033	0,036
LIQ3	0,004	0,008	0,007	RES3	0,208	0,130	0,950
LIQ4	0,002	0,016	0,004	RES4	0,242	0,024	0,071
LIQ5	0,082	0,227	0,375	RES5	0,242	0,024	0,071
LIQ6	0,990	0,997	0,540	RES6	0,729	0,225	0,249
LIQ7	0,739	0,984	0,967	RES7	0,876	0,038	0,180
LIQ8	0,044	0,306	0,082	END1	0,083	0,007	0,005
LIQ9	0,000	0,004	0,083	END2	0,078	0,007	0,004
LIQ10	0,000	0,000	0,000	DIM1	0,000	0,000	0,000
LIQ11	0,693	0,734	0,535	DIM2	0,000	0,000	0,000
RENT1	0,000	0,000	0,000	DIM3	0,000	0,000	0,000
RENT2	0,193	0,568	0,682	IND1	0,040	0,002	0,210
RENT3	0,111	0,028	0,043	IND2	0,245	0,390	0,097
RENT5	0,170	0,082	0,164	IND3	0,019	0,019	0,004
RENT6	0,000	0,000	0,000	IND4	0,427	0,427	0,780
RENT7	0,000	0,000	0,000	IND5	0,000	0,000	0,000
RENT8	0,000	0,000	0,000	IND6	0,002	0,004	0,002
RENT9	0,000	0,000	0,000	IND7	0,025	0,073	0,007
RENT10	0,000	0,000	0,000	IND8	0,310	0,081	0,350
RENT11	0,000	0,000	0,000				

Fuente: Elaboración propia. SPSS y Excel.

Notas: Los ratios con valores en negrita son aquellos que permiten rechazar la hipótesis de igualdad de medias a un nivel de confianza del 95%.

Igualdad de medianas

Tabla 4.42

4.4.2.1.6. Selección inicial de variables explicativas

Una vez completado el estudio de las diferencia inter grupos, se procede a realizar una primera selección de los ratios relevantes para el análisis de la calificación crediticia de las entidades aseguradoras.

Para ello, se ha considerado el rechazo de aquellos ratios que verifiquen de forma simultánea las hipótesis de igualdad de medias y medianas:

$$\text{Criterio de rechazo: Aceptación } \{H_0(\text{medias}) \cap H_0(\text{medianas})\}$$

De esta forma, se rechaza un total de 42 indicadores (22,95%), quedando integrada la submuestra por los 141 ratios restantes (Tabla 4.43).

Rechazo de hipótesis	AÑO 1		AÑO 2		AÑO 3	
	H ₀ (medias)	H ₁ (medias)	H ₀ (medias)	H ₁ (medias)	H ₀ (medias)	H ₁ (medias)
H ₀ (medias)	LIQ5, LIQ6, LIQ7, LIQ11, RENT2, RENT21, RES3, RES6, IND2, IND4, IND8	EXP5, EXP6, LIQ8, RENT12, RENT13,	EXP7, EXP8, LIQ5, LIQ6, LIQ7, LIQ8, LIQ11, RENT2, RENT12, RENT13, RENT21, RES3, RES6, IND2, IND4	-	EXP5, EXP6, EXP7, EXP8, LIQ5, LIQ6, LIQ7, LIQ8, LIQ11, RENT2, RENT21, RES3, RES6, RES7, IND2, IND4	-
H ₁ (medias)	EXP7, EXP8, RENT3, RENT5, RES1, RES2, RES4, RES5, RES7, END1, END2, IND1	Resto	EXP5, EXP6, RENT5, RENT18, IND7, IND8	Resto	LIQ9, RENT5, RENT12, RENT13, RENT18, RES4, RES5, IND1, IND8	Resto

Fuente: Elaboración propia

Selección inicial de variables

Tabla 4.43

El análisis de la tabla anterior permite observar que la mayoría de los ratios eliminados pertenecen a los subgrupos de liquidez y rentabilidad (los más numerosos), incluyéndose también algunos indicadores de exposición, reservas e industria. Dado que el número de ratios de cada categoría varía, cabe destacar que continúan en el análisis el 75% de los ratios de exposición, el 100% de los de reaseguro, el 58,58% de los de liquidez, el 86,67% de los de rentabilidad, el 66,67% de los de reservas, el 100% de los de endeudamiento y dimensión y el 75% de los cocientes relacionados con el entorno industrial.

Asimismo, existe una elevada coincidencia entre los indicadores eliminados para el primer, segundo y tercer año, incrementándose ligeramente el número de variables irrelevantes a medida que se aleja el horizonte temporal (11, 15 y 16 cocientes para cada ejercicio).

4.4.2.2. Empleo de métodos estadísticos tradicionales

Con posterioridad a la selección inicial de los indicadores potencialmente relevantes, debe estudiarse la relación particular existente entre ellos, al objeto de detectar posibles procesos de multicolinealidad muestral que deterioren la validez de los modelos obtenidos en el futuro.

Dado que se mantiene en la muestra el 77,05% de los atributos inicialmente propuestos, y éstos proceden de los mismos estados económico-financieros, parece razonable suponer la existencia de una fuerte correlación entre los mismos, tal como recoge el coeficiente de Pearson bivariado (Tabla 4.44).

	AÑO 1	AÑO 2	AÑO 3
AÑO 1	Sign. 0,05: 54,72% Sign. 0,01: 45,20%	Sign. 0,05: 58,00% Sign. 0,01: 49,22%	Sign. 0,05: 54,98% Sign. 0,01: 47,96%
AÑO 2	Sign. 0,05: 58,00% Sign. 0,01: 49,22%	Sign. 0,05: 62,57% Sign. 0,01: 53,50%	Sign. 0,05: 59,61% Sign. 0,01: 51,59%
AÑO 3	Sign. 0,05: 54,98% Sign. 0,01: 47,96%	Sign. 0,05: 59,61% Sign. 0,01: 51,59%	Sign. 0,05: 54,22% Sign. 0,01: 46,72%

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Se indica el número de ratios con correlaciones significativas para un nivel de significatividad del 0,05 y 0,01 (sin considerar la correlación perfecta de cada ratio consigo mismo).

Correlación entre variables exógenas (coeficiente de correlación de Pearson)

Tabla 4.44

Como puede observarse, más de la mitad de los indicadores se encuentran significativamente correlacionados entre sí para los tres ejercicios analizados. Por otro lado, las cifras obtenidas para los distintos años resultan bastante próximas, siendo ligeramente inferiores en el primer ejercicio e incrementándose con posterioridad (especialmente en el segundo año).

Ante esta situación, y con el objetivo de detectar las variables más próximas entre sí, se han aplicado distintos modelos factoriales (*análisis de componentes principales* o tipo R y *análisis cluster* o tipo Q), que permiten obtener subgrupos de indicadores independientes entre sí pero muy correlacionados internamente. La detección de estos clusters permitirá obtener una primera caracterización de las variables analizadas, sirviendo como punto de partida para la posterior selección “avanzada” de variables mediante técnicas bayesianas y de Aprendizaje-Máquina.

La aplicación de los modelos factoriales precisa disponer de un mínimo de 5 individuos por variable, si bien en la muestra analizada este ratio es tan sólo de 1,82 con el consiguiente riesgo de sobreajuste de los datos (esto es, la consecución de factores específicos a la muestra pero con poca capacidad de generalización). No obstante, dado que el objetivo de la aplicación de estas técnicas es conseguir una primera aproximación a la estructura muestral, las consecuencias de este posible efecto perverso se ven limitadas.

La aplicación del *Análisis de Componentes Principales (ACC)* se realiza sobre las variables previamente tipificadas (para evitar posibles problemas de escala), contrastando las dos hipótesis de partida de esta técnica:

1.- Normalidad de los datos: La aplicación del ACC exige que el conjunto de datos X se distribuya de acuerdo con una distribución normal multivariante, lo que requiere, entre otras cosas, que cada variable independiente siga una distribución normal.

Dado que este supuesto únicamente se cumple para la variable 2-DIM2, debe rechazarse la normalidad multivariante, lo que puede afectar ligeramente a los resultados obtenidos, si bien no los distorsiona de forma significativa.

2.- Contrastes en el modelo: Para que el Análisis de Componentes Principales resulte apropiado respecto a una determinada muestra, deben cumplirse dos supuestos diferenciados:

- ❖ *Contraste de esfericidad de Barlett*: Este contraste permite determinar si las variables analizadas están correlacionadas entre sí, a partir de la hipótesis nula:

$$H_0: |R| = 1,$$

siendo R la matriz de correlaciones entre las variables; la aceptación de la hipótesis nula supondría la no existencia de correlación significativa entre las variables.

Respecto a la muestra analizada, no ha sido posible realizar el contraste de esfericidad de Barlett al observarse un determinante nulo para la matriz R; esto resulta indicativo de la presencia de correlación lineal perfecta entre

algunas variables incluidas en el análisis, contrastándose así de forma directa la deseada asociación entre los atributos.

- ❖ *Contraste de Kaiser-Meyer-Olkin*: Esta prueba proporciona una medida de adecuación de la muestra al análisis factorial, de forma que un valor KMO próximo a 0,9 resulta muy adecuado, siendo rechazables los valores inferiores a 0,5.

Respecto a la muestra analizada, de nuevo no ha resultado posible el cómputo de esta medida debido a la perfecta correlación entre algunos atributos, aunque el contraste previo respecto a la perfecta asociación entre variables la hace innecesaria.

Una vez contrastadas las hipótesis de partida del modelo se han seleccionado los parámetros básicos del ACC: el número de factores a extraer y la posibilidad de utilizar rotación sobre los factores.

➤ *Criterio utilizado para la extracción de factores*: Para la identificación de los grupos de atributos relevantes se utiliza el denominado “criterio de la raíz latente”, esto es, la selección de aquellos componentes cuyos valores propios exceden de 1. Asimismo, se analizan los distintos factores, con especial consideración al número de variables agrupadas y al propio conocimiento experto.

➤ *Rotación sobre los factores*: Al objeto de conseguir un análisis más completo de los factores extraídos, se consideran dos tipos de rotación sobre los mismos: la rotación *Varimax* (ortogonal) y la rotación *Oblimin* (oblicua).

Los resultados obtenidos se reflejan en las Tablas 4.45 y 4.46, siendo bastante coincidentes para la rotación *Varimax* y la rotación *Oblimin*, si bien el último método suele ser complementario del primero, lo que podría indicar una mayor sensibilidad al sobreajuste. Puesto que el número de individuos se sitúa entre 250 y 300, se consideran como significativos, dentro de cada factor, aquellos ratios con una carga factorial superior a 0,3465 (en valor absoluto)⁵⁹.

Los factores seleccionados han sido aquellos que presentan autovalores mayores que 1. Debido al elevado número de factores no se incluye el análisis de los gráficos de componentes principales.

⁵⁹ Se considera que para un tamaño de 250 individuos la carga factorial mínima debería ser 0,35 mientras que para una muestra de 350 individuos debería ser de 0,3 (HAIR *et al.*, 1999, pág. 100). Extrapolando linealmente estos datos, se obtiene que la carga mínima deseable para una muestra de 257 individuos asciende a 0,3465.

Factor	Valor propio	% Varianza	Varianza acumul.	Interpretación del factor	Ratios significativos (Varimax)
1	36,083	25,590	25,590	Cobertura del negocio asegurador	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, LIQ1, LIQ3, RENT14, RES4, RES5 , RES7, END1, END2, IND1
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-LIQ1, 2-LIQ3, 2-RENT14, 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7, 2-END1, 2-END2, 2-IND1, 2-IND8
					3-EXP1, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4, 3-LIQ1, 3-LIQ3, 3-RENT14, 3-RES4, 3-RES5, 3-END1, 3-END2, 3-IND1, 3-IND8
2	16,010	11,355	36,945	Margen operativo relativo	RENT7, RENT8, RENT9, RENT10, RENT11, RENT14, RENT16, RENT19, IND5
					2-RENT3, 2-RENT7, 2-RENT8, 2-RENT9 , 2-RENT10, 2-RENT11, 2-RENT14, 2-RENT16, 2-RENT19, 2-RENT20
					3-RENT7, 3-RENT8, 3-RENT9, 3-RENT10, 3-RENT11, 3-RENT14, 3-RENT16, 3-RENT19, 3-RENT20
3	14,086	9,990	46,936	Uso del reaseguro	REA1, REA2, IND3
					2-REA1, 2-REA2 , 2-IND3
					3-REA1, 3-REA2, 3-IND3
4	9,394	6,662	53,598	Eficiencia en la gestión de primas	RENT5, RENT6, RENT17, RES1, RES2, IND7
					2-RENT5, 2-RENT6, 2-RENT17, 2-RES1, 2-RES2, 2-IND7
					3-RENT5, 3-RENT6, 3-RENT17, 3-RES1, 3-RES2 , 3-IND7
5	7,594	5,386	58,984	Dimensión relativa de la empresa	DIM1 , DIM2, DIM3
					2-DIM1, 2-DIM2 , 2-DIM3
					3-DIM1, 3-DIM2, 3-DIM3
6	7,425	5,266	64,250	Rentabilidad del negocio asegurador	RENT1, RENT3, RENT6, RENT20
					2-RENT1 , 2-RENT3, 2-RENT6, 2-RENT20
					3-RENT1, 3-RENT3, 3-RENT6, 3-RENT20
7	5,834	4,137	68,387	Gestión del negocio asegurador	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, RENT18, IND1
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-RENT18 , 2-IND1
					3-EXP1, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4, 3-RENT18, 3-IND1
8	4,703	3,336	71,723	Margen sobre ventas	RENT15 , RENT16, RENT17
					2-RENT15 , 2-RENT16, 2-RENT17
					3-RENT15, 3-RENT16, 3-RENT17
9	3,810	2,702	74,425	Estabilidad	EXP5, EXP6 , EXP7, EXP8, RENT12
					2-EXP5, 2-EXP6, EXP7, EXP8, RENT12
					-
10	3,691	2,618	77,043	Solvencia a corto y medio plazo	LIQ3, LIQ4, LIQ8
					2-LIQ3, 2-LIQ4 , 2-END1
					3-LIQ3, 3-LIQ4, 3-END1
11	3,424	2,429	79,472	Reservas	RES1, RES2 , IND7
					2-IND7
					3-IND7
12	3,040	2,156	81,628	Análisis de los derechos de cobro	LIQ1, LIQ2
					2-LIQ1, 2-LIQ2
					3-LIQ1, 3-LIQ2
13	2,554	1,811	83,439	Rentabilidad financiera	-
					2-RENT11, 2-RENT14
					3-EXP3, 3-EXP4, 3-RENT10, 3-RENT11, 3-RENT14, 3-RES4, 3-RES5, 3-END2
14	2,498	1,771	85,210	Posición competitiva para la rentabilidad financiera de la empresa	RENT10, RENT11, IND6
					2-RENT10, 2-RENT11, 2-IND6
					3-IND6
15	2,362	1,675	86,886	Revalorización de inversiones	LIQ10
					2-LIQ10
					3-LIQ10
16	2,291	1,625	88,511	Liquidez inmediata	LIQ9
					2-LIQ9
					3-LIQ9
17	1,965	1,394	89,904	Rentabilidad	RENT10, RENT11 , RENT14, RENT16, RENT19
					-
					3-END1
18	1,845	1,309	91,213	Posición competitiva para el negocio asegurador	IND5
					2-IND5
					3-IND5
19	1,488	1,055	92,268	Evolución del riesgo a largo plazo	-
					-
					3-RENT12 , 3-RENT13
20	1,426	1,011	93,279	Estabilidad de los fondos propios	RENT12
					-
					-
21	1,096	0,777	94,057	Posición competitiva a m/p y l/p en términos de solvencia	-
					2-IND1, 2-IND8
					3-IND1, 3-IND8

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Notas: Criterio de la media aritmética y rotación Varimax (datos tipificados). En negrita aparece destacado el ratio con mayor carga para cada factor.

Análisis de componentes principales: Rotación Varimax

Tabla 4.45

Factor	Valor propio	% Varianza	Varianza acumul.	Interpretación del factor	Ratios significativos (Oblimin)
1	36,083	25,590	25,590	Cobertura del negocio asegurador	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, LIQ1, LIQ3, RENT8, RENT9, RENT14, RENT19, RES4, RES5, RES7, END1, END2
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-LIQ1, 2-LIQ3, 2-RENT7, 2-RENT10, 2-RENT11, 2-RENT14, 2-RENT19, 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7 , 2-END1, 2-END2, 2-IND8
					3-EXP1, 3-EXP2, 3-LIQ3, 3-RENT7, 3-RENT14, 3-RENT16, 3-RENT19, 3-RES4, 3-RES5, 3-END1, 3-END2, 3-IND8
2	16,010	11,355	36,945	Uso del reaseguro y otras actividades operativas	REA1, REA2, LIQ2, RENT5, RENT6, RENT18, RES1, RES2, DIM2, IND3, IND7
					2-REA1, 2-REA2 , 2-LIQ2, 2-RENT5, 2-RENT6, 2-RENT18, 2-RES1, 2-RES2, 2-IND3, 2-IND7
					3-REA1, 3-REA2, 3-LIQ2, 3-RENT5, 3-RENT18, 3-RES1, 3-RES2, 3-IND3, 3-IND7
3	14,086	9,990	46,936	Rentabilidad del negocio asegurador	RENT1, RENT3, RENT5, RENT6, RENT7, RENT8, RENT9, RENT19, RENT20
					2-RENT1 , 2-RENT3, 2-RENT6, 2-RENT7, 2-RENT8, 2-RENT9, 2-RENT16, 2-RENT17, 2-RENT19, 2-RENT20
					3-RENT1 , 3-RENT3, 3-RENT6, 3-RENT7, 3-RENT8, 3-RENT9, 3-RENT16, 3-RENT17, 3-RENT19, 3-RENT20
4	9,394	6,662	53,598	Dimensión relativa de la empresa	DIM1, DIM2, DIM3
					2-DIM1 , 2-DIM2, 2-DIM3
					3-DIM1 , 3-DIM2, 3-DIM3
5	7,594	5,386	58,984	Solvencia y ventas a corto y medio plazo	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, LIQ1, LIQ3, RENT8, RENT9, RENT14, RES4, RES5, RES7, END1, END2,
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-LIQ1, 2-LIQ3, 2-LIQ4 , 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7, 2-END1, 2-END2,
					3-LIQ1, 3-LIQ3, 3-LIQ4, 3-RES5, 3-END1, 3-END2
6	7,425	5,266	64,250	Estabilidad	EXP5, EXP6 , EXP7, EXP8, RENT12,
					2-EXP5, 2-EXP6
					-
7	5,834	4,137	68,387	Posición competitiva para la rentabilidad financiera de la empresa	EXP1, EXP2, EXP3, RENT10, RENT11, RENT14, IND6
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-RENT10, 2-RENT11, 2-RES4, 2-RES5, 2-IND6
					3-RENT10, 3-RENT11, 3-IND6
8	4,703	3,336	71,723	Margen operativo relativo	LIQ3, RENT7, RENT8, RENT9, RENT10, RENT14, RENT16, RENT19, RES4, RES5, END1
					2-LIQ3, 2-RENT1, 2-RENT3, 2-RENT7, 2-RENT8 , 2-RENT9 , 2-RENT10, 2-RENT11, 2-RENT14, 2-RENT16, 2-RENT19, 2-RENT20, 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7, 2-END1, 2-END2
					3-LIQ3, 3-RENT1, 3-RENT3, 3-RENT7, 3-RENT8, 3-RENT9, 3-RENT10, 3-RENT11, 3-RENT14, 3-RENT16, 3-RENT19, 3-RENT20
9	3,810	2,702	74,425	Margen sobre ventas y ROA	RENT6, RENT10, RENT11, RENT15, RENT16, RENT17
					2-RENT5, 2-RENT6, 2-RENT10, 2-RENT11, 2-RENT15, 2-RENT16, 2-RENT17, 2-RES1, 2-RES2
					3-RENT5, 3-RENT6, 3-RENT10, 3-RENT11, 3-RENT15 , 3-RENT16, 3-RENT17, 3-RES1, 3-RES2
10	3,691	2,618	77,043	Reservas	RENT1, RENT3, RENT5, RENT20, RES1, RES2, IND7
					2-RES1, 2-RES2, 2-RENT5, 2-IND7
					3-RES1, 3-RES2, 3-IND7
11	3,424	2,429	79,472	Revalorización de inversiones e intensidad de los fondos propios	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, LIQ10 , END1
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-LIQ10, 2-RES1, 2-RES2, 2-END1, 2-IND7
					3-EXP3, 3-EXP4, 3-LIQ10, 3-END1
12	3,040	2,156	81,628	Cobertura del riesgo con fondos propios	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, RES4, RES5, RES7, END1, END2
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7, 2-END1, 2-END2
					3-EXP1, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4, 3-LIQ1, 3-RES4 , 3-RES5 , 3-END1, 3-END2, 3-IND1, 3-IND8
13	2,554	1,811	83,439	Análisis de los derechos de cobro	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, LIQ1, LIQ2, LIQ4, RES4, RES5, RES7, END1, END2
					2-EXP3, 2-EXP4, 2-LIQ1, 2-LIQ2 , 2-RES4, 2-RES5, 2-END1, 2-END2
					3-EXP3, 3-EXP4,, 3-LIQ1, 3-LIQ2, 3-LIQ4, 3-IND1
14	2,498	1,771	85,210	Posición competitiva para el negocio asegurador	IND5
					2-IND5
					3-IND5
15	2,362	1,675	86,886	Liquidez inmediata	LIQ9
					2-LIQ9
					3-LIQ9
16	2,291	1,625	88,511	Eficiencia en la gestión de primas	RENT6, RENT17, RES1, RES2, IND7
					2-RENT5, 2-RENT6, 2-RENT17, 2-RENT18, 2-RES1, 2-RES2, 2-IND1, 2-IND3, 2-IND7
					3-RENT5, 3-RENT6, 3-RENT17, 3-RES1 , 3-RES2 , 3-IND7
17	1,965	1,394	89,904	Gestión del negocio asegurador	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, RENT18, IND1
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-RENT18 , 2-RES1, 2-RES2, 2-IND1
					3-EXP1, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4, 3-RES1, 3-RES2, 3-IND1
18	1,845	1,309	91,213	Evolución del riesgo a largo plazo	-
					-
					3-RENT12 , 3-RENT13

Análisis de componentes principales: Rotación Oblimin
Tabla 4.46 (I)

Factor	Valor propio	% Varianza	Varianza acumul.	Interpretación del factor	Ratios significativos (Oblimin)
19	1,488	1,055	92,268	Rentabilidad	RENT7, RENT8, RENT9, RENT10 , RENT11 , RENT14, RENT16, RENT19
					2-RENT7, 2-RENT10, 2-RENT11 2-RENT16, 2-RENT19
					3-RENT10, 3-RENT11, 3-RENT16, 3-RENT19
20	1,426	1,011	93,279	Posición competitiva a m/p y l/p de la solvencia de la empresa	EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, LIQ1, RES4, RES5, RES7, END1, END2, IND1
					2-EXP1, 2-EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-LIQ1, 2-RENT18, 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7, 2-END1, 2-END2, 2-IND1, 2-IND8
					3-EXP1, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4, 3-LIQ3, 3-RENT18, 3-RES1, 3-RES2, 3-RES4, 3-RES5, 3-END1, 3-END2, 3-IND1, 3-IND8
21	1,096	0,777	94,057	Estabilidad de los fondos propios	RENT12, RENT13
					-
					-

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Notas: Criterio de la media aritmética y rotación Oblimin (datos tipificados). En negrita aparece destacado el ratio con mayor carga para cada factor.

En cursiva se incluye la información adicional recogida en relación con la rotación Varimax.

Análisis de componentes principales: rotación Oblimin Tabla 4.46 (y II)

De esta forma, el análisis de componentes principales permite identificar 21 factores de referencia, que se pueden interpretar de la forma siguiente⁶⁰:

➤ Factor 1: *Cobertura del negocio asegurador*. Este factor está relacionado con ratios vinculados a las provisiones técnicas de la empresa (RES4, RES5, RES7), que determinan la cobertura de ésta respecto al riesgo derivado del negocio asegurador. Asimismo, se incluyen indicadores que recogen la relación entre las primas obtenidas y los fondos propios de la empresa (EXP1, EXP2, EXP3, EXP4), informando de nuevo de la cobertura relativa del riesgo derivado de las primas por parte de los recursos no exigibles de la empresa. Finalmente, este indicador recoge otros ratios relacionados con la estructura patrimonial de la empresa respecto a su negocio asegurador (LIQ1, LIQ3, END1, END2, IND1), que son completados con ciertos ratios de rentabilidad (RENT8, RENT9, RENT14, RENT19) en el caso de la rotación “Oblimin”.

➤ Factor 2: *Margen operativo relativo*. Este factor considera principalmente ratios que relacionan el resultado operativo y financiero de la empresa (RENT7, RENT8, RENT9, IND5), siendo particularmente relevantes los datos relativos a dos años previos a la calificación. Asimismo, se incluyen ratios relacionados con la rentabilidad de los fondos propios (RENT14, RENT10, RENT11) y la rentabilidad económica (RENT16, RENT19), utilizando en su mayoría cifras operativas.

➤ Factor 3: *Uso del reaseguro*. Este componente se encuentra relacionado de forma casi exclusiva con indicadores vinculados al uso del reaseguro por parte de la empresa (REA1, REA2, IND3), tanto a corto como a medio y largo plazo. Por su parte, la rotación “Oblimin” recoge adicionalmente ratios vinculados con otras actividades operativas de la empresa (LIQ2, RENT5, RENT6, RENT18, RES1, RES2, DIM2, IND7).

➤ Factor 4: *Eficiencia en la gestión de primas*. Factor vinculado fundamentalmente a ratios de provisiones técnicas (RES1, RES2, IND7) y de rentabilidad por primas (RENT5, RENT6, RENT17), especialmente medias a largo plazo (años 2 y 3 antes de la calificación) que, combinadas, informan de la capacidad de la empresa para gestionar sus primas de forma eficiente, consiguiendo una cobertura adecuada de riesgos (provisiones) así como una rentabilidad suficiente.

⁶⁰ Ahora bien, la numeración de los factores no coincide para la rotación Varimax y la rotación Oblimin. Se recogen, fundamentalmente, los resultados de la rotación Varimax.

➤ Factor 5: *Dimensión relativa de la empresa*. Este componente se encuentra relacionado exclusivamente con indicadores de dimensión de la empresa a corto, medio y largo plazo (DIM1, DIM2, DIM3).

➤ Factor 6: *Rentabilidad del negocio asegurador*. Este factor, relativamente próximo al segundo componente analizado, incluye cocientes de rentabilidad relacionados casi exclusivamente con las actividades operativas de la empresa (RENT6, RENT1, RENT20). Asimismo, la rotación “Oblimin” incluye otros indicadores adicionales de rentabilidad operativa (RENT7, RENT8, RENT9, RENT19)

➤ Factor 7: *Gestión del negocio asegurador*. En este factor se recogen ratios relacionados con aspectos propios de la gestión del negocio asegurador, tales como la rotación de las ventas (RENT18) y gestión de primas (EXP1, EXP2, EXP3, EXP4, IND1)

➤ Factor 8: *Margen sobre ventas*. Este componente incluye como ratios principales los cocientes de margen de ventas brutas (RENT15) y netas (RENT16) y, con menor importancia, el ROA de la empresa o rentabilidad económica (RENT17); por su parte, la rotación “Oblimin” incluye también algunos indicadores vinculados a la rentabilidad y composición de fondos propios (RENT10, RES1, RES2).

➤ Factor 9: *Estabilidad*. El componente de estabilidad incluye indicadores relacionados fundamentalmente con variaciones interanuales de las primas brutas y netas de la empresa (EXP5, EXP6, EXP7, EXP8), indicativos de la estabilidad temporal del negocio de la empresa.

➤ Factor 10: *Solvencia a corto y medio plazo*. Este factor se encuentra vinculado con los ratios típicos de liquidez y solvencia de la empresa a corto y medio plazo (LIQ3, LIQ4, LIQ8). Por su parte, los resultados derivados de la rotación “Oblimin” incluyen adicionalmente, aunque con una importancia mucho menor, indicadores de ventas (EXP1, EXP2, EXP3, EXP4) y de fondos propios (RENT14, RES4, RES5, END1, END2).

➤ Factor 11: *Reservas*. Se trata de un factor relacionado con el cuarto componente principal previamente comentado. Así, considera también indicadores de reservas, si bien a plazo sensiblemente más corto que el anterior (RES1, RES2, IND7). Por su parte, la rotación “Oblimin” también considera ciertos ratios de rentabilidad operativa (RENT1, RENT3, RENT5, RENT20), aunque les asigna una importancia muy reducida.

➤ Factor 12: *Análisis de los derechos de cobro*. Este componente principal se encuentra relacionado con los ratios indicativos de la magnitud de los derechos de cobro de la empresa (LIQ1, LIQ2). La rotación “Oblimin” considera, de forma adicional, otros ratios de liquidez (LIQ), exposición (EXP1, EXP2, EXP3, EXP4), reservas (RES4, RES5, RES7) y endeudamiento (END1, END2), relacionados fundamentalmente con la composición del pasivo de la empresa.

➤ Factor 13: *Rentabilidad financiera*. Este factor recoge indicadores relacionados con la rentabilidad obtenida por los fondos propios de la empresa, rentabilidad financiera o ROE (RENT10, RENT11, RENT14, IND6). Este factor es el único que no aparece claramente definido en la rotación “Oblimin”, siendo sustituido por el factor “Cobertura del riesgo con fondos propios”, relacionado fundamentalmente con los cocientes a medio plazo entre las provisiones técnicas y los fondos propios ajustados (RES4, RES5).

➤ Factor 14: *Posición competitiva para la rentabilidad financiera de la empresa*. De carácter próximo al factor anterior, se centra en la distancia existente entre la rentabilidad financiera obtenida por la empresa y la media de la industria en la que opera (IND6).

➤ Factor 15: *Revalorización de inversiones*. Este componente principal se centra en el valor real del activo de la empresa, comparándolo con su valor neto contable (LIQ10). Los resultados obtenidos con la rotación “Oblimin” incluyen también ratios relacionados con la intensidad relativa en el uso de los fondos propios por parte de la entidad (END1).

➤ Factor 16: *Liquidez inmediata*. Se trata de un factor relacionado con el disponible de la empresa, indicativo de la capacidad de la entidad para atender sus obligaciones inmediatas (LIQ9).

➤ Factor 17: *Rentabilidad*. Este factor, muy vinculado con el segundo componente analizado, recoge los principales ratios vinculados al ROA y ROE de la entidad (RENT10, RENT11, RENT14, RENT16, RENT19). La rotación “Oblimin” incluye también indicadores relacionados exclusivamente con la actividad operativa de la empresa (RENT7, RENT8, RENT9).

➤ Factor 18: *Posición competitiva para el negocio asegurador*. En este caso se consideran los ratios comparativos del margen operativo de la empresa y de la industria (IND5 para los tres años).

➤ Factor 19: *Evolución del riesgo a largo plazo*. Este factor considera la evolución media a largo plazo del riesgo de la empresa (ratios RENT12 y RENT13 para el tercer año previo al rating).

➤ Factor 20: *Estabilidad de los fondos propios*. Por su parte, este componente principal toma en consideración el porcentaje anual de cambio en el neto ajustado (RENT12), indicativo de la evolución de los fondos propios de la empresa. La rotación “Oblimin” considera adicionalmente la evolución anual del riesgo.

➤ Factor 21: *Posición competitiva a medio y largo plazo de la solvencia de la empresa*. Finalmente, el último factor tiene en cuenta la comparación de las cifras de la empresa y los datos industriales para el ratio de solvencia neto (IND1) y la cobertura del riesgo con fondos propios (IND8), especialmente por lo que respecta al segundo y tercer año analizados. Adicionalmente, la variante “Oblimin” incluye otros indicadores, vinculados con la exposición al riesgo (EXP1, EXP2, EXP3, EXP4) y las reservas de la entidad (RES4, RES5, RES7), principalmente.

Como puede observarse, los 21 componentes analizados caracterizan de forma prácticamente completa a las empresas aseguradoras. Ahora bien, a partir del factor nº 13 (inclusive), se observa que los componentes están formados por un número reducido de ratios que, por otra parte, apenas contribuyen a la explicación de la varianza de la muestra. De esta forma, puede afirmarse que los 12 primeros componentes son los más significativos, permitiendo explicar más del 80% de la varianza total de la muestra mediante la consideración de indicadores de cobertura, rentabilidad, reaseguro, gestión de primas, dimensión, márgenes, estabilidad, solvencia, reservas y derechos de cobro.

Por otro lado, se ha verificado la existencia de sobreajuste respecto a los resultados obtenidos con la rotación “Oblimin”, pero no así con la rotación “Varimax”, que ha demostrado un comportamiento más robusto respecto a este tipo de situaciones.

Por último, cabe destacar la inexistencia de variables no incluidas en los factores anteriores, dado que el conjunto de exógenas presenta una comunalidad⁶¹ mínima de 0,730 que puede considerarse como muy significativa.

Una vez realizado el análisis de componentes principales, y al objeto de validar los resultados obtenidos, se ha llevado a cabo un *Análisis Cluster* sobre los 141 ratios analizados, técnica de clasificación que trata de obtener grupos homogéneos de individuos o variables.

Dado que el análisis cluster no parte de hipótesis de partida restrictivas, se recomienda el estudio de un número reducido de unidades medidas en la misma escala. De esta forma, se ha procedido a la tipificación de las variables analizadas que, no obstante, pueden resultar excesivas respecto al total de individuos.

Por otra parte, se recomienda el análisis de atributos no correlacionados entre sí, hipótesis que evidentemente no se cumple en el caso de la muestra analizada.

Finalmente, se han establecido los siguientes parámetros específicos del modelo cluster:

- ❖ *Medida de asociación:* Se han considerado las medidas de asociación vinculadas con el coseno del ángulo de vectores y el coeficiente de correlación entre los atributos.

- ❖ *Técnica de clasificación:* Para la clasificación de los individuos se han aplicado *métodos jerárquicos* (agrupación de los individuos iniciales en subgrupos hasta la construcción de un grupo único común, estableciendo el investigador el número de clases eficiente). Para la construcción del dendograma se aplican las dos técnicas jerárquicas más habituales: el método de la distancia mínima o similitud máxima, y el método del centroide; por su parte, se abandona la aplicación de la distancia de Ward al observarse la constitución de un único cluster distinguible.

Asimismo, se han utilizado *métodos no jerárquicos*, que realizan una partición de los individuos en k grupos determinados a priori, en este caso los 12 clusters más significativos identificados por el análisis de componentes principales ($k=12$).

- ❖ *Selección del número eficiente de clusters:* Para la selección del número adecuado de clusters se procede a analizar los coeficientes representativos de la distancia existente entre las agrupaciones, que reduce la subjetividad de los resultados obtenidos.

Los resultados obtenidos con la aplicación del método cluster se recogen en la Tabla 4.47 (*métodos jerárquicos*) y 4.48 (*métodos no jerárquicos*).

⁶¹ Por comunalidad se entiende el porcentaje de la varianza de la variable explicado por el conjunto de los factores.

	Coseno	Coefficiente de correlación
Método de la Distancia Mínima		
Nº grupos:	3	3
Distancia entre coeficientes (máxima):	0,151	0,166
GRUPO 1	3-RENT12, 3-RENT13	3-RENT12, 3-RENT13
GRUPO 2	2-LIQ9, 3-LIQ9, LIQ9	2-IND5, 3-IND5
GRUPO 3	Resto de variables	Resto de variables
Método del centroide		
Nº grupos:	69	19
Distancia entre coeficientes (máxima):	0,147	0,077
GRUPO 1	Los distintos clusters contienen generalmente el mismo ratio para periodos diferentes de tiempo, o bien ratios muy correlacionados para un mismo periodo de tiempo	3-RENT10, 3-RENT11, 2-RENT10, 2-RENT11, 2-RENT14, 3-RENT14, 2-RENT16, 3-RENT16, RENT16, RENT10, RENT11, RENT14, 2-RENT19, 3-RENT19, RENT7, RENT19, RENT8, 2-RENT7, 2-RENT8, 3-RENT7, 3-RENT8, 2-RENT20, 3-RENT20, RENT20
GRUPO 2		2-END1, 3-END1, END1
GRUPO 3		2-RENT17, 3-RENT17, 2-RENT15, 3-RENT15, RENT15, RENT17
GRUPO 4		2-IND7, 3-IND7, RES1, RES2, RENT5, IND7, 2-RENT5, 3-RENT5, 3-RES1, 3-RES2, 2-RES1, 2-RES2, LIQ8
GRUPO 5		3-RENT12, 3-RENT13
GRUPO 6		2-LIQ9, 3-LIQ9, LIQ9
GRUPO 7		2-IND5, 3-IND5
GRUPO 8		2-EXP5, 2-EXP6, EXP7, EXP8, EXP5, EXP6
GRUPO 9		2-IND6, 3-IND6, IND6
GRUPO 10		RENT12, RENT13
GRUPO 11		2-LIQ10, 3-LIQ10, LIQ10
GRUPO 12		2-RENT9, 3-RENT9, RENT9, IND5
GRUPO 13		2-RENT1, 3-RENT1, 2-RENT6, 3-RENT6, RENT6, RENT1, RENT3, 2-RENT3, 3-RENT3
GRUPO 14		LIQ1, 2-LIQ1, 2-LIQ2, 3-LIQ2, LIQ2, 3-LIQ1
GRUPO 15		2-LIQ3, 3-LIQ3, LIQ4, 2-LIQ4, LIQ3, 3-LIQ4
GRUPO 16		2-RENT18, 3-RENT18, RENT18
GRUPO 17		END2, 2-END2, RES4, RES5, 2-RES4, 2-RES5, RES7, 2-RES7, 2-IND8, 3-IND8, IND1, 2-IND1, 3-IND1, 2-EXP1, 2-EXP2, EXP1, EXP2, 2-EXP3, 2-EXP4, EXP3, EXP4, 3-RES4, 3-RES5, 3-END2, 3-EXP1, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4
GRUPO 18		DIM2, 2-DIM2, DIM3, 2-DIM3, 3-DIM3, 2-DIM1, 3-DIM1, DIM1, 3-DIM2
GRUPO 19		3-REA1, 3-REA2, 2-REA1, 2-REA2, RA1, REA2, 2-IND3, 3-IND3, IND3

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Nota: El elevado número de grupos obtenidos con el método del centroide lleva a la no inclusión de los ratios que los integran por razones de espacio (datos tipificados).

Análisis cluster: Métodos jerárquicos

Tabla 4.47

Como puede observarse, la aplicación del *método de la distancia mínima* obtiene únicamente tres grupos, número significativamente inferior al conseguido por el método del centroide. Si bien existen algunas disparidades respecto a los métodos de asociación utilizados, las características más principales de tales clusters son las siguientes:

➤ *Cluster 1*: El primer cluster coincide con el factor identificado en el análisis de componentes principales bajo la denominación “*evolución del riesgo a largo plazo*”, relacionado con la estabilidad en la composición del neto de la empresa; de esta forma, este factor parece presentar características claramente distintivas respecto al resto de variables.

➤ *Cluster 2:* De acuerdo con el método del coseno, el segundo grupo coincide con el componente denominado “*liquidez inmediata*”, que recoge ratios relacionados con la intensidad del disponible de la empresa. Por su parte, el método del coeficiente de correlación relaciona este segundo cluster con el componente “*posición competitiva para el negocio asegurador*”, que relaciona el margen operativo de la empresa con la media industrial en la que trabaja.

➤ *Cluster 3:* Finalmente, el tercer grupo tiene un carácter genérico, incluyendo al resto de atributos considerados en el análisis (136 ó 137, según la medida de asociación).

Por lo que respecta al *método del centroide*, se observa una significativa disparidad en el número de clusters obtenidos con las distintas medidas de asociación. Así, el coseno del ángulo de vectores genera un número de grupos muy elevado, incluyendo generalmente en cada cluster variables idénticas pero relativas a distintos periodos de tiempo.

Por su parte, el coeficiente de correlación entre atributos obtiene un número de grupos inferior y más próximo a los resultados observados en el análisis de componentes principales. Estos clusters son los que se analizan a continuación:

➤ *Cluster 1:* El primer grupo incluye el 82% de los ratios que integran el componente principal “*margen operativo relativo*”, así como un ratio incluido en el factor “*rentabilidad del negocio asegurador*”. De esta forma, el primer cluster se encuentra vinculado a las variables relacionadas con la rentabilidad de las entidades aseguradoras, tanto de naturaleza económica como financiera.

➤ *Cluster 2:* El segundo cluster encontrado hace referencia de forma expresa a las variables relacionadas con la magnitud END1, indicativa del peso relativo de los fondos propios en el pasivo de la empresa. Estas variables están incluidas en el factor “*cobertura del negocio asegurador*” (rotación Varimax) y “*revalorización de inversiones e intensidad de los fondos propios*” (rotación Oblimin).

➤ *Cluster 3:* El tercer cluster analizado está formado por variables incluidas en el factor “*margen sobre ventas*” (66,67% del total de atributos incluidos en el factor), relacionados con el margen sobre primas (brutas y netas) de las entidades aseguradoras.

➤ *Cluster 4:* Este grupo incluye el 66,67% de los ratios incluidos en el factor “*eficiencia en la gestión de las primas*” (rotación Varimax), relacionados con el nivel de provisiones y reservas técnicas de la empresa. Asimismo, se incluye una variable relacionada con la solvencia de la empresa y, en concreto, con la relación existente entre el activo líquido ajustado y el activo total de la empresa.

➤ *Cluster 5:* El quinto cluster coincide plenamente con el factor “*evolución del riesgo a largo plazo*”, relacionado con la estabilidad en la cifra de fondos propios de la empresa, identificado también por el método de la distancia mínima.

➤ *Cluster 6:* Por su parte, el sexto cluster se relaciona con el factor denominado “*liquidez inmediata*”, identificado también por el método de la distancia mínima. Este grupo de variables está relacionado con el disponible de la entidad.

➤ *Cluster 7:* El séptimo cluster considera variables relacionadas con el factor “*posición competitiva para el negocio asegurador*” (66,67% del total de atributos del

componente), que indica la importancia relativa del margen operativo de la empresa respecto al total de la industria.

➤ *Cluster 8:* Este cluster incluye atributos relacionados con el factor “*estabilidad de la empresa*” (60% del total del factor), vinculados con el porcentaje de cambio en las primas netas de la empresa y su distancia respecto a los estándares propuestos por Standard & Poor’s.

➤ *Cluster 9:* El noveno cluster contiene 3 de los 7 ratios incluidos en el factor “*posición competitiva para la rentabilidad financiera de la empresa*” (rotación Varimax), todos ellos atributos relacionados con la retribución de los fondos propios de la entidad.

➤ *Cluster 10:* Este grupo incluye los dos ratios que forman parte del factor “*estabilidad de los fondos propios*” (rotación Oblimin), vinculados con la evolución a corto plazo de los recursos propios de la entidad.

➤ *Cluster 11:* El undécimo cluster se relaciona con todos los atributos incluidos en el factor “*revalorización de inversiones*” (rotación Varimax), vinculado a las diferencias entre el valor contable y el valor de mercado de los activos de la empresa.

➤ *Cluster 12:* Este grupo incluye el 18% de los ratios restantes del factor “*margen relativo operativo*”, y está relacionado con el margen operativo de la inversión, tanto a nivel de la empresa individual como respecto a la media de la industria.

➤ *Cluster 13:* El cluster nº 13 incluye el 75% de los ratios que forman parte del componente principal “*rentabilidad del negocio asegurador*”, que integra ratios vinculados con la actividad principal de la empresa (ratios combinados, pérdidas del negocio asegurador y ratio operativo global).

➤ *Cluster 14:* Este grupo incluye la totalidad de los ratios que forman parte del factor “*análisis de los derechos de cobro*”, relacionado con el realizable de la empresa (incluido el reaseguro).

➤ *Cluster 15:* Este cluster recoge el 66,67% de las variables que integran el factor “*solventia a corto y medio plazo*”, que está relacionado con el ratio de liquidez y solventia a corto plazo.

➤ *Cluster 16:* Este grupo incluye tres ratios incluidos en el factor “*gestión del negocio asegurador*”, que hacen referencia a la rotación de las ventas de la empresa.

➤ *Cluster 17:* Este cluster es el más heterogéneo de todos los observados, por lo que no se puede relacionar de forma directa con ningún factor particular, al incluir variables vinculadas a distintos componentes (“*margen operativo relativo*”, “*posición competitiva a medio y largo plazo de la solventia de la empresa*”, “*rentabilidad financiera*”, etc).

➤ *Cluster 18:* Este cluster incluye la totalidad de los ratios que integran el factor “*dimensión relativa de la empresa*”, relacionados con las cifras relativas de activo total y ajustado de la empresa.

➤ *Cluster 19:* Finalmente, el último factor incluye todos los clusters que integran el componente “*uso del reaseguro*”, que informan sobre la intensidad del reaseguro cedido/retrocedido en la empresa.

Como puede observarse, los clusters obtenidos validan en buena parte los resultados derivados del análisis de componentes principales, especialmente por lo que respecta al método del centroide y al coeficiente de correlación parcial.

Por lo que respecta al empleo de métodos no jerárquicos, los resultados obtenidos para los 12 clusters identificados como principales se recogen en la Tabla 4.48.

	Número de ratios	Ratios incluidos en el grupo
GRUPO 1	2	2-IND5, 3-IND5
GRUPO 2	3	IND6, 2-IND6, 3-IND6
GRUPO 3	3	RENT9, 2-RENT9, 3-RENT9
GRUPO 4	2	EXP4, 2-EXP4
GRUPO 5	2	2-RENT11, 3-RENT11
GRUPO 6	1	IND5
GRUPO 7	4	2-RES1, 2-RES2, 3-RES1, 3-RES2
GRUPO 8	2	RES1, RES2
GRUPO 9	1	RENT11
GRUPO 10	3	2-EXP2, 3-EXP2, 3-EXP4
GRUPO 11	13	EXP1, RES4, RES7, END2, 2-EXP1, 2-EXP3, 2-RES4, 2-RES7, 2-END2, 3-EXP1, 3-EXP3, 3-RES4, 3-END2
GRUPO 12	105	Resto de variables

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Análisis cluster: Métodos no jerárquicos
Tabla 4.48

Las principales características de los clusters anteriores son las siguientes:

- *Cluster 1:* El primer cluster, integrado por dos únicos ratios, coincide casi completamente con el factor “*posición competitiva para el negocio asegurador*”, identificado también por el método de la distancia mínima y el coeficiente de correlación.
- *Cluster 2:* Este segundo cluster incluye los ratios identificados en el noveno cluster jerárquico previo, y que forman parte del componente denominado “*posición competitiva para la rentabilidad financiera de la empresa*”.
- *Cluster 3:* El tercer cluster, similar al duodécimo cluster jerárquico, está relacionado con el factor “*margen operativo relativo*” y, en particular, con la variable “*rendimiento operativo de la inversión*”.
- *Cluster 4:* Este cluster recoge dos únicos ratios, incluidos en el componente “*gestión del negocio asegurador*”, vinculados con la distancia relativa de las primas brutas de la empresa respecto al estándar establecido por Standard & Poor’s.
- *Cluster 5:* El quinto cluster incluye dos ratios relacionados con el “*margen operativo relativo*” de la empresa, y en concreto, con la distancia del ROE de la entidad al estándar establecido por S&P, a medio y largo plazo.
- *Cluster 6:* Este grupo de variables está integrado por un único ratio que, junto con los incluidos en el primer cluster, completa el factor “*posición competitiva para el negocio asegurador*”. De esa forma, el empleo de métodos jerárquicos sugiere la conveniencia de separar la distancia a corto y largo plazo de la posición competitiva de la empresa respecto a la media de la industria en la que opera.

➤ *Cluster 7*: El séptimo cluster hace referencia a ratios relacionados con la “*eficiencia en la gestión de primas*” de la empresa. En particular, se consideran ratios de reservas técnicas a medio y largo plazo.

➤ *Cluster 8*: Este cluster se encuentra relacionado también con la eficiencia en la gestión de las primas de la empresa, pero con una perspectiva a corto plazo.

➤ *Cluster 9*: El noveno cluster incluye un único ratio, indicativo del “*margen operativo de la empresa*” a corto plazo, o distancia del ROE respecto al estándar establecido para un año antes del rating.

➤ *Cluster 10*: Por lo que respecta al décimo cluster, se encuentra relacionado con la “*cobertura del negocio asegurador*” y, en particular, la distancia de las primas brutas de la entidad respecto al estándar de S&P.

➤ *Cluster 11*: El undécimo cluster jerárquico incluye variables que forman parte del factor “*cobertura del negocio asegurador*”, relacionadas con ratios de solvencia, provisiones técnicas y fondos propios.

➤ *Cluster 12*: Finalmente, el último cluster recoge el resto de variables exógenas consideradas inicialmente como significativas.

De nuevo, el análisis cluster basado en métodos jerárquicos parece confirmar los resultados obtenidos con el ACC, si bien sugiere una mayor desagregación de algunos factores.

Por otro lado, el análisis conjunto de los modelos factoriales, si bien no permite realizar una selección concreta de indicadores relevantes, al existir diferencias entre los resultados conseguidos por los distintos métodos de extracción de factores y las diferentes medidas de distancia, sí permite comprobar la significatividad de los indicadores relacionados con el negocio asegurador de la entidad, en sus distintas facetas: rentabilidad, liquidez, gestión de primas y riesgos, etc.

4.4.2.3. Empleo de métodos estadísticos bayesianos y técnicas MCMC

Los resultados genéricos obtenidos a través de técnicas estadísticas tradicionales se han contrastado con los que se derivan de la aplicación de métodos bayesianos y técnicas MonteCarlo-Markov Chains (MCMC).

Los modelos bayesianos, basados en la asunción de determinadas distribuciones “a priori” sobre los parámetros objeto de estimación, se han aplicado con éxito para la selección de variables en modelos de decisión binarios, destacando principalmente las aportaciones de DELLAPORTAS *et al.* (1999), NTZOUFRAS (1999) y GEORGE y McCULLOCH (1993), así como diversos desarrollos posteriores (DELLAPORTAS *et al.*, 2000; NTZOUFRAS, 2002; DELLAPORTAS *et al.*, 2002; NTZOUFRAS *et al.*, 2000).

Estos autores aplican la técnica conocida como “Gibbs sampler” para la resolución de este tipo de problemas, si bien no abordan la posibilidad de trabajar con múltiples clases de salida ($k > 2$), ni la existencia de relaciones jerárquicas entre ellas. Aunque este último problema ha sido parcialmente considerado por NTZOUFRAS (2002) y GELMAN (2004), sin embargo aún no se ha aportado una solución bayesiana definitiva para la selección de variables explicativas en problemas multiclase.

Ante esta situación, en la presente Memoria se propone una extensión al caso multidimensional del algoritmo de *Dellaportas&Foster&Ntzoufras* para selección de atributos, así como de los modelos del Dr. *Simon Jackman* (Universidad de Stanford) para la implementación de modelos logit y probit bayesianos de naturaleza binaria.

A partir de las propuestas de estos autores, se ha generalizado el modelo para variables endógenas multiclase ($k > 2$), mediante su transformación en k variables binarias (0,1) integradas en un único algoritmo, utilizando como soporte de programación el software WinBUGS®.

El código desarrollado presenta las siguientes características y opciones:

1.- *Modelos previstos respecto a las variables endógenas y_k* . Al objeto de modelar las distintas interrelaciones entre las variables del modelo, se proponen varias alternativas que definen tanto la distribución de cada variable y_k (siendo k el número de clases), como la relación entre cada valor binario i de ésta y los correspondientes valores reales de las variables exógenas x_j ($j=1, \dots, n$).

Los modelos desarrollados son los siguientes:

- $y_k[i] \sim \text{Normal}(\mu_i, \sigma)$, donde $\mu_i = \beta_0 + \sum_j g[j] \beta[j] x[j]$ y $\sigma \sim \text{Gamma}(0.001, 0.001)$.
- $y_k[i] \sim \text{Doble\_Exponencial}(\mu_i, \sigma)$, donde $\mu_i = \beta_0 + \sum_j g[j] \beta[j] x[j]$ y $\sigma \sim \text{Gamma}(0.001, 0.001)$.
- $y_k[i] \sim \text{Distribución\_Logística}(\mu_i, \sigma)$, donde $\mu_i = \beta_0 + \sum_j g[j] \beta[j] x[j]$ y $\sigma \sim \text{Gamma}(0.001, 0.001)$.
- $y_k[i] \sim \text{Student}(\mu_i, \sigma)$, donde $\mu_i = \beta_0 + \sum_j g[j] \beta[j] x[j]$ y $\sigma \sim \text{Gamma}(0.001, 0.001)$,

siendo $g[j]$ una variable de Bernouilli que toma los valores {0,1} según la inclusión o no de la j -ésima variable explicativa en el modelo.

La aplicación empírica de estas cuatro propuestas lineales se ha centrado en el primer y tercer modelo (distribuciones normales y logística de la endógena), al tratarse de las hipótesis de trabajo más habituales.

- $y[i] \sim \text{Bernoulli}(p_i)$, donde $\text{logit}(p_i) = \beta_0 + \sum_j g[j] \beta[j] x[j]$.
- $y[i]_{\text{truncada}} \sim \text{Normal}(p_i, 1)$, tal que $\text{probit}(p_i) = \beta_0 + \sum_j g[j] \beta[j] x[j]$ y $\sigma_i \sim \text{Gamma}(0.001, 0.001)$.

Estas dos últimas variantes recogen las aproximaciones a los modelos logit y probit mediante WinBUGS® (respectivamente), pero la ejecución práctica de la última propuesta suele generar problemas de computación.

2.- *Distribución de los priores del vector de parámetros (β)*. Este apartado resulta crítico para la validación del sistema, pues una combinación inadecuada de priores y modelos puede llevar a la obtención de resultados poco robustos.

Ante esta situación, se consideran las propuestas de DELLAPORTAS *et al.* (1999), NTZOUFRAS (1999) y GEORGE y McCULLOCH (1993) que, si bien parten en todos los casos de la aproximación $\beta[j] \sim \text{Normal}(bprior[j], tprior[j])$, difieren en la definición de los parámetros $bprior[j]$ y $tprior[j]$. Las dos primeras alternativas resultan especialmente útiles para la ejecución de los modelos lineales, mientras que la tercera se diseña de forma específica para modelos no lineales (logit, probit).

- Alternativa 1 (DELLAPORTAS et al, 1999): $bprior[j]=(1-g[j])*media(j)$; $tprior[j]=g[j]/\Sigma_j++(1-g[j])/(sd[j])^2$, siendo sd la desviación típica de la variable j analizada. Se relaciona con la estimación máximo verosímil de los parámetros⁶².
- Alternativa 2 (GEORGE y McCULLOCH, 1993): $bprior[j]=0.0$; $tprior[j]=(100^{1-s[j]})/\Sigma_j$.
- Alternativa 3 (NTZOUFRAS, 1999): $bprior[j]=0.0$; $tprior[j]=g[j]*phi[j]+(1g[j])/(sd[j])^2$ tal que $phi[j] \sim dgamma(0.001, 0.001)$

3.- *Especificación de las probabilidades a priori.* En el caso de la especificación de las probabilidades a priori respecto de las variables $g[j]$ se ha seleccionado en todos los casos $g[j] \sim \text{Bernoulli}(0.5)$, al considerarse que la importancia relativa “a priori” de los atributos considerados es la misma y que las variables $g[j]$ son independientes entre sí.

4.- *Medida de error.* Para la determinación del error medio cometido por el modelo se ha definido la expresión:

$$\overline{Err} = \frac{1}{K} \sum_k \overline{Err}_k, (K=5),$$

$$\overline{Err}_k = \sum_{l=1}^E \frac{(1-e_l)}{\sum_{l=1}^E (1-e_l)} \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{ki} - y_{ki}^{estimada}|,$$

siendo E el total de ejecuciones⁶³ para cada modelo ($E=5$), K el número de clases analizadas, T el total de iteraciones consideradas para el cálculo del error ($T=90.000$), N el número de individuos ($N=257$), $y_{ki}^{estimada}$ la salida estimada por el modelo para la k -ésima clase y el i -ésimo individuo, e_l el error final medio cometido por cada ejecución:

$$e_l = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{ki} - y_{ki}^{estimada}|,$$

y $(1-e_l)$ el desempeño final del sistema para la iteración l -ésima.

Cabe destacar que, el elevado número de variables exógenas considerado ha impedido la ejecución de los múltiples modelos potencialmente existentes, al obtenerse una total de $2^{141} = 2,788E+42$ combinaciones a contrastar para cada clase, número cuyo cómputo no resulta tratable.

De esta forma, se ha llevado a cabo únicamente la aproximación de la distribución de probabilidad a posteriori de las variables $g[j]$, que aproximan la significación relativa de cada atributo mediante su posibilidad de inclusión en los modelos desarrollados, de acuerdo con el comportamiento observado para las últimas cadenas del algoritmo.

Finalmente, los resultados obtenidos para las distintas variables, alternativas y modalidades se resumen en la Tabla 4.49.

⁶² En la práctica suelen obtenerse buenos resultados considerando $media(j)=0$ y $sd(j)^2=\Sigma_j/(k)^2$, $k=10$, al obtenerse priores que verifican las propiedades deseadas según el modelo SSVS (NTZOUFRAS, 1999, págs. 3 y 4).

⁶³ En todos los casos se han realizado 5 ejecuciones para cada modelo, para minimizar el sesgo derivado de las condiciones de partida del algoritmo. Cada ejecución incluye un total de 100.000 iteraciones, número considerado suficiente para garantizar la adecuada convergencia del modelo. De acuerdo con DELLAPORTAS et al. (1999), se han eliminado del estudio las 10.000 primeras iteraciones por considerarse un periodo de ajuste “tosco” que puede distorsionar los resultados finalmente obtenidos.

	$y[i] \sim \text{Normal}(\mu_i, \sigma)$			$y[i] \sim \text{Dist.Logist.}(\mu_i, \sigma)$			$y[i] \sim \text{Bernoulli}(p_i)$			$y[i]_{\text{trunc}} \sim \text{Normal}(\rho_i, 1)$		
	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3
EXP1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000	No Computable		
EXP2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
EXP3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
EXP4	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
EXP5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,577	1,000			
EXP6	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	0,692	1,000			
EXP7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
EXP8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
REA1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,365	0,000			
REA2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,587	0,260	1,000			
LIQ1	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
LIQ2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
LIQ3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,144	0,000			
LIQ4	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000			
LIQ8	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000			
LIQ9	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000			
LIQ10	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000			
RENT1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
RENT3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000			
RENT5	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
RENT6	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
RENT7	0,000	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
RENT8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RENT9	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
RENT10	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
RENT11	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,808	1,000			
RENT12	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RENT13	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RENT14	0,000	0,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
RENT15	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RENT16	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000			
RENT17	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RENT18	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,202	0,000	1,000			
RENT19	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RENT20	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
RES1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RES2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
RES4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
RES5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
RES7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
END1	1,000	0,159	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
END2	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
DIM1	1,000	0,528	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
DIM2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,317	1,000			
DIM3	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
IND1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
IND3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
IND5	0,010	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	1,000	1,000			
IND6	0,000	0,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,881	0,000	0,000			
IND7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
2-EXP1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000			
2-EXP2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,856	1,000			
2-EXP3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000			
2-EXP4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-EXP5	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-EXP6	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-REA1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-REA2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-LIQ1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-LIQ2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-LIQ3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-LIQ4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-LIQ9	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,260	1,000			
2-LIQ10	0,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000			

Métodos bayesianos y MCMC: Probabilidades a posteriori
 Tabla 4.49 (I)

	$y[i] \sim \text{Normal}(\mu, \sigma)$			$y[i] \sim \text{Dist.Logist.}(\mu, \sigma)$			$y[i] \sim \text{Bernoulli}(p_i)$			$y[i]_{trunc} \sim \text{Normal}(p, 1)$		
	Alt. 1	Alt. 2	Alt.3	Alt. 1	Alt. 2	Alt.3	Alt. 1	Alt. 2	Alt.3	Alt. 1	Alt. 2	Alt.3
2-RENT1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-RENT3	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000			
2-RENT5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-RENT6	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000			
2-RENT7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-RENT8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
2-RENT9	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-RENT10	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
2-RENT11	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-RENT14	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-RENT15	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-RENT16	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-RENT17	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
2-RENT18	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-RENT19	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-RENT20	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-RES1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,495	0,000	1,000			
2-RES2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-RES4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,010	1,000			
2-RES5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-RES7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-END1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-END2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-DIM1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-DIM2	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
2-DIM3	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-IND1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-IND3	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-IND5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
2-IND6	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
2-IND7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
2-IND8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000			
3-EXP1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
3-EXP2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-EXP3	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,183	1,000			
3-EXP4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-REA1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-REA2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-LIQ1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-LIQ2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-LIQ3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000			
3-LIQ4	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
3-LIQ9	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000			
3-LIQ10	0,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
3-RENT1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,289	1,000			
3-RENT3	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,010	1,000			
3-RENT5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,752	1,000	0,000			
3-RENT6	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-RENT7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,933	1,000			
3-RENT8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-RENT9	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-RENT10	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
3-RENT11	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-RENT12	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,963	1,000	1,000			
3-RENT13	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,260	1,000			
3-RENT14	0,000	0,000	1,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
3-RENT15	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
3-RENT16	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-RENT17	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-RENT18	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-RENT19	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,688	1,000	1,000			
3-RENT20	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			

Métodos bayesianos y MCMC: Probabilidades a posteriori
Tabla 4.49 (II)

	$y[i] \sim \text{Normal}(\mu, \sigma)$			$y[i] \sim \text{Dist.Logist.}(\mu, \sigma)$			$y[i] \sim \text{Bernoulli}(p)$			$y[i]_{trunc} \sim \text{Normal}(p, 1)$		
	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3	Alt. 1	Alt. 2	Alt. 3
3-RES1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
3-RES2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000			
3-RES4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
3-RES5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000			
3-END1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,147	0,000	1,000			
3-END2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,702	1,000			
3-DIM1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-DIM2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	1,000			
3-DIM3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,211	0,000	1,000			
3-IND1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	0,000			
3-IND3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000			
3-IND5	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000			
3-IND6	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-IND7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	1,000			
3-IND8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000	0,865	1,000			
Error	0,260	0,256	0,263	0,198	0,240	0,265	0,181	0,134	0,092			

Fuente: Elaboración propia.

Notas: - El error hace referencia al error medio absoluto respecto a las 5 iteraciones ejecutadas.
 - Alt. 1=(DELLAPORTAS *et al.* 1999); Alt. 2= (GEORGE y McCULLOCH, 1993); Alt. 3=(NTZOUFRAS, 1999).

Métodos bayesianos y MCMC: Probabilidades a posteriori

Tabla 4.49 (y III)

De acuerdo con la tabla anterior, las distintas combinaciones de modelos y priores generan diferentes modelos de variables potencialmente explicativas, con distintos niveles de error asociado, resultando no computable la alternativa probit. En este punto, destaca particularmente el desempeño obtenido con la distribución de Bernoulli y los priores de NTZOUFRAS (1999), que genera un error medio observado del orden del 9%.

A partir de los resultados previos, resultaría posible llevar a cabo una selección de atributos exógenos para cada modelo mediante la selección de un punto de corte adecuado respecto a su significación. Así, considerando el nivel mínimo de 0,5 se eliminarían del conjunto final de variables los atributos recogidos en la Tabla 4.50.

En este sentido, cabe destacar el modelo de Bernoulli según los priores de DELLAPORTAS *et al.* (1999), que obtiene un desempeño bastante eficaz (error medio próximo al 18%) con un número mínimo de variables significativas (51 de las 141 inicialmente consideradas, 36% del total). Por su parte, la aplicación de los priores propuestos por GEORGE y McCULLOCH (1993) reduce el error hasta el 13%, seleccionando 55 atributos relevantes (39% del total).

Si se considera como relevante a aquel atributo presente en al menos uno de los modelos desarrollados, los modelos bayesianos únicamente permiten eliminar una variable exógena (LIQ8). Ahora bien, si se aplica la regla del 50%, de forma que sólo se consideran relevantes aquellas características incluidas en, al menos, la mitad de los modelos formulados, pueden eliminarse 15 variables iniciales (10,64% del total), relacionadas con ratios de liquidez (LIQ4, LIQ8, LIQ9, LIQ10, 2-LIQ9, 2-LIQ10, 3-LIQ9), rentabilidad (RENT3, RENT7, RENT16, 2-RENT3, 3-RENT3) y, en menor medida, dimensión (DIM3) e industria (IND5, IND6).

De esta forma, la aplicación de modelos bayesianos reduce ligeramente el número de atributos significativos, si bien permite obtener un ranking ponderado de éstos atendiendo a su probabilidad relativa de inclusión en el modelo explicativo final.

	$\beta[j] \sim N(bprior[j], tprior[j])$	Variables eliminadas	Error medio observado
$y[j] \sim \text{Normal}(\mu_j, \sigma)$	Alternativa 1	LIQ8, LIQ9, LIQ10, RENT3, RENT5, RENT7, RENT14, DIM3, IND5, IND6, 2-LIQ9, 2-LIQ10, 2-RENT3, 2-RENT14, 2-DIM2, 2-IND6, 3-EXP3, 3-LIQ4, 3-LIQ9, 3-LIQ10, 3-RENT3, 3-RENT14, 3-IND6	0,260
	Alternativa 2	LIQ8, LIQ9, LIQ10, RENT3, RENT5, RENT7, RENT14, END1, DIM3, IND5, IND6, 2-LIQ9, 2-LIQ10, 2-RENT3, 2-RENT14, 2-DIM2, 2-IND6, 3-EXP3, 3-LIQ4, 3-LIQ9, 3-LIQ10, 3-RENT3, 3-RENT14, 3-RENT16, 3-IND6	0,256
	Alternativa 3	LIQ1, LIQ4, LIQ8, LIQ9, LIQ10, RENT3, RENT7, RENT16, IND5, 2-LIQ9, 2-RENT3, 3-LIQ9, 3-RENT3	0,263
$y[j] \sim \text{Dist.Logist.}(\mu_j, \sigma)$	Alternativa 1	EXP6, LIQ4, LIQ8, LIQ9, RENT3, RENT14, RENT18, END2, IND6, 2-EXP5, 2-RENT20, 3-RENT6, 3-RENT14	0,198
	Alternativa 2	EXP4, LIQ8, LIQ9, LIQ10, RENT3, RENT16, IND5, 2-LIQ9, 2-LIQ10, 2-RENT3, 2-RENT16, 2-DIM3, 2-IND3, 3-LIQ9, 3-LIQ10, 3-RENT3, 3-RENT12, 3-RENT13, 3-RENT16	0,240
	Alternativa 3	LIQ8, LIQ9, LIQ10, RENT3, RENT16, IND5, IND6, 2-LIQ9, 2-RENT3, 3-LIQ9, 3-RENT3	0,265
$y[j] \sim \text{Bernoulli}(\rho_j)$	Alternativa 1	EXP1, EXP4, EXP5, EXP6, EXP7, EXP8, REA1, LIQ1, LIQ2, LIQ4, LIQ8, LIQ9, LIQ10, RENT3, RENT8, RENT9, RENT12, RENT13, RENT14, RENT15, RENT16, RENT17, RENT18, RENT19, RENT20, RES1, RES2, RES4, RES5, RES7, END1, DIM3, IND1, IND5, 2-EXP1, 2-EXP3, 2-EXP4, 2-EXP5, 2-EXP6, 2-REA1, 2-REA2, 2-LIQ1, 2-LIQ2, 2-LIQ3, 2-LIQ4, 2-LIQ9, 2-LIQ10, 2-RENT1, 2-RENT3, 2-RENT7, 2-RENT9, 2-RENT15, 2-RENT17, 2-RENT20, 2-RES1, 2-RES2, 2-RES4, 2-RES5, 2-RES7, 2-END1, 2-DIM1, 2-DIM3, 2-IND1, 2-IND3, 2-IND5, 2-IND7, 2-IND8, 3-EXP1, 3-REA1, 3-REA2, 3-LIQ1, 3-LIQ2, 3-LIQ3, 3-LIQ4, 3-LIQ9, 3-LIQ10, 3-RENT1, 3-RENT3, 3-RENT8, 3-RENT16, 3-RENT17, 3-RES1, 3-RES4, 3-END1, 3-DIM2, 3-DIM3, 3-IND1, 3-IND3, 3-IND5, 3-IND8	0,181
	Alternativa 2	EXP1, EXP4, EXP8, REA1, REA2, LIQ1, LIQ2, LIQ3, LIQ4, LIQ8, LIQ9, RENT1, RENT3, RENT7, RENT8, RENT10, RENT12, RENT13, RENT15, RENT16, RENT17, RENT18, RENT19, RES1, RES4, END1, END2, DIM1, DIM2, DIM3, IND6, 2-EXP1, 2-EXP3, 2-REA1, 2-REA2, 2-LIQ1, 2-LIQ2, 2-LIQ3, 2-LIQ9, 2-LIQ10, 2-RENT3, 2-RENT5, 2-RENT9, 2-RENT11, 2-RENT14, 2-RENT15, 2-RENT16, 2-RENT18, 2-RENT19, 2-RES1, 2-RES4, 2-RES7, 2-END1, 2-END2, 2-DIM1, 2-DIM3, 2-IND3, 2-IND5, 2-IND6, 2-IND2, 3-EXP2, 3-EXP3, 3-EXP4, 3-REA1, 3-REA2, 3-LIQ1, 3-LIQ2, 3-LIQ3, 3-LIQ9, 3-RENT1, 3-RENT3, 3-RENT6, 3-RENT8, 3-RENT9, 3-RENT11, 3-RENT13, 3-RENT16, 3-RENT17, 3-RES5, 3-END1, 3-DIM1, 3-DIM2, 3-DIM3, 3-IND5, 3-IND6, 3-IND7	0,134
	Alternativa 3	EXP7, REA1, LIQ3, LIQ4, LIQ8, LIQ10, RENT20, RES5, RES7, IND6, 2-EXP1, 2-EXP3, 2-RENT6, 2-RENT17, 2-IND8, 3-LIQ3, 3-LIQ4, 3-RENT5, 3-RES5, 3-IND1, 3-IND5	0,092
$y[j]_{trunc} \sim \text{Normal}(\rho_j, 1)$	Alternativa 1	<i>No Computable</i>	No Computable
	Alternativa 2		
	Alternativa 3		

Fuente: Elaboración propia. WinBUGS®.

Nota: Alt. 1=(DELLAPORTAS *et al.* 1999); Alt. 2= (GEORGE y McCULLOCH, 1993); Alt. 3=(NTZOUFRAS, 1999) .

Métodos bayesianos y MCMC: Eliminación de variables exógenas

Tabla 4.50

4.4.2.4. Empleo de métodos basados en Aprendizaje-Máquina

Al objeto de completar el proceso de selección de variables exógenas, se ha llevado a cabo la aplicación de distintas técnicas basadas en Aprendizaje Máquina,

paradigma de la Inteligencia Artificial que simula mediante cálculos computacionales diferentes procesos de aprendizaje “inteligente”.

La diversidad de modelos en este ámbito hace preciso seleccionar los algoritmos más adecuados para la caracterización del problema clasificatorio multiclase objeto de análisis. Así, se ha optado por las siguientes metodologías: (1) Relief-F (método “filter”); (2) WACSA (método “filter” ajustado por las correlaciones entre variables); (3) OBS y (4) unidades no contributivas (las dos últimas, técnicas basadas en RNAs que incorporan esquemas tipo “embedded”)⁶⁴.

De nuevo, la elevada multicolinealidad presente en los datos puede generar cierta distorsión en el algoritmo Relief-F, que en estos casos tiende a seleccionar un elevado número de atributos significativos. Por el contrario, la técnica WACSA reduce significativamente este inconveniente, mientras que los modelos basados en RNAs suelen presentar también comportamientos robustos.

4.4.2.4.1. Algoritmo Relief

Por lo que respecta al algoritmo Relief, la existencia de múltiples clases de diferentes tamaños ha llevado a aplicar la variante Relief-F, que garantiza la participación de todas las categorías en la determinación de los atributos relevantes.

Por su parte, para la determinación del número de vecinos significativos, se utiliza la variante RRelief, que considera el máximo posible para cada categoría, de forma que todos los datos disponibles intervienen en la solución.

Asimismo se realiza un total de 257 iteraciones sin repetición, por lo que todos los individuos son considerados por el algoritmo.

Los resultados obtenidos se recogen en la Tabla 4.51, donde se incluyen los pesos vinculados con la importancia relativa de cada variable (previamente normalizadas para evitar sesgos de escala).

⁶⁴ Respecto a los modelos “wrapper”, las propuestas bayesianas previas, que combinan los fundamentos estadísticos con algoritmos de búsqueda basados en MCMC, constituyen representantes de este ámbito.

AÑO 1				AÑO 2				AÑO 3			
Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso
EXP1	0,015	RENT11	0,007	EXP1	0,017	RENT16	0,016	EXP1	0,013	RENT16	0,017
EXP2	0,019	RENT12	0,001	EXP2	0,017	RENT17	0,002	EXP2	0,013	RENT17	0,002
EXP3	0,025	RENT13	0,003	EXP3	0,027	RENT18	0,005	EXP3	0,016	RENT18	0,006
EXP4	0,034	RENT14	0,016	EXP4	0,028	RENT19	0,031	EXP4	0,016	RENT19	0,034
EXP5	0,001	RENT15	0,002	EXP5	0,002	RENT20	0,006	REA1	0,010	RENT20	0,006
EXP6	0,001	RENT16	0,013	EXP6	0,002	RES1	-0,001	REA2	0,010	RES1	-0,001
EXP7	0,000	RENT17	0,001	REA1	0,011	RES2	-0,001	LIQ1	0,018	RES2	-0,001
EXP8	0,000	RENT18	0,003	REA2	0,011	RES4	0,017	LIQ2	0,019	RES4	0,008
REA1	0,009	RENT19	0,028	LIQ1	0,028	RES5	0,017	LIQ3	0,004	RES5	0,008
REA2	0,009	RENT20	0,003	LIQ2	0,019	RES7	0,014	LIQ4	0,004	END1	0,010
LIQ1	0,021	RES1	0,001	LIQ3	0,005	END1	0,012	LIQ9	0,005	END2	0,006
LIQ2	0,019	RES2	0,001	LIQ4	0,005	END2	0,014	LIQ10	0,010	DIM1	0,014
LIQ3	0,003	RES4	0,014	LIQ9	0,004	DIM1	0,014	RENT1	0,005	DIM2	0,018
LIQ4	0,004	RES5	0,014	LIQ10	0,011	DIM2	0,031	RENT3	0,001	DIM3	0,018
LIQ8	0,000	RES7	0,013	RENT1	0,004	DIM3	0,017	RENT5	0,003	IND1	0,010
LIQ9	0,002	END1	0,011	RENT3	0,003	IND1	0,016	RENT6	0,018	IND3	0,011
LIQ10	0,007	END2	0,010	RENT5	-0,001	IND3	0,011	RENT7	0,018	IND5	0,002
RENT1	0,003	DIM1	0,016	RENT6	0,003	IND5	0,001	RENT8	0,018	IND6	0,005
RENT3	0,002	DIM2	0,031	RENT7	0,019	IND6	0,003	RENT9	0,018	IND7	0,000
RENT5	0,001	DIM3	0,018	RENT8	0,020	IND7	0,000	RENT10	0,017	IND8	0,005
RENT6	0,002	IND1	0,012	RENT9	0,020	IND8	0,008	RENT11	0,017		
RENT7	0,020	IND3	0,009	RENT10	0,013			RENT12	0,000		
RENT8	0,021	IND5	0,002	RENT11	0,013			RENT13	0,000		
RENT9	0,021	IND6	0,002	RENT14	0,019			RENT14	0,018		
RENT10	0,007	IND7	0,001	RENT15	0,003			RENT15	0,004		

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Algoritmo Relief-F: Pesos asociados a las variables

Tabla 4.51

Por lo que respecta al punto de corte adecuado para la determinación del conjunto de variables relevantes, se han aplicado las tres alternativas más habituales: valor 0.0; valor 0.1; y aquel peso que sea al menos dos o tres veces superior al siguiente, si bien al no existir ningún valor que cumpliera esta condición, se ha considerado un punto de corte “suavizado” (mayor diferencia entre los pesos presentes en el modelo). La Tabla 4.52 resume los resultados obtenidos en cada caso.

	Variables seleccionadas (pesos asociados)
Punto de corte: 0,0	Todas excepto LIQ8 (0,000), 2-RENT5 (-0,001), 2-RES1 (-0,001), 2-RES2 (-0,001), 3-RENT12 (0,000), 3-RENT13 (0,000), 3-RES1 (-0,001) y 3-RES2 (-0,001).
Punto de corte: 0,1	Ninguna. Las más próximas son EXP4 (0,034) y 3-RENT19 (0,034).
Punto de corte “suavizado”	Todas excepto EXP7 (0,000), EXP8 (0,000), 2-IND7 (0,000), 3-IND7 (0,000), 2-RENT5 (-0,001), 3-RENT12 (0,000), 3-RENT13 (0,000), LIQ8 (0,000), 2-RES1 (-0,001), 2-RES2 (-0,001), 3-RES1 (-0,001), 3-RES2 (-0,001). Punto de corte: 1,756

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Algoritmo Relief-F: Selección de variables exógenas

Tabla 4.52

A la vista de los resultados obtenidos, parece evidente que las reglas “0,0” y “0,1” no permiten obtener resultados adecuados, pues o bien apenas eliminan variables o bien no seleccionan ninguna.

Por su parte, la aplicación del punto de corte suavizado mejora ligeramente los resultados previos, aunque sólo se consideran como irrelevantes a 12 variables, por lo que admite el 91,49% de las variables presentadas al modelo.

Por otro lado, si se comparan los resultados obtenidos mediante Relief-F con los conseguidos mediante las técnicas estadísticas puede observarse lo siguiente:

✓ El algoritmo Relief-F considera como relevantes el 92,86% de las variantes identificadas como significativas por el modelo ACC (considerando el cociente más significativo para cada factor). Por lo que respecta a los dos ratios restantes (3-RES1 y 3-RES2), Relief-F les excluye pero selecciona ratios altamente relacionados con ellos.

✓ Todas las variables consideradas como relevantes por el algoritmo Relief-F aparecen identificadas como relevantes por al menos un modelo bayesiano. No obstante, Relief-F identifica más variables irrelevantes que los modelos MCMC.

✓ Todos los modelos analizados hasta el momento coinciden en calificar al atributo LIQ8 como irrelevante, por lo que el cociente “activo líquido ajustado / activo total ajustado” a corto plazo no parece incidir significativamente en la calificación crediticia de las entidades aseguradoras.

4.4.2.4.2. Algoritmo WACSA

La aplicación del algoritmo WACSA (“*Weighted Adjusted-Correlation using Simulated Annealing algorithm*”) permite combinar un proceso eficaz de búsqueda de variables relevantes, basado en Enfriamiento Simulado, con una función de evaluación basada en el k -vecino más cercano, similar a la utilizada por los algoritmos Relief-F y EUBAFEs. El resultado es la obtención para cada atributo de un peso específico en el intervalo $[0,1]$, representativo de su utilidad para la resolución del problema.

Asimismo, el algoritmo WACSA toma en consideración la correlación bivariada existente entre los atributos potencialmente explicativos, penalizando la selección final de variables con elevada multicolinealidad. De esta forma, pueden considerarse pesos no penalizados, o penalizados según tres factores diferentes: $(1 - \text{correlación}_{media})$, $[1 - (\text{correlación}_{media})^2]$ y $\frac{1 - \text{correlación}_{media}}{1 - (\text{correlación}_{media})^2}$.

Finalmente, al objeto de evitar la selección de un número excesivamente reducido de atributos exógenos, resulta posible establecer distintos términos de penalización respecto al total de atributos, siendo habitual el parámetro “ $(\text{porcentaje\_pesos}_{1-\alpha}) / (1-\alpha)$ ”, para $\alpha=0,1$.

Por lo que respecta a la aplicación específica del algoritmo WACSA para el análisis del rating de entidades aseguradoras, se han ejecutado 10 iteraciones para cada modelo, al objeto de evitar posibles sesgos en los resultados derivados del punto de partida del algoritmo, al tiempo que se consigue analizar una mayor extensión del espacio de búsqueda. Cada ejecución consta de 50 cadenas de Markov de longitud 242 (factor multiplicador=2 respecto al número de variables explicativas), aplicándose para el proceso de selección el criterio de Metrópolis y el algoritmo de enfriamiento exponencial, con un parámetro $k=0,9$. El radio de búsqueda se ha establecido en 0,5 para facilitar la exploración del conjunto del espacio muestral.

Los resultados obtenidos para cada alternativa se resumen en la Tabla 4.53, donde se recogen los pesos medios observados para los 10 mejores modelos del total de iteraciones y cadenas, ponderados según su desempeño respecto a resultados no penalizados.

Correl.	Sin correlación		Correl.	Sin correlación		Correl.	Sin correlación	
Pesos	Sin penal.	Con penal.	Pesos	Sin penal.	Con penal.	Pesos	Sin penal.	Con penal.
EXP1	0,00000	0,00393	IND5	0,00000	0,00393	2-IND7	0,00199	0,00393
EXP2	0,00000	0,00393	IND6	0,00000	0,00393	2-IND8	0,00000	0,00393
EXP3	0,00212	0,00393	IND7	0,00000	0,00393	3-EXP1	0,00000	0,00393
EXP4	0,00459	0,00393	2-EXP1	0,00000	0,00393	3-EXP2	0,00000	0,00393
EXP5	0,00000	0,00393	2-EXP2	0,00000	0,00393	3-EXP3	0,00000	0,00393
EXP6	0,00000	0,00393	2-EXP3	0,00000	0,00393	3-EXP4	0,00014	0,00393
EXP7	0,00000	0,00393	2-EXP4	0,00000	0,00393	3-REA1	0,01091*	0,00393
EXP8	0,00000	0,00393	2-EXP5	0,00000	0,03604*	3-REA2	0,00246	0,00393
REA1	0,00000	0,00393	2-EXP6	0,00001	0,00393	3-LIQ1	0,00000	0,00393
REA2	0,00000	0,00393	2-REA1	0,03490*	0,00393	3-LIQ2	0,00049	0,00393
LIQ1	0,00000	0,00393	2-REA2	0,03398*	0,00393	3-LIQ3	0,00000	0,00393
LIQ2	0,00076	0,01656*	2-LIQ1	0,80292*	0,00393	3-LIQ4	0,00000	0,00393
LIQ3	0,00000	0,00393	2-LIQ2	0,00423	0,00393	3-LIQ9	0,00000	0,00393
LIQ4	0,00000	0,00393	2-LIQ3	0,00000	0,00393	3-LIQ10	0,00000	0,00393
LIQ8	0,00028	0,00393	2-LIQ4	0,00000	0,00393	3-RENT1	0,00000	0,00393
LIQ9	0,00000	0,00393	2-LIQ9	0,00298	0,00393	3-RENT3	0,00009	0,02384*
LIQ10	0,00000	0,00393	2-LIQ10	0,00000	0,00393	3-RENT5	0,00000	0,00393
RENT1	0,00000	0,00393	2-RENT1	0,00000	0,00393	3-RENT6	0,00000	0,00393
RENT3	0,00000	0,00393	2-RENT3	0,00000	0,00393	3-RENT7	0,00000	0,00393
RENT5	0,00000	0,00393	2-RENT5	0,00000	0,00393	3-RENT8	0,00000	0,00393
RENT6	0,00000	0,07588*	2-RENT6	0,00000	0,00393	3-RENT9	0,00000	0,00393
RENT7	0,00000	0,00393	2-RENT7	0,00000	0,00393	3-RENT10	0,00000	0,00393
RENT8	0,00000	0,00393	2-RENT8	0,00000	0,00393	3-RENT11	0,00000	0,00393
RENT9	0,00000	0,00393	2-RENT9	0,00000	0,00393	3-RENT12	0,00000	0,00393
RENT10	0,00000	0,00393	2-RENT10	0,00001	0,00393	3-RENT13	0,00000	0,00393
RENT11	0,00001	0,00393	2-RENT11	0,00000	0,00393	3-RENT14	0,00009	0,00393
RENT12	0,00000	0,00393	2-RENT14	0,00001	0,00393	3-RENT15	0,00000	0,00393
RENT13	0,00000	0,00393	2-RENT15	0,00001	0,00393	3-RENT16	0,00000	0,00393
RENT14	0,00000	0,00393	2-RENT16	0,00000	0,00393	3-RENT17	0,00000	0,00393
RENT15	0,00000	0,00393	2-RENT17	0,00000	0,00393	3-RENT18	0,00001	0,00393
RENT16	0,00000	0,00393	2-RENT18	0,00000	0,00393	3-RENT19	0,00000	0,00393
RENT17	0,00000	0,00393	2-RENT19	0,00487	0,21948*	3-RENT20	0,00000	0,00393
RENT18	0,00004	0,00393	2-RENT20	0,00001	0,00393	3-RES1	0,00000	0,06395*
RENT19	0,00081	0,00393	2-RES1	0,00000	0,01505*	3-RES2	0,00000	0,00393
RENT20	0,00000	0,00393	2-RES2	0,00000	0,00393	3-RES4	0,00000	0,00393
RES1	0,00000	0,00393	2-RES4	0,00000	0,00393	3-RES5	0,00273	0,00393
RES2	0,00000	0,00393	2-RES5	0,00000	0,00393	3-END1	0,00005	0,00393
RES4	0,00000	0,00393	2-RES7	0,00000	0,00393	3-END2	0,00015	0,00393
RES5	0,00000	0,00393	2-END1	0,00000	0,00393	3-DIM1	0,00000	0,00393
RES7	0,00017	0,00393	2-END2	0,00000	0,00393	3-DIM2	0,00031	0,00393
END1	0,00000	0,00393	2-DIM1	0,00000	0,00393	3-DIM3	0,00069	0,00393
END2	0,00009	0,00393	2-DIM2	0,00075	0,00393	3-IND1	0,00000	0,00393
DIM1	0,00002	0,02682*	2-DIM3	0,00000	0,00393	3-IND3	0,00202	0,00393
DIM2	0,07270*	0,00393	2-IND1	0,00000	0,00393	3-IND5	0,00000	0,00393
DIM3	0,00000	0,00393	2-IND3	0,01043*	0,00393	3-IND6	0,00089	0,00393
IND1	0,00026	0,00393	2-IND5	0,00000	0,00393	3-IND7	0,00000	0,00393
IND3	0,00002	0,00393	2-IND6	0,00000	0,00393	3-IND8	0,00000	0,00393
Desemp. medio	0,01829	0,00643	Desemp. medio	0,01829	0,00643	Desemp. medio	0,01829	0,00643

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: En negrita y cursiva los ratios seleccionados utilizando $\lambda=0,01$.

Se señalan con un asterisco (*) los ratios seleccionados utilizando la regla "x2/x3".

Aplicación del algoritmo WACSA para la selección de variables

Tabla 4.53 (I)

<i>Correl.</i>	<i>1-correlación_{media}</i>		<i>Correl.</i>	<i>1-correlación_{media}</i>		<i>Correl.</i>	<i>1-correlación_{media}</i>	
<i>Pesos</i>	<i>Sin penal.</i>	<i>Con penal.</i>	<i>Pesos</i>	<i>Sin penal.</i>	<i>Con penal.</i>	<i>Pesos</i>	<i>Sin penal.</i>	<i>Con penal.</i>
EXP1	0,00000	0,00474	IND5	0,00000	0,00485	2-IND7	0,00000	0,00436
EXP2	0,00000	0,00451	IND6	0,00000	0,10348*	2-IND8	0,00000	0,00433
EXP3	0,00776	0,01187*	IND7	0,00000	0,00451	3-EXP1	0,00000	0,00381
EXP4	0,01113	0,00446	2-EXP1	0,00019	0,00362	3-EXP2	0,00000	0,00378
EXP5	0,00012	0,00436	2-EXP2	0,00000	0,00357	3-EXP3	0,00000	0,00396
EXP6	0,00000	0,00444	2-EXP3	0,00000	0,00366	3-EXP4	0,00000	0,00393
EXP7	0,00000	0,00438	2-EXP4	0,00024	0,00362	3-REA1	0,00599	0,00441
EXP8	0,00000	0,00450	2-EXP5	0,00000	0,00486	3-REA2	0,00005	0,00438
REA1	0,00003	0,00472	2-EXP6	0,00000	0,00480	3-LIQ1	0,00115	0,00441
REA2	0,00054	0,00507	2-REA1	0,03850*	0,00445	3-LIQ2	0,00006	0,00454
LIQ1	0,00171	0,00477	2-REA2	0,01298	0,00440	3-LIQ3	0,00000	0,00407
LIQ2	0,00113	0,00497	2-LIQ1	0,87420*	0,00428	3-LIQ4	0,00000	0,00445
LIQ3	0,00000	0,00488	2-LIQ2	0,00252	0,00454	3-LIQ9	0,00000	0,00497
LIQ4	0,00010	0,00478	2-LIQ3	0,00000	0,00415	3-LIQ10	0,00005	0,00470
LIQ8	0,00001	0,00448	2-LIQ4	0,00000	0,00445	3-RENT1	0,00000	0,00473
LIQ9	0,00000	0,00425	2-LIQ9	0,00000	0,00498	3-RENT3	0,00000	0,00484
LIQ10	0,00000	0,00427	2-LIQ10	0,00000	0,00470	3-RENT5	0,00000	0,00438
RENT1	0,00000	0,02897*	2-RENT1	0,00000	0,00480	3-RENT6	0,00000	0,00426
RENT3	0,00000	0,00448	2-RENT3	0,00000	0,00465	3-RENT7	0,00000	0,00429
RENT5	0,00000	0,00439	2-RENT5	0,00016	0,00441	3-RENT8	0,00000	0,00434
RENT6	0,00004	0,00517	2-RENT6	0,00000	0,00435	3-RENT9	0,00000	0,00431
RENT7	0,00000	0,00507	2-RENT7	0,00001	0,00431	3-RENT10	0,00029	0,00438
RENT8	0,00000	0,00406	2-RENT8	0,00005	0,00437	3-RENT11	0,00000	0,00435
RENT9	0,00000	0,00493	2-RENT9	0,00057	0,00433	3-RENT12	0,00072	0,00550
RENT10	0,00000	0,00430	2-RENT10	0,00000	0,00444	3-RENT13	0,00000	0,00543
RENT11	0,00001	0,00447	2-RENT11	0,00000	0,00440	3-RENT14	0,00008	0,00434
RENT12	0,00000	0,00404	2-RENT14	0,00004	0,00430	3-RENT15	0,00000	0,00408
RENT13	0,00000	0,00414	2-RENT15	0,00000	0,00481	3-RENT16	0,00000	0,00415
RENT14	0,00000	0,00466	2-RENT16	0,00000	0,00422	3-RENT17	0,00000	0,00426
RENT15	0,00000	0,00457	2-RENT17	0,00000	0,00439	3-RENT18	0,00050	0,12257*
RENT16	0,00000	0,00450	2-RENT18	0,00000	0,00410	3-RENT19	0,00001	0,00412
RENT17	0,00000	0,00423	2-RENT19	0,00866	0,00411	3-RENT20	0,00000	0,00457
RENT18	0,00000	0,00417	2-RENT20	0,00000	0,00456	3-RES1	0,00011	0,00424
RENT19	0,00074	0,00428	2-RES1	0,00000	0,00425	3-RES2	0,00000	0,00422
RENT20	0,00000	0,02413*	2-RES2	0,00001	0,00421	3-RES4	0,00000	0,00422
RES1	0,00000	0,00430	2-RES4	0,00000	0,00401	3-RES5	0,00000	0,00420
RES2	0,00000	0,09893*	2-RES5	0,00000	0,00397	3-END1	0,00000	0,00416
RES4	0,00000	0,00460	2-RES7	0,00000	0,00411	3-END2	0,00000	0,00443
RES5	0,00444	0,00473	2-END1	0,00205	0,00415	3-DIM1	0,00015	0,00463
RES7	0,00000	0,00408	2-END2	0,00000	0,01932*	3-DIM2	0,00000	0,00457
END1	0,00000	0,00456	2-DIM1	0,00000	0,00463	3-DIM3	0,00000	0,00474
END2	0,00000	0,00474	2-DIM2	0,00201	0,00459	3-IND1	0,00000	0,00400
DIM1	0,00000	0,00451	2-DIM3	0,00000	0,00473	3-IND3	0,00086	0,00448
DIM2	0,01541	0,01187*	2-IND1	0,00300	0,00396	3-IND5	0,00000	0,00546
DIM3	0,00000	0,00446	2-IND3	0,00000	0,00450	3-IND6	0,00000	0,00487
IND1	0,00125	0,00436	2-IND5	0,00000	0,00548	3-IND7	0,00000	0,00428
IND3	0,00000	0,00444	2-IND6	0,00000	0,00477	3-IND8	0,00037	0,00431
Desemp. medio	0,01849	0,00500	Desemp. medio	0,01849	0,00500	Desemp. medio	0,01849	0,00500

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: En negrita y cursiva los ratios seleccionados utilizando $\lambda=0,01$.

Se señalan con un asterisco (*) los ratios seleccionados utilizando la regla "x2/x3".

Aplicación del algoritmo WACSA para la selección de variables

Tabla 4.53 (II)

Correl.	[1-(correlación _{media}) ²]		Correl.	[1-(correlación _{media}) ²]		Correl.	[1-(correlación _{media}) ²]	
Pesos	Sin penal.	Con penal.	Pesos	Sin penal.	Con penal.	Pesos	Sin penal.	Con penal.
EXP1	0,00186	0,00194	IND5	0,00000	0,00412	2-IND7	0,00000	0,00160
EXP2	0,00075	0,00119	IND6	0,00000	0,00246	2-IND8	0,00000	0,00363
EXP3	0,00355	0,00173	IND7	0,00000	0,00166	3-EXP1	0,00000	0,00144
EXP4	0,00246	0,01023	2-EXP1	0,00001	0,00144	3-EXP2	0,00071	0,00215
EXP5	0,00000	0,00213	2-EXP2	0,00000	0,00142	3-EXP3	0,00002	0,00179
EXP6	0,00046	0,00186	2-EXP3	0,00000	0,00507	3-EXP4	0,00000	0,00179
EXP7	0,00001	0,00178	2-EXP4	0,00000	0,05107	3-REA1	0,00011	0,00469
EXP8	0,00000	0,00163	2-EXP5	0,00000	0,02222	3-REA2	0,04811*	0,11310*
REA1	0,00758	0,00087	2-EXP6	0,00000	0,00183	3-LIQ1	0,00004	0,00629
REA2	0,00527	0,00079	2-REA1	0,16227*	0,00107	3-LIQ2	0,00008	0,01610
LIQ1	0,00006	0,00240	2-REA2	0,48951*	0,03310	3-LIQ3	0,00021	0,00432
LIQ2	0,00073	0,01032	2-LIQ1	0,17190*	0,01061	3-LIQ4	0,00000	0,00213
LIQ3	0,00000	0,00226	2-LIQ2	0,00103	0,00197	3-LIQ9	0,00000	0,00216
LIQ4	0,00000	0,00258	2-LIQ3	0,00027	0,00158	3-LIQ10	0,00000	0,00215
LIQ8	0,00000	0,00236	2-LIQ4	0,00000	0,00205	3-RENT1	0,00000	0,00201
LIQ9	0,00000	0,02104	2-LIQ9	0,00000	0,00397	3-RENT3	0,00000	0,00219
LIQ10	0,00000	0,00220	2-LIQ10	0,00000	0,00218	3-RENT5	0,00000	0,00155
RENT1	0,00000	0,00218	2-RENT1	0,00000	0,00206	3-RENT6	0,00000	0,00151
RENT3	0,00000	0,00228	2-RENT3	0,00000	0,02068	3-RENT7	0,00030	0,00180
RENT5	0,00000	0,00169	2-RENT5	0,00000	0,00148	3-RENT8	0,00132	0,00370
RENT6	0,00040	0,00157	2-RENT6	0,00000	0,00226	3-RENT9	0,00000	0,00183
RENT7	0,00140	0,00198	2-RENT7	0,00000	0,00187	3-RENT10	0,00000	0,01052
RENT8	0,00011	0,00200	2-RENT8	0,00000	0,00969	3-RENT11	0,00001	0,00545
RENT9	0,00000	0,00193	2-RENT9	0,00000	0,00704	3-RENT12	0,00000	0,06249
RENT10	0,00000	0,00219	2-RENT10	0,00002	0,00204	3-RENT13	0,00000	0,00226
RENT11	0,00000	0,00218	2-RENT11	0,00006	0,00201	3-RENT14	0,00667	0,00182
RENT12	0,00000	0,00237	2-RENT14	0,00000	0,01718	3-RENT15	0,00000	0,00209
RENT13	0,00000	0,00224	2-RENT15	0,00000	0,00592	3-RENT16	0,00000	0,00348
RENT14	0,00000	0,00185	2-RENT16	0,00000	0,00177	3-RENT17	0,00000	0,00161
RENT15	0,00000	0,00239	2-RENT17	0,00000	0,00172	3-RENT18	0,00000	0,00167
RENT16	0,00000	0,00194	2-RENT18	0,00000	0,00233	3-RENT19	0,00086	0,00197
RENT17	0,00000	0,01462	2-RENT19	0,00064	0,00178	3-RENT20	0,00000	0,00196
RENT18	0,00124	0,00154	2-RENT20	0,00000	0,00330	3-RES1	0,00000	0,00651
RENT19	0,00119	0,02809	2-RES1	0,00000	0,00145	3-RES2	0,00000	0,00149
RENT20	0,00000	0,01333	2-RES2	0,00218	0,00142	3-RES4	0,00000	0,00164
RES1	0,00005	0,00168	2-RES4	0,00025	0,00378	3-RES5	0,00021	0,00162
RES2	0,00146	0,00165	2-RES5	0,00007	0,00158	3-END1	0,00007	0,00867
RES4	0,00000	0,00181	2-RES7	0,00000	0,00165	3-END2	0,00000	0,00183
RES5	0,00058	0,00488	2-END1	0,00032	0,00977	3-DIM1	0,01217	0,00207
RES7	0,00003	0,01182	2-END2	0,00468	0,00172	3-DIM2	0,00360	0,01228
END1	0,00000	0,00187	2-DIM1	0,00000	0,00209	3-DIM3	0,00006	0,00195
END2	0,00000	0,00206	2-DIM2	0,00121	0,00708	3-IND1	0,00013	0,00153
DIM1	0,00000	0,00208	2-DIM3	0,00298	0,00189	3-IND3	0,00092	0,04060
DIM2	0,04081*	0,12270*	2-IND1	0,00411	0,02907	3-IND5	0,00000	0,00262
DIM3	0,00000	0,01698	2-IND3	0,00103	0,01072	3-IND6	0,00000	0,00240
IND1	0,00000	0,00166	2-IND5	0,00000	0,00264	3-IND7	0,01117	0,00210
IND3	0,00067	0,00672	2-IND6	0,00000	0,00238	3-IND8	0,00000	0,00172
Desemp. medio	0,01708	0,00873	Desemp. medio	0,01708	0,00873	Desemp. medio	0,01708	0,00873

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: En negrita y cursiva los ratios seleccionados utilizando $\lambda=0,01$.

Se señalan con un asterisco (*) los ratios seleccionados utilizando la regla "x2/x3".

Aplicación del algoritmo WACSA para la selección de variables Tabla 4.53 (III)

Correl.	$1 - \frac{\text{correlación}_{\text{media}}}{1 - (\text{correlación}_{\text{media}})^2}$		Correl.	$1 - \frac{\text{correlación}_{\text{media}}}{1 - (\text{correlación}_{\text{media}})^2}$		Correl.	$1 - \frac{\text{correlación}_{\text{media}}}{1 - (\text{correlación}_{\text{media}})^2}$	
Pesos	Sin penal.	Con penal.	Pesos	Sin penal.	Con penal.	Pesos	Sin penal.	Con penal.
EXP1	0,00000	0,00316	IND5	0,00013	0,00216	2-IND7	0,00005	0,00472
EXP2	0,00000	0,04575*	IND6	0,00012	0,00202	2-IND8	0,00016	0,00512
EXP3	0,00000	0,00540	IND7	0,00003	0,00207	3-EXP1	0,00000	0,00284
EXP4	0,00055	0,00525	2-EXP1	0,00007	0,00399	3-EXP2	0,00003	0,00285
EXP5	0,00010	0,00186	2-EXP2	0,00001	0,00319	3-EXP3	0,00000	0,00284
EXP6	0,00000	0,00196	2-EXP3	0,00002	0,00471	3-EXP4	0,00002	0,07033*
EXP7	0,00055	0,00202	2-EXP4	0,00014	0,03625*	3-REA1	0,00001	0,00204
EXP8	0,00006	0,00211	2-EXP5	0,00000	0,04412*	3-REA2	0,00005	0,00319
REA1	0,00110	0,00366	2-EXP6	0,00000	0,00199	3-LIQ1	0,00006	0,00248
REA2	0,00001	0,00217	2-REA1	0,00039	0,00201	3-LIQ2	0,00022	0,00761
LIQ1	0,00012	0,00313	2-REA2	0,00003	0,00202	3-LIQ3	0,00000	0,00258
LIQ2	0,00019	0,00360	2-LIQ1	0,00037	0,00825	3-LIQ4	0,00001	0,00228
LIQ3	0,00031	0,00251	2-LIQ2	0,00001	0,00404	3-LIQ9	0,00000	0,00210
LIQ4	0,00007	0,00228	2-LIQ3	0,00000	0,00259	3-LIQ10	0,00012	0,00204
LIQ8	0,00010	0,00205	2-LIQ4	0,00002	0,00231	3-RENT1	0,00019	0,01091
LIQ9	0,00000	0,00190	2-LIQ9	0,00006	0,00192	3-RENT3	0,00000	0,00206
LIQ10	0,00003	0,00200	2-LIQ10	0,00002	0,00203	3-RENT5	0,00008	0,00433
RENT1	0,00001	0,00252	2-RENT1	0,00010	0,00219	3-RENT6	0,00001	0,00231
RENT3	0,00003	0,00211	2-RENT3	0,00000	0,00225	3-RENT7	0,00008	0,00263
RENT5	0,00010	0,00201	2-RENT5	0,00001	0,00210	3-RENT8	0,00000	0,00251
RENT6	0,00001	0,00232	2-RENT6	0,00001	0,00230	3-RENT9	0,00014	0,00252
RENT7	0,00001	0,10918*	2-RENT7	0,00002	0,00283	3-RENT10	0,00002	0,00254
RENT8	0,00002	0,00575	2-RENT8	0,00000	0,00274	3-RENT11	0,00071	0,00256
RENT9	0,00011	0,00321	2-RENT9	0,00000	0,00511	3-RENT12	0,00001	0,00175
RENT10	0,00001	0,00354	2-RENT10	0,00005	0,00259	3-RENT13	0,00001	0,00177
RENT11	0,00013	0,08264*	2-RENT11	0,00032	0,01105	3-RENT14	0,00006	0,00261
RENT12	0,00002	0,00184	2-RENT14	0,00000	0,02423	3-RENT15	0,00067	0,00213
RENT13	0,00003	0,00187	2-RENT15	0,00002	0,00208	3-RENT16	0,00004	0,00274
RENT14	0,00012	0,00398	2-RENT16	0,00010	0,00287	3-RENT17	0,00000	0,00230
RENT15	0,00000	0,00208	2-RENT17	0,00002	0,00225	3-RENT18	0,00001	0,00207
RENT16	0,00017	0,00316	2-RENT18	0,00021	0,00208	3-RENT19	0,00002	0,00288
RENT17	0,00005	0,00225	2-RENT19	0,00002	0,00468	3-RENT20	0,00044	0,00223
RENT18	0,00007	0,00411	2-RENT20	0,00026	0,00229	3-RES1	0,00006	0,00216
RENT19	0,00006	0,00342	2-RES1	0,00014	0,00215	3-RES2	0,00004	0,00217
RENT20	0,00001	0,00218	2-RES2	0,00000	0,00217	3-RES4	0,00003	0,00271
RES1	0,00000	0,00205	2-RES4	0,00001	0,00323	3-RES5	0,00004	0,00272
RES2	0,00000	0,00207	2-RES5	0,00011	0,12091*	3-END1	0,00000	0,00257
RES4	0,00000	0,00321	2-RES7	0,00018	0,00887	3-END2	0,00000	0,00246
RES5	0,00003	0,00327	2-END1	0,00000	0,02779*	3-DIM1	0,00021	0,00191
RES7	0,00002	0,02109	2-END2	0,00000	0,00293	3-DIM2	0,00000	0,00193
END1	0,00000	0,00261	2-DIM1	0,00001	0,00200	3-DIM3	0,00008	0,00412
END2	0,00011	0,00394	2-DIM2	0,00744*	0,01916	3-IND1	0,00010	0,00246
DIM1	0,00086	0,00237	2-DIM3	0,00004	0,00190	3-IND3	0,00001	0,00201
DIM2	0,97967*	0,00193	2-IND1	0,00001	0,01779	3-IND5	0,00027	0,00177
DIM3	0,00008	0,00189	2-IND3	0,00011	0,00858	3-IND6	0,00005	0,00221
IND1	0,00035	0,00231	2-IND5	0,00001	0,00175	3-IND7	0,00000	0,00214
IND3	0,00001	0,00193	2-IND6	0,00002	0,00204	3-IND8	0,00000	0,00254
Desemp. medio	0,01801	0,00719	Desemp. medio	0,01801	0,00719	Desemp. medio	0,01801	0,00719

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: En negrita y cursiva los ratios seleccionados utilizando $\lambda=0,01$.

Se señalan con un asterisco (*) los ratios seleccionados utilizando la regla "x2/x3".

Aplicación del algoritmo WACSA para la selección de variables Tabla 4.53 (y IV)

A partir de la tabla anterior se puede llevar a cabo la selección de los atributos más relevantes, siendo habitual la consideración de dos alternativas diferenciadas:

- El empleo de un punto de corte basado en un peso mínimo (generalmente, $\lambda=0.05$ o $\lambda=0.01$, alternativa seleccionada para este problema debido al elevado número inicial de variables exógenas). Esta opción permite seleccionar entre 1 y 22 atributos relevantes, demostrando la óptima capacidad del método WACSA para restringir significativamente el número de variables exógenas a considerar.
- La utilización de la regla “x2/x3”, que lleva a la selección de 6-8 variables (sin correlación), 2-8 variables (1-correlación), 2-5 variables $[1-(\text{correlación})^2]$ y 1-7 indicadores significativos $\left(\frac{1 - \text{correlación}_{media}}{1 - (\text{correlación}_{media})^2} \right)$.

En particular, destaca la significativa importancia de las variables DIM2, 2-LIQ1, 2-REA1 y 2-REA2, que obtienen pesos elevados para la mayoría de los modelos no penalizados; no obstante, si se considera un término de penalización el ratio 2-REA2 pierde su significación.

Si se lleva a cabo un análisis por grupos de variables, el ratio EXP4 resulta el indicador de exposición más significativo, tanto respecto al último año como a la media para dos (2-EXP4) y 3 (3-EXP4) años antes del rating. Por lo que respecta a los ratios de reaseguro, los indicadores 2-REA1 y 2-REA resultan parcialmente significativos, como se ha comentado. Considerando las variables de liquidez, además del ratio 2-LIQ1 cabe destacar la importancia del indicador LIQ2 (seleccionado en 2 de los 4 modelos analizados) y, en menor medida, del indicador LIQ9 (significativo para 1 modelo).

En cuanto a los ratios de rentabilidad, destaca la aportación realizada por los ratios RENT1, RENT6, RENT17, RENT19, RENT20, 2-RENT3, 2-RENT11, 2-RENT14, 2-RENT19, 3-RENT1, 3-RENT3, 3-RENT18 y 3-RENT20, aunque la mayoría sólo son significativos para uno de los modelos analizados. Por su parte, entre los ratios de reservas sólo destacan los indicadores RES2 y 2-RES5 (1 modelo cada uno), mientras que el indicador 2-END1 es el más significativo de los cocientes de endeudamiento.

Por último, las variables de dimensión presentan valores elevados para uno (DIM2, DIM3), dos (2-DIM2) y tres años antes de la calificación (3-DIM1, 3-DIM2), mientras que las variables relativas a la industria también son significativas para uno (IND6), dos (2-IND1, 2-IND3) y tres ejercicios contables previos al rating (3-IND3, 3IND7).

Cabe destacar que las variables seleccionadas resultan también significativas según el algoritmo Relief, así como respecto a la distribución normal y logística de los métodos bayesiano y MCMC; por el contrario, la distribución de Bernouilli del modelo MCMC resulta más restrictiva y rechaza muchos de los indicadores seleccionados mediante WACSA.

4.4.2.4.3. Redes neuronales artificiales

Finalmente, el proceso de selección de variables mediante el empleo de Técnicas de Inteligencia Artificial se ha completado con la aplicación de tres métodos basados en redes neuronales artificiales (RNAs):

- **“Unidades no contributivas”** (UNC), método de orden cero de tipo *“weight decay”* que, a partir de una red inicial de gran dimensión aplica un proceso de poda para quedarse únicamente con los nodos más relevantes. En este caso, se ha construido un modelo neuronal inicial con arquitectura 141 x 60 x 5, lo que supone un total de 42.365 parámetros (incluidos umbrales) que, evidentemente, resulta excesivo para el aprendizaje de 257 patrones. A partir de este modelo, se aplica el algoritmo UNC implementado en el Simulador Neuronal SNNS® v. 4.2 (*“Stuttgart Neural Network Simulator”*).
- **“Criterio de McNelis”**, método de primer orden basado en la aproximación analítica de la primera derivada de las neuronas de salida respecto de las de entrada. Para ello, se ha partido de una red tipo Perceptron Multicapa con aprendizaje *“backpropagation”* y arquitectura 141 x 26 x 5 tal que, mientras que el número final de neuronas de salida viene determinado por la naturaleza del problema (se han seleccionado tantos outputs como clases de salida), el total de neuronas ocultas, de tipo sigmoidal se ha establecido según la regla de la *“pirámide geométrica”*. Para su ejecución, se utiliza un software propio desarrollado en Visual Basic 6.0®.

Al existir cinco clases de salida se obtienen cinco aproximaciones a las derivadas de los inputs (una para cada *“output”*). En este punto, debe considerarse que las derivadas de las clases extremas (AA, B) resultan más representativas que las de las clases intermedias (A, BBB, BB). Así, las primeras informan de la capacidad de cada variable para separar las empresas más fuertes (AA) del resto más débil, o bien las más débiles (B) del resto más solvente. Por el contrario, las derivadas vinculadas con las clases intermedias informan de la capacidad de la red para separar una determinada categoría (por ejemplo, A), del resto de individuos, que pueden ser o bien más fuertes (AA) o más débiles (B, BB, BBB). De esta forma, el signo de la derivada dependerá de la proporción de individuos *“débiles”* y *“fuertes”* que quedan fuera de la categoría analizada, y no sólo de la influencia del propio atributo.

Ante esta situación, se ha optado por computar como derivada aproximada de cada variable la media aritmética de los valores obtenidos para la categoría más solvente (AA) y más crítica (B), previa multiplicación de este último valor por -1 para evitar neutralizar los resultados pues, de acuerdo con el razonamiento anterior, las derivadas de cada categoría deben presentar signos contrarios⁶⁵.

- **“Optimal Brain Surgeon”**, método de segundo orden que realiza la poda de la red mediante la aproximación de la matriz hessiana para el cómputo de la segunda derivada de la función de error respecto de cada variable. En este caso, se ha partido de la misma red que para el método UNC, utilizándose también el Simulador SNNS® como software base de implementación del modelo.

⁶⁵ Se ha comprobado que esta circunstancia se verifica en el 85,39% de las variables analizadas.

Cabe destacar que, en todos los casos, se llevan a cabo diez ejecuciones de cada uno de los algoritmos, reiniciándose la red con pesos aleatorios para cada iteración⁶⁶. Asimismo, la presentación de patrones al sistema ha seguido un proceso aleatorio ("*shuffle*") para evitar condicionar las salidas obtenidas por las RNAs.

Finalmente, el criterio de parada seguido para los algoritmos UNC y OBS ha sido la consecución de un error máximo del 5%, o bien de un incremento máximo del error como consecuencia de la poda del 10%. Por lo que respecta al criterio de McNelis, se ha establecido como criterio de parada la obtención de un error cuadrático máximo del 1% lo que, si bien podría dar lugar a sobreaprendizaje si la red se aplicara directamente a tareas de predicción, en el caso de selección de variables garantiza el ajuste del sistema a los casos presentados.

La Tabla 4.54 resume los resultados medios conseguidos para las tres alternativas, incluyendo para cada variable la importancia media obtenida, la desviación típica observada y el error cuadrático medio ponderado cometido por la red final. La importancia de cada atributo se ha determinado según su presencia o no en la red y de acuerdo con sus pesos asociados según la técnica "*Heuristic for Variable Selection*" (HVS) (métodos UNC y OBS), o bien mediante la aproximación de la primera derivada según McNelis.

⁶⁶ Excepto en el caso del algoritmo OBS al observarse problemas de convergencia del sistema.

	UNC		Criterio de McNellis (*)		OBS		UNC		Criterio de McNellis (*)		OBS		UNC		Criterio de McNellis (*)		OBS	
	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.	Media	Desv. Tip.
EXP1	0,387	0,190	0,080	0,100	0,000	0,000	IND5	0,000	0,000	0,190	0,150	0,000	2-IND7	0,000	0,190	0,200	0,000	0,000
EXP2	0,000	0,000	-0,030	0,050	0,000	0,000	IND6	0,000	0,000	-0,490	0,590	0,000	2-IND8	0,124	-0,350	0,580	0,000	0,000
EXP3	0,000	0,000	0,080	0,230	0,000	0,000	IND7	0,000	0,000	0,100	0,140	0,000	3-EXP1	0,000	0,190	0,250	0,000	0,000
EXP4	0,000	0,000	-0,250	0,140	0,000	0,000	2-EXP1	0,000	0,000	-0,080	0,060	0,000	3-EXP2	0,000	0,110	0,140	0,000	0,000
EXP5	0,000	0,000	0,440	0,690	0,000	0,000	2-EXP2	0,000	0,000	-0,080	0,110	0,000	3-EXP3	0,000	0,190	0,120	0,000	0,000
EXP6	0,000	0,000	0,480	0,720	0,000	0,000	2-EXP3	0,000	0,000	0,030	0,220	0,000	3-EXP4	0,000	0,150	0,100	0,000	0,000
EXP7	0,000	0,000	-0,060	1,250	0,000	0,000	2-EXP4	0,000	0,000	-0,060	0,100	0,000	3-REA1	0,000	-0,570	0,650	0,000	0,000
EXP8	0,000	0,000	0,030	1,010	0,000	0,000	2-EXP5	0,000	0,000	-0,500	0,540	0,000	3-REA2	0,000	-0,570	0,650	0,000	0,000
REA1	0,346	0,065	0,250	0,210	0,000	0,000	2-EXP6	0,000	0,000	-0,520	0,530	0,000	3-LIQ1	0,093	-0,050	0,400	0,000	0,000
REA2	0,000	0,000	0,320	0,350	0,000	0,000	2-REA1	0,277	0,065	-0,170	0,480	0,000	3-LIQ2	0,000	0,160	0,820	0,000	0,000
LIQ1	0,164	0,293	-0,090	0,120	0,000	0,000	2-REA2	0,000	0,000	-0,170	0,500	0,196	3-LIQ3	0,000	-0,530	1,110	0,000	0,000
LIQ2	0,190	0,113	0,520	0,850	0,000	0,000	2-LIQ1	0,000	0,000	-0,260	0,420	0,000	3-LIQ4	0,000	0,340	0,440	0,000	0,000
LIQ3	0,309	0,148	-1,010	1,860	0,000	0,000	2-LIQ2	0,000	0,000	0,150	0,770	0,000	3-LIQ9	0,000	-0,610	0,660	0,000	0,000
LIQ4	0,000	0,000	0,030	0,950	0,000	0,000	2-LIQ3	0,000	0,000	-0,970	1,350	0,000	3-LIQ10	0,000	-1,460	1,460	0,000	0,000
LIQ8	0,000	0,000	-0,260	0,260	0,000	0,000	2-LIQ4	0,000	0,000	0,120	0,310	0,000	3-RENT1	0,000	-0,340	0,460	0,000	0,000
LIQ9	0,284	0,157	-0,410	0,760	0,000	0,000	2-LIQ9	0,000	0,000	0,100	0,510	0,000	3-RENT3	0,000	-0,410	0,830	0,000	0,000
LIQ10	0,194	0,173	-0,910	1,080	0,000	0,000	2-LIQ10	0,000	0,000	-1,590	1,510	0,046	3-RENT5	0,000	-0,060	0,050	0,000	0,000
RENT1	0,000	0,000	0,280	0,330	0,000	0,000	2-RENT1	0,000	0,000	-0,150	0,410	0,000	3-RENT6	0,000	-0,120	0,470	0,000	0,000
RENT3	0,000	0,000	0,330	0,710	0,000	0,000	2-RENT3	0,156	0,096	-0,300	1,050	0,000	3-RENT7	0,000	0,980	1,010	0,000	0,000
RENT5	0,000	0,000	0,180	0,320	0,000	0,000	2-RENT5	0,000	0,000	0,040	0,110	0,000	3-RENT8	0,000	1,100	1,090	0,000	0,000
RENT6	0,000	0,000	0,120	0,220	0,000	0,000	2-RENT6	0,000	0,000	0,010	0,510	0,000	3-RENT9	0,000	-1,050	1,110	0,000	0,000
RENT7	0,135	0,069	-0,170	0,440	0,824	0,000	2-RENT7	0,000	0,000	0,760	0,950	0,000	3-RENT10	0,000	1,040	0,990	0,507	0,000
RENT8	0,406	0,292	0,630	0,970	0,000	0,000	2-RENT8	0,000	0,000	1,170	1,250	0,444	3-RENT11	0,000	0,910	0,870	0,000	0,000
RENT9	0,108	0,231	-0,450	1,180	0,356	0,000	2-RENT9	0,000	0,000	-1,020	1,270	0,000	3-RENT12	0,000	-0,250	0,220	0,000	0,000
RENT10	0,000	0,000	0,110	0,360	0,000	0,000	2-RENT10	0,000	0,000	1,050	1,100	0,000	3-RENT13	0,000	-0,230	0,230	0,000	0,000
RENT11	0,000	0,000	0,110	0,320	0,000	0,000	2-RENT11	0,000	0,000	0,840	0,950	0,000	3-RENT14	0,000	0,510	0,450	0,000	0,000
RENT12	0,158	0,112	-0,250	1,180	0,000	0,000	2-RENT14	0,000	0,000	0,480	0,490	0,000	3-RENT15	0,000	0,190	0,220	0,000	0,000
RENT13	0,000	0,000	-0,690	0,740	0,000	0,000	2-RENT15	0,000	0,000	0,160	0,260	0,000	3-RENT16	0,000	0,960	0,900	0,000	0,000
RENT14	0,000	0,000	0,180	0,330	0,000	0,000	2-RENT16	0,000	0,000	0,940	1,010	0,051	3-RENT17	0,000	0,080	0,120	0,000	0,000
RENT15	0,000	0,000	-0,170	0,250	0,000	0,000	2-RENT17	0,000	0,000	0,080	0,200	0,000	3-RENT18	0,000	0,160	0,150	0,000	0,000
RENT16	0,000	0,000	0,150	0,560	0,000	0,000	2-RENT18	0,000	0,000	0,340	0,490	0,000	3-RENT19	0,000	0,920	0,950	0,000	0,000
RENT17	0,000	0,000	-0,210	0,330	0,000	0,000	2-RENT19	0,000	0,000	0,210	0,250	0,000	3-RENT20	0,000	0,480	0,510	0,000	0,000
RENT18	0,286	0,182	1,010	1,200	0,060	0,000	2-RENT20	0,000	0,000	0,250	0,530	0,000	3-RES1	0,000	-0,380	0,260	0,000	0,000
RENT19	0,228	0,111	-0,830	1,100	0,000	0,000	2-RES1	0,000	0,000	-0,370	0,410	0,000	3-RES2	0,000	-0,470	0,350	0,000	0,000
RENT20	0,000	0,000	-0,200	0,220	0,000	0,000	2-RES2	0,000	0,000	-0,490	0,450	0,000	3-RES4	0,000	0,020	0,310	0,000	0,000

Selección de variables exógenas: Métodos basados en RNAs

Tabla 4.54 (I)

	UNC			Criterio de McNellis (*)			OBS			UNC			Criterio de McNellis (*)			OBS			UNC			Criterio de McNellis (*)			OBS		
	Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.		Media	Desv. Tip.	
RES1	0,000	0,000		-0,060	0,100	0,000				0,000	0,000		-0,230	0,380	0,000				0,000	0,000		0,000	0,000		0,000	0,000	
RES2	0,000	0,000		0,110	0,470	0,000		2-RES4		0,000	0,000		-0,190	0,240	0,000		3-RES5		0,000	0,000		0,000	0,000		-0,690	0,910	0,000
RES4	0,000	0,000		0,120	0,210	0,000		2-RES5		0,000	0,000		0,040	0,760	0,000		3-END1		0,000	0,000		0,000	0,000		-0,070	0,150	0,000
RES5	0,000	0,000		0,010	0,310	0,000		2-RES7		0,000	0,000		-0,990	1,250	0,000		3-END2		0,000	0,000		0,000	0,000		0,150	0,230	0,000
RES7	0,000	0,000		0,430	0,650	0,000		2-END1		0,000	0,000		-0,490	0,410	0,000		3-DIM1		0,000	0,000		0,000	0,000		0,130	0,400	0,000
END1	0,301	0,109		-1,050	1,340	0,077		2-END2		0,000	0,000		0,240	0,360	0,000		3-DIM2		0,000	0,000		0,000	0,000		1,060	1,430	0,000
END2	0,000	0,000		-0,750	0,600	0,000		2-DIM1		0,000	0,000		1,040	1,110	0,158		3-DIM3		0,000	0,000		0,000	0,000		-0,800	1,130	0,000
DIM1	0,391	0,283		-0,210	0,210	0,000		2-DIM2		0,000	0,000		1,050	1,190	0,000		3-IND1		0,000	0,000		0,000	0,000		0,340	0,770	0,144
DIM2	0,246	0,166		0,910	1,000	0,024		2-DIM3		0,000	0,000		-0,680	0,920	0,000		3-IND3		0,000	0,000		0,000	0,000		0,310	0,510	0,000
DIM3	0,000	0,000		1,240	1,410	0,000		2-IND1		0,000	0,000		0,490	0,760	0,114		3-IND5		0,000	0,000		0,000	0,000		-0,150	0,310	0,000
IND1	0,218	0,105		-0,230	0,840	0,000		2-IND3		0,000	0,000		0,380	0,620	0,000		3-IND6		0,000	0,000		0,000	0,000		0,090	0,230	0,000
IND3	0,000	0,000		0,400	1,120	0,000		2-IND5		0,000	0,000		-0,160	0,540	0,000		3-IND7		0,000	0,000		0,000	0,000		-0,670	0,700	0,000
ECM	0,031			0,001		0,117		ECM		0,031			0,001		0,117		ECM		0,031			0,001			0,001		0,117

Fuente: Elaboración propia

Nota: El ECM hace referencia al error cuadrático medio cometido por la red para cada salida.

(*) La aproximación de la derivada según McNellis aparece multiplicada por 100 al objeto de observar mejor las diferencias entre atributos.

Selección de variables exógenas: Métodos basados en RNAs

Tabla 4.54 (y II)

En el caso del criterio de McNelis, aparecen señalados en negrita aquellos pesos que serían seleccionados como relevantes de acuerdo con la regla del “peso doble o triple respecto al inmediato siguiente” considerada para el algoritmo Relief, aunque en este caso se ha considerado el valor absoluto de la primera derivada de la variable endógena respecto de cada exógena $\left| \frac{\partial y}{\partial x_i} \right|$.

De forma similar al caso “Relief”, la aplicación estricta de esta regla supondría la selección de un número de variables muy amplio (sólo se rechazarían las variables RES4 y 2-RENT6), por lo que ha sido necesario suavizar el punto de corte hasta alcanzar el valor de compromiso “1,087”, lo que supondría la selección de las 29 variables destacadas en la tabla anterior.

Finalmente, cabe destacar que, aunque los resultados obtenidos con las distintas alternativas difieren entre sí, existen algunos resultados comunes a todas ellas, como es la selección en todos los casos de las variables LIQ3, RENT18, END1 y DIM2, que también son consideradas como relevantes por los métodos previos, destacando particularmente el atributo DIM2. Asimismo, las variables RENT8, RENT19, 2-LIQ1, 2-RENT8 y 3-RENT10 resultan significativas para la mayoría de las alternativas analizadas.

4.4.2.5. Selección final de variables explicativas

Finalmente, al objeto de integrar los resultados obtenidos con las distintas técnicas analizadas y sus diversas variantes (análisis de componentes principales, análisis cluster, modelos bayesianos y MCMC, algoritmos Relief y WACSA, métodos basados en RNAs), se propone el desarrollo de un método de agrupación que, a partir del desempeño relativo de cada modelo, obtenga un índice final de relevancia respecto a cada indicador.

La variedad de funciones de evaluación empleadas por los distintos algoritmos dificulta enormemente la obtención de un índice global de relevancia, por lo que se propone la aplicación de un método en dos etapas:

❶ Unificación para cada método de las distintas alternativas propuestas

Esta etapa se centra en la obtención de un índice único de relevancia para cada una de las técnicas analizadas, lo que supone la unificación de las distintas variantes que las integran.

➤ *Análisis de componentes principales y análisis cluster:* Dado que ambas técnicas no obtienen índices directos de relevancia sino que únicamente informan de la importancia relativa de los distintos atributos, sus resultados se han excluido de la medida final a desarrollar, no obstante serán utilizados para confirmar (o no) la validez de la selección final.

➤ *Modelos bayesianos y MCMC:* La evaluación de estos modelos se basa en la función de error:

$$F = \frac{1}{5} \sum_{k=1}^5 \left(\sum_{l=1}^E \frac{(1-e_l)}{\sum (1-e_l)} \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{ki} - y_{ki}^{estimada}| \right),$$

siendo T el total de iteraciones consideradas, N el conjunto de ejemplos analizado, E el total de ejecuciones por modelo, y_{ki} la salida deseada e $y_{ki}^{estimada}$ la salida obtenida por el modelo para la k -ésima clase. Así, el desempeño (D) de cada alternativa se ha calculado mediante la diferencia $D=1-F$.

Finalmente, dado que se han analizado 9 alternativas (normal, logit y bernoulli con tres priores en cada caso), la importancia final global de cada variable (p^{F_i}) se ha estimado mediante la expresión:

$$p^{F_i} = \frac{1}{\sum_{j=1}^9 D_j} \cdot \sum_{j=1}^9 p_{ij} \cdot D_j ,$$

siendo p_{ij} la probabilidad asociada con la i -ésima variable para el j -ésimo modelo analizado y D_j el desempeño obtenido con el modelo j .

➤ *Algoritmo Relief-F*: La medida de relevancia empleada por el algoritmo Relief se basa en medidas de distancia entre individuos vecinos, cuya formulación es:

$$F_A = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \left[(-1) \cdot \text{diff}(A, R_i, H_{ik}) + \sum_{C \neq \text{clase}(R)} [P(C) \times \text{diff}(A, R_i, M_{ik}(C))] \right],$$

siendo m el conjunto de ejemplos respecto a los que se evalúa el algoritmo (en este caso $m=N$), diff la diferencia entre el valor del atributo A respecto al i -ésimo patrón analizado (R_i) y los k vecinos más próximos pertenecientes a la misma clase (H_{ik}) o a la C -ésima clase distinta $M_{ik}(C)$, con $P(C)$ la probabilidad asociada de tal categoría.

La existencia de una única medida de desempeño, utilizada directamente para la actualización de los pesos, evita la necesidad de ponderar estos últimos, de forma que la importancia global de cada variable (w^{F_i}) coincide con la expresión:

$$w^{F_i} = w_i$$

➤ *Algoritmo WACSA*: Dado que el algoritmo WACSA presenta similitudes con el Relief-F, dispone también de una función de evaluación propia definida como:

$$F = \sum_{h=1}^N F_h(W),$$

siendo N el total de ejemplos analizados y $F_h(W)$ la función de evaluación del h -ésimo patrón analizado tal que $F_h(W) = d_{Mc}(W) - d_H(W)$, con

$$d_H(W) = \frac{\sum_{j=1}^k \sqrt{\sum_{i=1}^N w^{A_i} (R_i - H_i)^2}}{k} \quad \text{y} \quad d_{Mc}(W) = \sum_{c=1}^C \left[\frac{\sum_{j=1}^k \sqrt{\sum_{i=1}^M w^{A_i} (R_i - M_{ci})^2}}{k} \cdot \frac{1}{N_c} \right],$$

siendo k el número de vecinos considerados, R_i el valor de la i -ésima variable para el ejemplo analizado, H_i el valor de la i -ésima variable para el k -ésimo vecino más cercano perteneciente a la misma clase que el ejemplo R -ésimo, M el total de variables potencialmente explicativas, M_{ci} el valor de la i -ésima variable el k -ésimo vecino más cercano perteneciente a una clase c distinta que la del ejemplo h -ésimo, N_c el número de ejemplos pertenecientes a la clase c y w^{A_i} el peso correspondiente a la i -ésima variable, ajustado a través de la correlación existente entre tal variable y el conjunto S de atributos con pesos $w_j > w_i$, $w_j \in W_S$ de acuerdo a la fórmula:

$$w^A_i = \frac{w_i \cdot \sum_{k=1}^{i-1} w^A_k \cdot |1 - \text{correlacion}(i, k)|}{\sum_{k=1}^{i-1} w^A_k}, \quad w^A_1 \geq w^A_2 \geq \dots \geq w^A_N.$$

A partir de esta función de evaluación, y considerando los ocho modelos ejecutados (penalizados y no penalizados respecto a cuatro medidas de correlación diferentes), la importancia final global de cada variable $[w^A_i(F)]$ se obtiene como sigue:

$$w^A_i(F) = \frac{1}{\sum_{j=1}^8 F_j} \cdot \sum_{j=1}^8 w^A_{ij} \cdot F_j,$$

con $w^A_i(F)$ el peso final asociado con la variable i -ésima y w^A_{ij} el peso obtenido para este atributo respecto al j -ésimo modelo.

➤ *Métodos de selección de variables basados en RNAs:* En este caso, la medida de relevancia utilizada para los distintos (UNC, criterio de McNelis y OBS) ha sido el error cuadrático medio:

$$F = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^{\text{estimada}})^2,$$

por lo que el desempeño final de cada sistema (D) se evalúa mediante la expresión $D=1-F$.

Por último, los pesos obtenidos para los tres modelos analizados se han combinado mediante la expresión:

$$r^F_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^3 D_j} \cdot \sum_{j=1}^3 r^N_{ij} \cdot D_j,$$

siendo r^N_{ij} el resultado normalizado asociado con la variable i -ésima para el j -ésimo modelo y D_j el desempeño obtenido por éste. La consideración de resultados normalizados se debe a las distintas escalas empleadas por los tres métodos basados en RNAs analizadas⁶⁷.

La Tabla 4.55 refleja los resultados agregados obtenidos para cada técnica analizada.

⁶⁷ El criterio de McNelis otorga valores a las variables en el rango $(-\infty, \infty)$ mientras que los métodos UNC y OBS consideran el intervalo $[0,1]$, por lo que se ha procedido a normalizar todos los resultados respecto al intervalo $[0,1]$ al objeto de evitar el sesgo de los resultados (en el caso del criterio de McNelis se consideran valores absolutos).

	Modelos bayes. y MCMC	Algoritmo Relief-F	Algoritmo WACSA	Modelos basados en RNAs		Modelos bayes. y MCMC	Algoritmo Relief-F	Algoritmo WACSA	Modelos basados en RNAs
EXP1	0,763	0,0150	0,0012	0,531	2-RENT10	1,000	0,0130	0,0009	0,327
EXP2	1,000	0,0190	0,0039	0,193	2-RENT11	0,878	0,0130	0,0015	0,301
EXP3	1,000	0,0250	0,0034	0,207	2-RENT14	0,670	0,0190	0,0037	0,256
EXP4	0,656	0,0340	0,0051	0,166	2-RENT15	0,763	0,0030	0,0012	0,217
EXP5	0,833	0,0010	0,0009	0,251	2-RENT16	0,771	0,0160	0,0008	0,332
EXP6	0,735	0,0010	0,0009	0,256	2-RENT17	0,757	0,0020	0,0008	0,207
EXP7	0,757	0,0000	0,0009	0,189	2-RENT18	0,878	0,0050	0,0009	0,239
EXP8	0,763	0,0000	0,0008	0,201	2-RENT19	0,878	0,0310	0,0176	0,223
REA1	0,680	0,0090	0,0027	0,517	2-RENT20	0,772	0,0060	0,0010	0,228
REA2	0,862	0,0090	0,0017	0,236	2-RES1	0,820	-0,0010	0,0015	0,151
LIQ1	0,659	0,0210	0,0013	0,323	2-RES2	0,885	-0,0010	0,0011	0,136
LIQ2	0,763	0,0190	0,0030	0,420	2-RES4	0,764	0,0170	0,0011	0,168
LIQ3	0,768	0,0030	0,0009	0,330	2-RES5	0,885	0,0170	0,0094	0,173
LIQ4	0,419	0,0040	0,0009	0,201	2-RES7	0,763	0,0140	0,0013	0,202
LIQ8	0,000	0,0000	0,0009	0,165	2-END1	0,763	0,0120	0,0038	0,074
LIQ9	0,128	0,0020	0,0025	0,384	2-END2	0,878	0,0140	0,0024	0,136
LIQ10	0,235	0,0070	0,0008	0,247	2-DIM1	0,763	0,0140	0,0008	0,227
RENT1	0,878	0,0030	0,0009	0,232	2-DIM2	0,791	0,0310	0,0046	0,385
RENT3	0,128	0,0020	0,0009	0,238	2-DIM3	0,656	0,0170	0,0013	0,327
RENT5	0,791	0,0010	0,0008	0,219	2-IND1	0,885	0,0160	0,0056	0,113
RENT6	1,000	0,0020	0,0055	0,212	2-IND3	0,656	0,0110	0,0042	0,300
RENT7	0,566	0,0200	0,0088	0,599	2-IND5	0,763	0,0010	0,0009	0,244
RENT8	0,763	0,0210	0,0011	0,615	2-IND6	0,670	0,0030	0,0009	0,177
RENT9	0,885	0,0210	0,0021	0,365	2-IND7	0,885	0,0000	0,0013	0,220
RENT10	0,878	0,0070	0,0009	0,210	2-IND8	0,635	0,0080	0,0012	0,257
RENT11	0,977	0,0070	0,0067	0,210	3-EXP1	0,885	0,0130	0,0008	0,220
RENT12	0,763	0,0010	0,0009	0,298	3-EXP2	0,878	0,0130	0,0010	0,210
RENT13	0,763	0,0030	0,0008	0,111	3-EXP3	0,692	0,0160	0,0008	0,220
RENT14	0,563	0,0160	0,0009	0,219	3-EXP4	0,878	0,0160	0,0057	0,215
RENT15	0,763	0,0020	0,0009	0,176	3-REA1	0,763	0,0100	0,0042	0,126
RENT16	0,449	0,0130	0,0009	0,215	3-REA2	0,763	0,0100	0,0194	0,126
RENT17	0,763	0,0010	0,0019	0,171	3-LIQ1	0,763	0,0180	0,0014	0,269
RENT18	0,674	0,0030	0,0011	0,584	3-LIQ2	0,763	0,0190	0,0026	0,217
RENT19	0,763	0,0280	0,0037	0,285	3-LIQ3	0,635	0,0040	0,0011	0,131
RENT20	0,757	0,0030	0,0018	0,172	3-LIQ4	0,549	0,0040	0,0008	0,239
RES1	0,763	0,0010	0,0008	0,189	3-LIQ9	0,240	0,0050	0,0008	0,121
RES2	0,885	0,0010	0,0010	0,210	3-LIQ10	0,569	0,0100	0,0009	0,016
RES4	0,763	0,0140	0,0009	0,212	3-RENT1	0,798	0,0050	0,0015	0,155
RES5	0,757	0,0140	0,0021	0,198	3-RENT3	0,242	0,0010	0,0021	0,146
RES7	0,757	0,0130	0,0031	0,250	3-RENT5	0,844	0,0030	0,0009	0,189
END1	0,675	0,0110	0,0018	0,348	3-RENT6	0,765	0,0180	0,0008	0,182
END2	0,765	0,0100	0,0010	0,104	3-RENT7	0,992	0,0180	0,0009	0,318
DIM1	0,829	0,0160	0,0072	0,498	3-RENT8	0,763	0,0180	0,0012	0,333
DIM2	0,917	0,0310	0,2126	0,525	3-RENT9	0,878	0,0180	0,0008	0,067
DIM3	0,554	0,0180	0,0021	0,350	3-RENT10	1,000	0,0170	0,0016	0,516
IND1	0,885	0,0120	0,0011	0,351	3-RENT11	0,878	0,0170	0,0013	0,310
IND3	1,000	0,0090	0,0013	0,246	3-RENT12	0,889	0,0000	0,0063	0,166
IND5	0,363	0,0020	0,0010	0,220	3-RENT13	0,803	0,0000	0,0009	0,168
IND6	0,312	0,0020	0,0059	0,136	3-RENT14	0,679	0,0180	0,0020	0,260
IND7	1,000	0,0010	0,0008	0,209	3-RENT15	1,000	0,0040	0,0009	0,220
2-EXP1	0,635	0,0170	0,0009	0,187	3-RENT16	0,551	0,0170	0,0010	0,316
2-EXP2	0,982	0,0170	0,0008	0,187	3-RENT17	0,763	0,0020	0,0008	0,207
2-EXP3	0,635	0,0270	0,0012	0,201	3-RENT18	0,878	0,0060	0,0068	0,217
2-EXP4	0,885	0,0280	0,0076	0,189	3-RENT19	0,964	0,0340	0,0010	0,311
2-EXP5	0,772	0,0020	0,0077	0,135	3-RENT20	1,000	0,0060	0,0009	0,256
2-EXP6	0,885	0,0020	0,0008	0,132	3-RES1	0,885	-0,0010	0,0051	0,150
2-REA1	0,763	0,0110	0,0423	0,408	3-RES2	1,000	-0,0010	0,0008	0,139
2-REA2	0,763	0,0110	0,0965	0,249	3-RES4	0,885	0,0080	0,0008	0,199
2-LIQ1	0,763	0,0280	0,3426	0,165	3-RES5	0,751	0,0080	0,0014	0,203
2-LIQ2	0,763	0,0190	0,0024	0,215	3-END1	0,780	0,0100	0,0014	0,111
2-LIQ3	0,763	0,0050	0,0008	0,077	3-END2	0,964	0,0060	0,0008	0,188
2-LIQ4	0,885	0,0050	0,0008	0,212	3-DIM1	0,878	0,0140	0,0030	0,215
2-LIQ9	0,272	0,0040	0,0016	0,209	3-DIM2	0,763	0,0180	0,0024	0,213
2-LIQ10	0,447	0,0110	0,0008	0,017	3-DIM3	0,787	0,0180	0,0011	0,328
2-RENT1	0,885	0,0040	0,0009	0,178	3-IND1	0,757	0,0100	0,0008	0,098
2-RENT3	0,240	0,0030	0,0025	0,290	3-IND3	0,885	0,0110	0,0049	0,293
2-RENT5	0,878	-0,0010	0,0008	0,202	3-IND5	0,635	0,0020	0,0009	0,235
2-RENT6	0,872	0,0030	0,0008	0,198	3-IND6	0,670	0,0050	0,0010	0,178
2-RENT7	0,885	0,0190	0,0008	0,291	3-IND7	0,878	0,0000	0,0027	0,208
2-RENT8	1,000	0,0200	0,0015	0,509	3-IND8	0,868	0,0050	0,0009	0,114
2-RENT9	0,763	0,0200	0,0016	0,071					

Fuente: Elaboración propia

Unificación de los resultados obtenidos para cada método (no normalizados)
Tabla 4.55

2 Obtención de un peso final asociado con cada variable

Una vez calculada la relevancia global de cada variable para las cuatro técnicas analizadas, se procede a su homogeneización final, previa normalización de los resultados en el intervalo [0,1], al objeto de evitar posibles sesgos de escala⁶⁸.

Finalmente, los valores obtenidos se han unificado mediante la expresión:

$$Relevancia_{Fi} = \frac{1}{4} \cdot (p_i^F + w_i^F + w_i^A(F) + r_i^F)_N,$$

donde $Relevancia_{Fi}$ es la importancia final de cada variable tras el proceso de homogeneización y N indica el empleo de datos normalizados. La aplicación de esta fórmula presenta la limitación de que otorga la misma importancia a todos los métodos, si bien simplifica significativamente la selección final de atributos. Por otro lado, la inexistencia de información homogénea acerca de la capacidad discriminadora de cada técnica evita el empleo de otro tipo de medidas ponderadas.

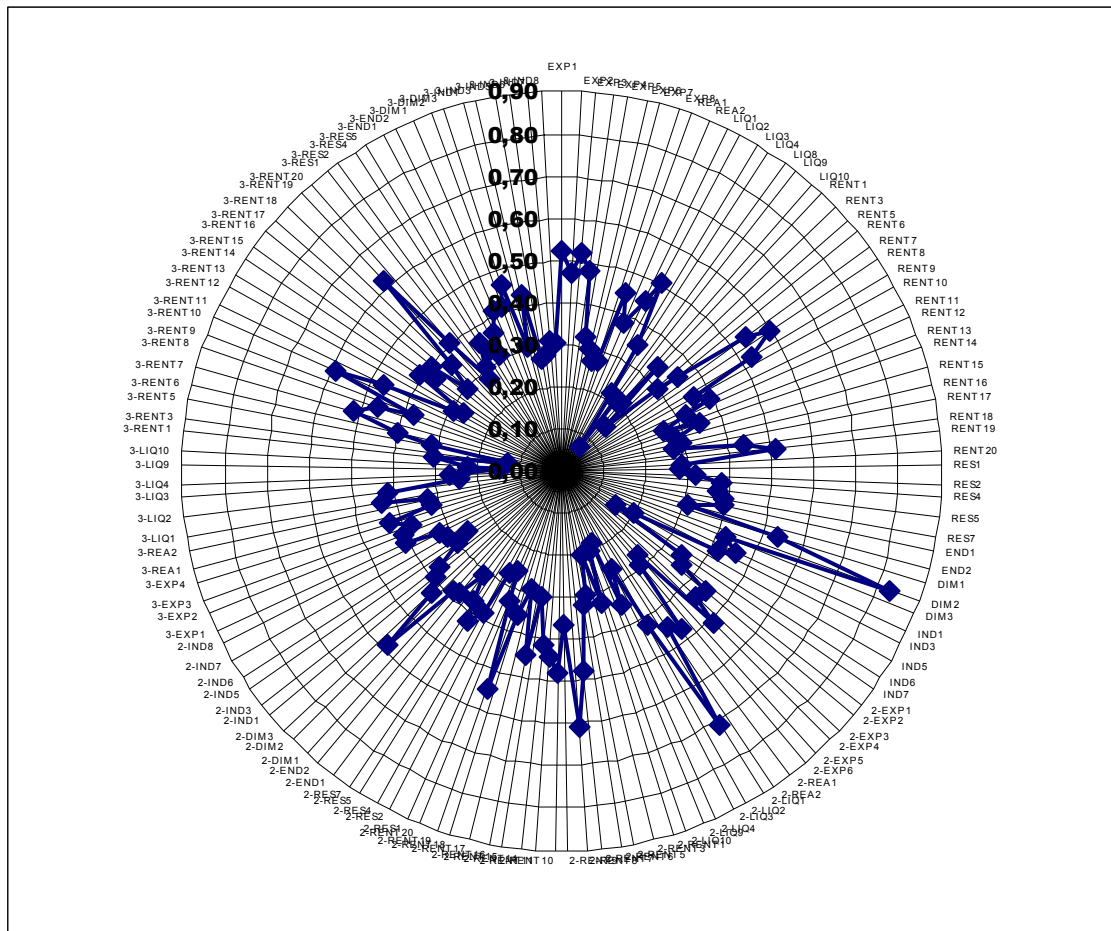
La Tabla 4.56 recoge la relevancia final otorgada a cada atributo de acuerdo con la fórmula previa y en la Figura 4.21 se presentan gráficamente dichos resultados.

Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso
EXP1	0,5203	RES2	0,3169	2-RENT10	0,4799	3-LIQ9	0,1470
EXP2	0,4691	RES4	0,3797	2-RENT11	0,4390	3-LIQ10	0,2209
EXP3	0,5173	RES5	0,3734	2-RENT14	0,4127	3-RENT1	0,3009
EXP4	0,4798	RES7	0,3887	2-RENT15	0,3034	3-RENT3	0,1300
EXP5	0,3210	END1	0,3938	2-RENT16	0,4464	3-RENT5	0,3120
EXP6	0,2983	END2	0,3068	2-RENT17	0,2904	3-RENT6	0,3964
EXP7	0,2689	DIM1	0,5347	2-RENT18	0,3556	3-RENT7	0,5099
EXP8	0,2750	DIM2	0,8250	2-RENT19	0,5468	3-RENT8	0,4592
REA1	0,4522	DIM3	0,4149	2-RENT20	0,3316	3-RENT9	0,3765
REA2	0,3797	IND1	0,4541	2-RES1	0,2619	3-RENT10	0,5881
LIQ1	0,4505	IND3	0,4180	2-RES2	0,2716	3-RENT11	0,4710
LIQ2	0,5040	IND5	0,1978	2-RES4	0,3835	3-RENT12	0,2959
LIQ3	0,3520	IND6	0,1533	2-RES5	0,4218	3-RENT13	0,2715
LIQ4	0,2176	IND7	0,3450	2-RES7	0,3759	3-RENT14	0,4081
LIQ8	0,0693	2-EXP1	0,3589	2-END1	0,3101	3-RENT15	0,3711
LIQ9	0,2082	2-EXP2	0,4456	2-END2	0,3781	3-RENT16	0,3917
LIQ10	0,2121	2-EXP3	0,4362	2-DIM1	0,3859	3-RENT17	0,2918
RENT1	0,3382	2-EXP4	0,5058	2-DIM2	0,5833	3-RENT18	0,3578
RENT3	0,1460	2-EXP5	0,2692	2-DIM3	0,4228	3-RENT19	0,6143
RENT5	0,2970	2-EXP6	0,2913	2-IND1	0,3865	3-RENT20	0,4004
RENT6	0,3566	2-REA1	0,4704	2-IND3	0,3709	3-RES1	0,2802
RENT7	0,5406	2-REA2	0,4440	2-IND5	0,3003	3-RES2	0,3012
RENT8	0,5981	2-LIQ1	0,7100	2-IND6	0,2633	3-RES4	0,3621
RENT9	0,5252	2-LIQ2	0,4181	2-IND7	0,3141	3-RES5	0,3304
RENT10	0,3580	2-LIQ3	0,2590	2-IND8	0,3242	3-END1	0,3139
RENT11	0,3868	2-LIQ4	0,3458	3-EXP1	0,4065	3-END2	0,3629
RENT12	0,3229	2-LIQ9	0,1850	3-EXP2	0,4009	3-DIM1	0,4116
RENT13	0,2592	2-LIQ10	0,1981	3-EXP3	0,3797	3-DIM2	0,4099
RENT14	0,3472	2-RENT1	0,3247	3-EXP4	0,4279	3-DIM3	0,4631
RENT15	0,2790	2-RENT3	0,2044	3-REA1	0,3179	3-IND1	0,3020
RENT16	0,2956	2-RENT5	0,2971	3-REA2	0,3290	3-IND3	0,4256
RENT17	0,2705	2-RENT6	0,3227	3-LIQ1	0,4324	3-IND5	0,2719
RENT18	0,4343	2-RENT7	0,4789	3-LIQ2	0,4187	3-IND6	0,2782
RENT19	0,5123	2-RENT8	0,6062	3-LIQ3	0,2429	3-IND7	0,3083
RENT20	0,2838	2-RENT9	0,3641	3-LIQ4	0,2660	3-IND8	0,3009
RES1	0,2775						

Fuente: Elaboración propia

Relevancia final de las variables explicativas
Tabla 4.56

⁶⁸ El algoritmo Relief establece pesos en el intervalo [-1,1], mientras que el resto de modelos consideran el rango [0,1].



Fuente: Elaboración propia

Selección final de variables explicativas Figura 4.21

Como puede observarse, el peso asociado a cada variable exógena, definido en el intervalo $[0,1]$ puede utilizarse como referente para determinar su capacidad de caracterización respecto al problema sujeto a análisis. No obstante, debe decidirse de nuevo el punto de corte adecuado para la elección del subconjunto eficiente de atributos, al objeto de conseguir un equilibrio entre dos características deseadas:

- La obtención de un número reducido de indicadores.
- La consecución de un nivel óptimo de eficiencia caracterizadora.

Así, se ha llevado a cabo un análisis inicial de la Tabla 4.54 y de la Figura 4.13, observándose la presencia de dos variables claramente destacadas respecto al resto: DIM2 y 2-LIQ1, lo que parece indicar que el tamaño de los activos de la empresa y la evolución observada en la gestión de su realizable resultan básicos para la calificación del riesgo crediticio.

Por su parte, la aplicación de la regla "x2/x3" respecto a los pesos ordenados, llevaría a seleccionar únicamente el indicador DIM2 (distancia máxima: 1,162), por lo que se ha suavizado este criterio hasta alcanzar la distancia 1,067, que permite seleccionar todos los atributos con una puntuación superior a 0.58: DIM2, 2-LIQ1, 3-RENT19, 2-RENT8, RENT8, 3-RENT10 y 2-DIM2.

➤ *Ratios de liquidez:*

$$\bullet 2\text{-LIQ1} = \left(\frac{\text{Derechos de cobro (incl. reaseguro)}}{\text{Fondos propios ajustados}} \right)_{media\_2\_últim\_años}.$$

➤ *Ratios de rentabilidad:*

$$\bullet \text{RENT8} = \text{RENT7 combinado bianual}.$$

$$\bullet 2\text{-RENT8} = (\text{RENT7 combinado bianual})_{media\_2\_últim\_años}, \text{ con}$$

$$\text{RENT7} = \frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Ingresos netos por inversiones}}.$$

$$\bullet 3\text{-RENT10} = \left(ROE = \frac{\text{Resultado antes de impuestos}}{\text{Fondos propios medios ajustados}} \right)_{media\_3\_últim\_años}.$$

$$\bullet 3\text{-RENT19} = \frac{\text{Rendimiento operativo de la inversión}}{\text{Activo medio ajustado}}_{media\_3\_últim\_años} = \left(\frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Activo medio ajustado}} \right)_{media\_3\_últim\_años}.$$

➤ *Ratios de dimensión:*

$$\bullet \text{DIM2} = \frac{\ln(\text{Activo total ajustado})}{\ln(\text{Activo medio ajustado industria})}.$$

$$\bullet 2\text{-DIM2} = \left(\frac{\ln(\text{Activo total ajustado})}{\ln(\text{Activo medio ajustado industria})} \right)_{media\_2\_últim\_años}.$$

Destaca el hecho de que únicamente se consideran indicadores vinculados con la *liquidez*, *rentabilidad* y *dimensión* de la empresa, excluyéndose del análisis los ratios vinculados con la *exposición*, *reaseguro*, *reservas*, *endeudamiento* e *industria*.

Por otro lado, no se incluye ningún indicador vinculado con las *provisiones técnicas* y el *margen de solvencia obligatorio* de las entidades aseguradoras. La explicación de este comportamiento parece estar en el hecho de que la mayoría de estas empresas se encuentran calificadas dentro de la escala de inversión del rating, al tiempo que todas están sometidas a la misma legislación comunitaria, por lo que cumplen necesariamente los requisitos de solvencia mínimos exigidos, razón por la que estas variables no permiten diferenciar su estrategia y comportamiento.

Por otro lado, destaca también la inclusión de distintas variables consideradas respecto a dos momentos de tiempo diferentes: DIM2 y 2-DIM2, por un lado; y RENT8 y 2-RENT8, por el otro. Así, en la calificación final otorgada parece relevante el análisis de la evolución a corto y medio plazo del tamaño de la entidad y de su ratio combinado.

Finalmente, los ratios analizados hacen referencia tanto al periodo inmediatamente anterior como a medias bianuales y trianuales de los distintos ratios. Esto parece confirmar la hipótesis de que para determinar las calificaciones de fortaleza financiera de las entidades aseguradoras no pueden considerarse únicamente cifras a corto plazo, sino que resulta también muy relevante observar su comportamiento a medio plazo. Ahora bien, a pesar de la significatividad de la selección realizada, la reducida puntuación obtenida para el punto de corte ($1,067 < 2 < 3$) plantea la posible ineficacia del empleo del método “x2/x3” para la selección de los atributos significativos del modelo analizado, lo que podría dar lugar a *error de especificación*, esto

es, a la no inclusión como variables explicativas de todos los atributos relevantes. Por ello, se ha analizado otra alternativa de selección potencialmente válida:

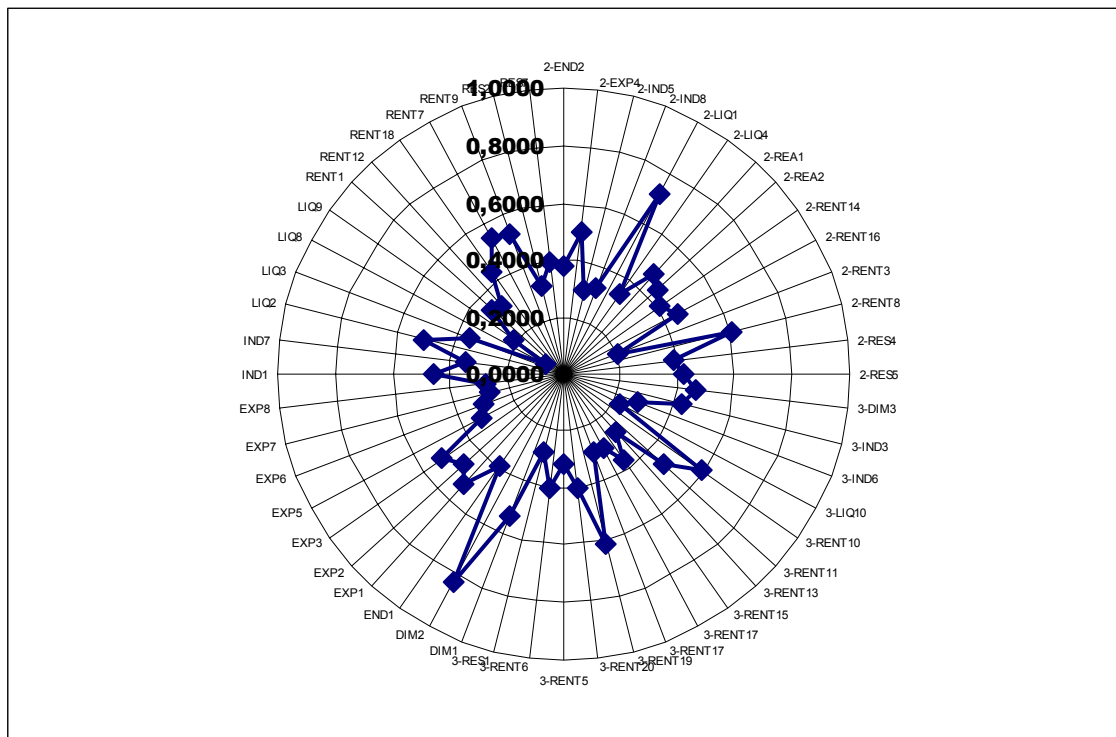
❶ La posibilidad de realizar una pre-selección inicial de variables de forma que, a partir de la Tabla 4.54, se elija para cada variable el momento de tiempo más significativo (datos a uno, dos o tres años), procediéndose a aplicar a continuación la regla “x2/x3”.

El empleo de esta alternativa supondría eliminar el principal origen de la multicolinealidad observada, esto es, la inclusión de una misma variable promediada respecto a distintos momentos de tiempo. De esta forma, a partir de la Tabla 4.54 se obtendría el conjunto de 51 atributos (Tabla 4.57 y Figura 4.22):

Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso	Ratio	Peso
DIM2	0,8250	2-REA1	0,4704	END1	0,3938	RES2	0,3169
2-LIQ1	0,7100	EXP2	0,4691	RES7	0,3887	3-RENT5	0,3120
3-RENT19	0,6143	3-DIM3	0,4631	2-RES4	0,3835	2-IND5	0,3003
2-RENT8	0,6062	IND1	0,4541	2-END2	0,3781	EXP6	0,2983
3-RENT10	0,5881	2-RENT16	0,4464	3-RENT15	0,3711	3-RENT17	0,2918
RENT7	0,5406	2-REA2	0,4440	LIQ3	0,3520	3-RENT17	0,2918
DIM1	0,5347	RENT18	0,4343	2-LIQ4	0,3458	3-RES1	0,2802
RENT9	0,5252	3-IND3	0,4256	IND7	0,3450	3-IND6	0,2782
EXP1	0,5203	2-RES5	0,4218	RENT1	0,3382	EXP8	0,2750
EXP3	0,5173	2-RENT14	0,4127	2-IND8	0,3242	3-RENT13	0,2715
2-EXP4	0,5058	3-RENT20	0,4004	RENT12	0,3229	EXP7	0,2689
LIQ2	0,5040	3-RENT6	0,3964	EXP5	0,3210	3-LIQ10	0,2209
3-RENT11	0,4710						

Fuente: Elaboración propia

Relevancia de variables explicativas (alternativa 2)
Tabla 4.57



Fuente: Elaboración propia

Selección final de variables explicativas (alternativa 2)
Figura 4.22

A partir de la tabla previa, la aplicación de la regla “x2/x3” suavizada⁶⁹ (punto de corte: 1,072) llevaría a la selección de 12 variables relevantes:

- Ratios de exposición: EXP1, EXP3, 2-EXP4.
- Ratios de liquidez: 2-LIQ1, LIQ2.
- Ratios de rentabilidad : 3-RENT19, 2-RENT8, 3-RENT10, RENT7, RENT9.
- Ratios de dimensión: DIM2, DIM1.

Como puede observarse, el punto de corte tan sólo se ha incrementado ligeramente respecto al modelo inicial, aunque con ello se ha conseguido la inclusión de nuevos ratios informativos (vinculados con la gestión de las primas de la empresa, el tamaño de la empresa y la distancia a los estándares de las distintas rentabilidades de la entidad).

Ésta podría ser una solución de compromiso bastante aceptable, no obstante para tomar una decisión al respecto resulta conveniente analizar las correlaciones bivariadas entre las variables explicativas:

	EXP1	EXP3	LIQ2	DIM1	DIM2	RENT7	RENT9	2-EXP4	2-LIQ1	2-RENT8	3-RENT10	3-RENT19
EXP1	1	0,881**	0,219**	-0,116	-0,080	0,380**	0,319**	0,861**	0,463**	0,256**	-0,317**	-0,375**
EXP3	0,881**	1	0,469**	0,211**	0,212**	0,351**	0,298**	0,968**	0,684**	0,256**	-0,350**	-0,356**
LIQ2	0,219**	0,469**	1	0,182**	0,280**	0,210**	0,183**	0,438**	0,787**	-0,133*	-0,158*	-0,173**
DIM1	-0,116	0,211**	0,182**	1	0,748**	-0,084	0,069	0,217**	-0,149*	-0,078	0,020	-0,004
DIM2	-0,080	0,212**	0,280**	0,748**	1	-0,097	0,072	0,214**	0,182**	-0,110	0,049	0,004
RENT7	0,380**	0,351**	0,210**	-0,084	-0,097	1	0,900**	0,352**	0,366**	0,740**	0,460**	0,787**
RENT9	0,319**	0,298**	0,183**	0,069	0,072	0,900**	1	0,319**	0,337**	0,901**	-0,543**	-0,865**
2-EXP4	0,861**	0,968**	0,438**	0,217**	0,214**	0,352**	0,319**	1	0,677**	0,285**	-0,432**	-0,384**
2-LIQ1	0,463**	0,684**	0,787**	-0,149*	0,192**	0,366**	0,337**	0,677**	1	0,275**	-0,343**	-0,318**
2-RENT8	0,256**	0,256**	0,133**	-0,078	-0,110	0,740**	0,901**	0,285**	0,275**	1	0,543**	0,796**
3-RENT10	0,317**	0,350**	-0,158*	0,020	0,049	0,460**	0,543**	0,432**	0,343**	0,543**	1	0,649**
3-RENT19	0,375**	0,356**	0,173**	-0,004	0,004	0,787**	0,865**	0,384**	0,318**	0,796**	0,649**	1

Fuente: Elaboración propia

Correlación entre variables explicativas (alternativa 2)

Tabla 4.58

Como puede observarse, existe una elevada multicolinealidad entre las variables seleccionadas, lo que lleva a pensar que, efectivamente, el modelo original no se ve afectado de forma significativa por error de especificación, ya que cuando se fuerza la inclusión de nuevos atributos exógenos éstos resultan muy próximos a los originales.

De esta forma, a pesar del escaso número de variables obtenidas (7) y del reducido valor de corte (1,067), el modelo originalmente planteado parece ser el más

⁶⁹ Si no se suavizara se seleccionaría, o bien únicamente la variable DIM2, o bien el conjunto de cinco variables no repetidas incluidas en el modelo inicial, por lo que no se conseguiría mejorar la especificación del modelo, que es el objetivo buscado.

adecuado para el análisis del problema de la calificación crediticia, caracterizado por su gran complejidad.

4.4.3. Análisis estadístico multivariante

Una vez realizada la selección de las variables explicativas más relevantes para la caracterización del rating de las aseguradoras europeas analizadas, la siguiente fase del análisis lleva a cabo su estudio estadístico multivariante, considerando dos técnicas fundamentales:

- *Análisis discriminante múltiple ($k=5$)* (“Multiple Discriminant Analysis” o MDA)
- *Análisis múltiple de regresión logística o análisis multilogit ($k=5$).*

Puesto que la variable dependiente se encuentra medida en escala ordinal, se aplicarán, siempre que sea posible, los modelos propios de categorías ordenadas.

4.4.3.1. Análisis multidiscriminante

Como paso previo a la aplicación del análisis multidiscriminante (MDA), resulta necesario analizar el cumplimiento (o no) de las hipótesis de partida básicas del modelo:

- *“La variable dependiente debe incluir al menos dos categorías”*: Efectivamente, en el caso analizado se consideran cinco categorías diferenciadas.
- *“El número de individuos debe ser igual o mayor que dos”*: En este caso se analizan 257 individuos ($257 > 2$).
- *“El número de variables independientes debe ser inferior al número de individuos menos dos”*: De nuevo se verifica que $7 < 255$ ($257-2$). En este sentido, HAIR *et al.* (1999, pág. 63) recomiendan un mínimo de cinco observaciones por variable independiente, regla que se cumple en el caso analizado ($257 > 35$). Finalmente, respecto a cada subgrupo, resulta necesario que el número de individuos sea superior al de variables independientes, hipótesis que se verifica en el ejemplo analizado, estableciéndose, como regla práctica un tamaño mínimo de 20 individuos por grupo (que se cumple para todas las submuestras excepto para la empresas calificadas como “AA”, con 16 observaciones).
- *“La variable dependiente debe medirse en escala nominal. Las variables independientes deben medirse, al menos, en escala de intervalo”*: En el supuesto analizado, las variables independientes verifican el supuesto de partida, pero la variable dependiente se mide en escala ordinal, esto es, existe un orden entre las categorías analizadas. De esta forma, la técnica MDA no considera para el desarrollo de las funciones discriminantes la relación entre categorías, lo que puede limitar la bondad de los ajustes obtenidos.
- *“Ninguna variable independiente puede ser combinación lineal de otras”*. Para comprobar esta hipótesis, se ha constatado la existencia de un determinante no nulo para la matriz cuadrada integrada por las variables exógenas (de orden 7×7).

Asimismo, el análisis alternativo de la regresión lineal de cada una de las variables independientes, tomando el resto como dependientes, no ha permitido observar la presencia de ningún coeficiente de determinación igual a la unidad ($R^2=1$); en este sentido, los coeficientes observados han sido los siguientes: $R^2_{RENT8}=0,878$; $R^2_{DIM2}=0,990$; $R^2_{2-LIQ1}=0,196$; $R^2_{2-RENT8}=0,820$; $R^2_{2-DIM2}=0,990$; $R^2_{3-RENT10}=0,458$; y $R^2_{3-RENT19}=0,797$.

Al objeto de disponer de información acerca de la correlación real existente entre los atributos, se han calculado los coeficientes de correlación bivariada de Pearson, recogidos en la Tabla 4.59.

	<i>RENT8</i>	<i>DIM2</i>	<i>2-LIQ1</i>	<i>2-RENT8</i>	<i>2-DIM2</i>	<i>3-RENT10</i>	<i>3-RENT19</i>
<i>RENT8</i>	1	-0,072	-0,337**	0,901**	-0,070	0,543**	0,865**
<i>DIM2</i>	-0,072	1	-0,192**	-0,110	0,995**	0,049	0,004
<i>2-LIQ1</i>	-0,337**	-0,192**	1	-0,275**	-0,193**	-0,343**	-0,318**
<i>2-RENT8</i>	0,901**	-0,110	-0,275**	1	-0,110	0,543**	0,796**
<i>2-DIM2</i>	-0,070	0,995**	-0,193**	-0,110	1	0,052	0,004
<i>3-RENT10</i>	0,543**	0,049	-0,343**	0,543**	0,052	1	0,649**
<i>3-RENT19</i>	0,865**	0,004	-0,318**	0,796**	0,004	0,649**	1

Fuente: Elaboración propia.

Notas: Los datos hacen referencia al coeficiente de correlación de Pearson

** La correlación es significativa al nivel $\alpha=0,01$

Correlación final entre variables explicativas

Tabla 4.59

Como puede observarse, existen correlaciones importantes entre diferentes pares de variables, destacando particularmente la relación entre los atributos RENT8 y 2-RENT8 (0,901), RENT8 y 3-RENT9 (0,865), DIM2 y 2-DIM2 (0,995) así como 2-RENT8 y RENT19 (0,796). La presencia de tales correlaciones se deriva del empleo de una fuente de información única para todas ellas (los estados contables de las diferentes aseguradoras analizadas), así como del empleo de algunas técnicas de selección de variables que no tratan correctamente este comportamiento (modelos bayesianos y Relief-F, principalmente).

- “El número máximo de funciones discriminantes que puede obtenerse será el menor entre el número de variables explicativas y el número de grupos menos uno”. En el problema analizado, el número de funciones discriminantes no excederá de 4 [$4=\min\{7,(5-1)\}$].
- “Las variables explicativas deben seguir una distribución normal multivariante”. Para verificar esta propiedad, una condición necesaria (pero no suficiente) es la existencia de normalidad univariante para cada una de las variables exógenas y para cada uno de sus componentes principales.

Ahora bien, de acuerdo con la Tabla 4.38, ninguno de los atributos independientes verifica la hipótesis de normalidad de acuerdo con un intervalo de confianza del 95%, por lo que no resulta necesario analizar sus componentes principales para rechazar la hipótesis de normalidad multivariante.

- “Las matrices de varianza-covarianza de cada grupo deben ser aproximadamente iguales”. Esta hipótesis, relativa a la homocedasticidad de los datos muestrales, se ha analizado mediante el contraste M de Box respecto a la igualdad de las

matrices de covarianza de los grupos para el total de variables explicativas. El nivel de significación observado es de 0,000 que, a pesar de la conocida flexibilidad del test M de Box (HAIR *et al.*, 1999, pág. 286 y 298) parece indicativo de la existencia de heterocedasticidad muestral. Si bien, suele recomendarse el incremento del tamaño muestral como alternativa para reducir este problema, tal solución no resulta aplicable al análisis realizado, al haberse empleado toda la población como muestra a analizar. Por otro lado, de acuerdo con la Tabla 4.43, todas las variables rechazan la hipótesis de igualdad de medias y medianas, lo que reduce el efecto negativo de la heterocedasticidad.

Como conclusión, y de acuerdo con los datos previos, las variables analizadas cumplen todas las hipótesis de partida excepto la normalidad multivariante y la homocedasticidad muestral, aunque existen evidencias contradictorias sobre la sensibilidad del análisis discriminante respecto al incumplimiento de estos supuestos (HAIR *et al.*, 1999; ONTIVEROS *et al.*, 1991; WANSLEY *et al.*, 1992; GREEN, 1978; HARRIS, 1975).

En cuanto al criterio utilizado para determinar el desempeño relativo del modelo discriminante, se han aplicado tres medidas principales (HAIR *et al.*, 1999):

- Coeficiente de correlación canónica de la función discriminante al cuadrado, indicativo del porcentaje de varianza explicado por el modelo.
- Criterio de aleatoriedad proporcional, que informa sobre el porcentaje correctamente clasificado si todos los individuos se hubieran incluido en el grupo con mayor probabilidad de ocurrencia. Este porcentaje ha sido comparado con el error final del modelo para determinar su eficacia clasificadora relativa.
- Porcentaje de errores cometidos por el modelo, a través del análisis de dos matrices de clasificación diferenciadas:
 1. *Tabla de clasificación multicategorica*, que indica la frecuencia observada de individuos clasificados en cada grupo (reales versus predichos), de acuerdo con la Tabla 4.60.
 2. *Tabla de clasificación bicategorica*, indicativa de la frecuencia de individuos clasificados en el grupo adecuado respecto a los individuos incluidos en alguna categoría no correcta (Tabla 4.61).

<i>Predicción</i> <i>Grupo real</i>	AAA	AA	A	BBB	BB
AAA	-	Error 1-2	Error 1-3	Error 1-4	Error 1-5
AA	Error 2-1	-	Error 2-3	Error 2-4	Error 2-5
A	Error 3-1	Error 3-2	-	Error 3-3	Error 3-4
BBB	Error 4-1	Error 4-2	Error 4-3	-	Error 4-5
BB	Error 5-1	Error 5-2	Error 5-3	Error 5-4	-
<i>Error Total</i>					

Fuente: Elaboración propia.

Nota: En este caso se verifica la expresión: $\sum_j Error\ i - j = Error\ i$

Definición de la función de error: Tabla de clasificación multicategorica Tabla 4.60

<i>Grupo real</i> \ <i>Predicción</i>	Grupo predicho = Grupo real	Grupo predicho ≠ Grupo real
AAA	-	Error 1
AA	-	Error 2
A	-	Error 3
BBB	-	Error 4
BB	-	Error 5
		Error Total

Fuente: Elaboración propia.

Definición de la función de error: Tabla de clasificación bicategorica
Tabla 4.61

En ambos casos, la existencia de 5 clases diferenciadas impide la definición de los típicos errores “tipo I” y “tipo II” para la quiebra empresarial, por lo que se ha adoptado la nomenclatura indicada en las tablas anteriores.

Por lo que respecta a la estimación de las medidas de error, se ha llevado a cabo un análisis “bootstrap” para problemas clasificatorios, utilizando las variantes 0.632, 0.632’ y 0.632+, al proporcionar una estimación más ajustada y significativa del desempeño del sistema, permitiendo obtener estimaciones máximo-verosímiles no paramétricas del error de predicción. El número de datos analizados ha sugerido el empleo de 50 replicaciones ($B=50$), calculándose los intervalos de confianza para $\alpha=0,05$ (probabilidad de cada cola).

Centrando el análisis en la variante 0.632+, la existencia de subgrupos con distinto tamaño muestral lleva a la necesidad de estimar la “tasa de error no informativa” o $\hat{\gamma}$, que influye directamente en el cálculo de la tasa relativa de sobreajuste en la que se fundamenta el modelo. Para ello se pueden aplicar las siguientes aproximaciones:

- *Estimación a partir del conjunto total de patrones y etiquetas:* Considerando la existencia de 16 individuos con rating “AA”, 78 individuos con rating “A”, 113 individuos con rating “BBB”, 30 individuos con rating “BB” y 20 individuos con rating “B”, puede obtenerse la siguiente tasa estimada:

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{n^2} \sum_{i,l=1}^n Q[j_i, r_x(t_l)]$$

- *Estimación basada en probabilidades a priori y a posteriori de cada clase,* de acuerdo con la regla:

$$\hat{\gamma} = \sum_l p_l(1 - q_l),$$

siendo l el total de clases consideradas (en este caso, $l=5$), y p_l , q_l las respectivas probabilidades “a priori” (en la muestra) y “a posteriori” (según el modelo MDA) de la l -ésima clase.

Dado que ambas alternativas obtienen resultados similares y la estimación basada en probabilidades resulta más sencilla de computar, es la que se ha aplicado en

este caso. A partir de la tasa de error no informativa, se estima el error final real para cada tipo de rating como sigue⁷⁰:

$$R^{(0.632+)} = (1 - \hat{w})\overline{err} + \hat{w}R^{(boot)},$$

$$\hat{w} = \frac{0.632}{1 - 0.368\hat{R}}$$

$$\hat{R} = \frac{R^{(boot)} - \overline{err}}{\hat{\gamma} - \overline{err}},$$

siendo $R^{(0.632+)}$ el error final estimado mediante bootstrap 0.632+, $\overline{err}$ el error aparente y $R^{(boot)}$ el error medio generado por las submuestras de bootstrap.

En cuanto a los parámetros propios del modelo MDA, se ha utilizado el método de inclusión “paso a paso” según el tamaño de los grupos y basado en la lambda de Wilks, que indica el momento adecuado de detención del algoritmo a partir del análisis de la variabilidad intra e intergrupos. La significación de las variables exógenas se mide mediante los coeficientes de la función, considerando las “cargas discriminantes” entre cada atributo exógeno y la función final.

Finalmente, un aspecto muy interesante a analizar es la selección de la orientación del modelo, que puede ser guiado *según el tamaño relativo de los grupos* o bien, por el contrario, considerar la hipótesis de que *todos los grupos tienen el mismo tamaño*, esto es, que la probabilidad de que un individuo pertenezca a un grupo i es la misma para todo i . En este punto, cabe destacar que el MDA resulta sensible al tamaño relativo de los grupos, pues como indican (HAIR *et al.*, 1999, pág. 263):

“Si los grupos varían ampliamente de tamaño, esto puede afectar a la estimación de la función discriminante y a la clasificación de las observaciones. En la etapa de clasificación, los grupos más grandes tienen una posibilidad desproporcionadamente más grande de clasificación. Si los tamaños de los grupos varían de forma importante, puede que el investigador quiera muestrear aleatoriamente desde el grupo más grande, y con ello reducir su tamaño a un nivel comparable con el grupo más pequeño”.

En la muestra analizada, los subgrupos vinculados con el rating “BBB” (113 observaciones) y “A” (78 observaciones) resultan considerablemente más numerosos que los grupos “AA” (16 observaciones), “BB” (30 observaciones) y “B” (20 observaciones), por lo que cabe esperar que el error obtenido para los primeros resulte significativamente inferior que el conseguido para los segundos.

Si bien este problema ya se analizó a la hora de estimar la muestra final sujeta a análisis, resulta interesante estudiar el efecto que, desde el punto de vista empírico, tiene la asunción de la hipótesis de que todos los grupos son iguales (presunción que no resulta congruente con la realidad, dado que las proporciones muestrales coinciden con las poblacionales).

⁷⁰ Para el cálculo de los errores parciales (tipo 1, tipo 2, etc) se ha optado por utilizar un peso $\hat{w}$ único, de acuerdo con los comentarios realizados por el profesor Dave Jones de la University of Miami. Como alternativa, podría recalcularse dicho peso para cada tipo de error, si bien ello supone que el error total no coincide exactamente con la suma aritmética de los errores parciales (aunque las diferencias no sean excesivamente significativas).

Ante esta disyuntiva, se ha optado por la aplicación de ambas alternativas para, posteriormente, llevar a cabo un análisis conjunto de ambas propuestas. Ambas posibilidades únicamente varían en el punto de corte inter-categorías, por lo que tan sólo la constante de las funciones discriminantes de Fisher se ve afectada.

4.4.3.1.1. Hipótesis 1: MDA según el tamaño de los grupos

La consideración del tamaño real de los grupos para la estimación del modelo MDA permite obtener los resultados resumidos en la Tabla 4.62.

Iteración	Acción		Número de variables	Lambda de Wilks	Nivel signif. crítico
	Entrada	Salida			
1	3-RENT10	-	1	0,710	0,000
2	2-DIM2	-	2	0,514	0,000
3	3-RENT19	-	3	0,433	0,000(*)
4	2-LIQ1	-	4	0,400	0,000(*)

Nota(*): La F de Snedecor que sirve de contraste se ha calculado de forma aproximada.

Cargas discriminantes	Función discriminante			
	1	2	3	4
3-RENT10	0,532	-0,738	-0,011	0,415
2-DIM2	0,470	0,507	0,683	-0,236
DIM2	0,466	0,509	0,675	-0,236
3-RENT19	0,541	-0,016	-0,647	0,537
RENT8	0,445	-0,070	-0,615	0,372
2-RENT8	0,375	-0,127	-0,539	0,385
2-LIQ1	-0,452	0,270	0,396	0,753

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Modelo final ("según el tamaño de los grupos")

Tabla 4.62

Los coeficientes de las funciones discriminantes canónicas, estandarizados y no, correspondientes a cada una de las funciones discriminantes, se resumen en la Tabla 4.63.

	Función discriminante							
	1		2		3		4	
	No est.	Estand.	No est.	Estand.	No est.	Estand.	No est.	Estand.
2-LIQ1	-0,705	-0,362	0,397	0,204	0,754	0,387	1,629	0,835
2-DIM2	9,884	0,737	6,719	0,501	7,677	0,572	-0,509	-0,038
3-RENT10	2,093	0,362	-5,190	-0,950	3,176	0,550	1,557	0,270
3-RENT19	6,816	0,550	8,291	0,670	-8,850	-0,715	5,771	0,466
Constante	-8,744	No hay	-5,482	No hay	-8,210	No hay	-0,070	No hay
Significación estadística (Chi ²)	0,000		0,019		0,603		0,899	

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Coeficientes de las funciones discriminantes ("según el tamaño de los grupos")

Tabla 4.63

Por su parte, la Tabla 4.64 incluye los coeficientes de las funciones discriminantes lineales de Fisher, que permiten determinar el grupo que presenta una mayor probabilidad de pertenencia para cada individuo

Coeficientes	Función discriminante				
	1	2	3	4	5
2-LIQ1	1,565	1,640	2,231	3,400	4,412
2-DIM2	205,301	197,302	183,643	173,834	161,271
3-RENT10	15,281	15,700	15,322	13,072	5,139
3-RENT19	46,256	40,917	31,016	20,224	19,327
Constante	-107,806	-98,388	-85,530	-79,495	-71,060

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher ("según el tamaño de los grupos")

Tabla 4.64

Finalmente, la Tabla 4.65 recoge los centroides de cada grupo respecto a las distintas funciones discriminantes.

	AA	A	BBB	BB	B
Función 1	1,512	1,020	-0,063	-1,356	-2,800
Función 2	0,484	0,145	-0,229	-0,137	0,543
Función 3	0,113	-0,001	-0,059	0,247	-0,125
Función 4	0,023	-0,009	0,003	-0,003	0,000

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Centroides de los grupos ("según el tamaño de los grupos")

Tabla 4.65

A la vista de los resultados anteriores, lo primero que debe destacarse es la existencia de dos únicas funciones discriminantes estadísticamente significativas según el estadístico Chi-cuadrado ($\alpha=0,05$), que se reducen únicamente a una en el caso de considerar un nivel de significación de 0,01. De esta forma, el análisis discriminante no puede considerarse un modelo adecuado para la caracterización de la calificación crediticia, apreciación que resulta fundamental para comprender alguno de los resultados obtenidos, que se comentan a continuación:

✓ Según los coeficientes canónicos estandarizados, en la modelización de la calificación crediticia de las entidades aseguradoras europeas resultan relevantes ratios de liquidez, dimensión y rentabilidad, fundamentalmente.

✓ De acuerdo con las funciones discriminantes calculadas, los ratios 2-DIM2 y 3-RENT19 son los que mejor parecen categorizar a las empresa tipo AA; los cocientes 3-RENT10 y 3-RENT19 son los más relevantes para la categoría A; los indicadores 3-RENT19 y 2-DIM2 caracterizan al rating BBB; y las variables 2-LIQ1 y 3-RENT19 parecen ser los más relevantes para identificar a la categoría BB.

✓ El estudio de las cargas de estructura permite ajustar y corregir el análisis previo. De esta forma, se observa que, para la primera función, los ratios de rentabilidad resultan los más significativos (3-RENT10 y 3-RENT19), si bien el total de atributos obtiene una carga superior a 0,30 (en valor absoluto). Respecto a la segunda función, destaca la importancia de los indicadores 3-RENT10 y DIM10, aunque el resto de variables no alcanza el nivel crítico (excepto 2-DIM2). En la tercera función, el análisis se centra en los atributos de dimensión (DIM2 y 2-DIM2), siendo 3-RENT10 la única variable no significativa. Finalmente, la cuarta función discriminante está definida principalmente por los atributos 3-RENT19 y 2-LIQ1, siendo las variables de

dimensión las menos significativas. No obstante, cabe recordar que el análisis realizado para la tercera y cuarta funciones discriminantes no es estadísticamente significativo.

✓ El análisis de los signos observados para las distintas variables (respecto a los coeficientes canónicos) resulta bastante clarificador, destacando las siguientes apreciaciones:

- En el caso de la primera función, que resulta estadísticamente significativa, se observa que los centroides de los grupos disminuyen de manera constante (esto es, las variables más solventes obtienen una mayor puntuación). En el *score final* obtenido influyen de forma positiva las variables 2-DIM2 (aproximación al tamaño de la empresa), 3-RENT10 (ROE de los últimos tres años) y 3-RENT19 (rendimiento operativo de la inversión para los últimos tres ejercicios), mientras que la importancia de los derechos de cobro presenta una relación inversa respecto a la calificación obtenida por la entidad. Este comportamiento resulta congruente con el análisis de los coeficientes de las funciones discriminantes lineales de Fisher pues, como puede observarse, para el ratio 2-LIQ1 se observa un comportamiento incremental a medida que empeora el rating de la empresa, al contrario que lo observado para los ratios 2-DIM2 y 3-RENT19. Respecto al cociente 3-RENT10, la evolución no es tan clara, si bien con carácter general el coeficiente disminuye a medida que empeora la calificación de la entidad. Finalmente, estos signos resultan totalmente coherentes con el análisis de Teoría Económica realizado al comienzo del Capítulo, lo que permite contrastar la validez del análisis.
- Respecto al resto de funciones discriminantes, en ningún caso se observa una evolución clara de los centroides de los grupos, debido a que, en este caso, se contrasta la pertenencia de los individuos a una clase respecto a otras que pueden ser tanto superiores como inferiores. De esta forma, el signo observado en los coeficientes discriminantes resulta más complejo de analizar, no obteniéndose ninguna conclusión definitiva, lo que resulta congruente con la ausencia de significatividad estadística observada para tales funciones ($\alpha=0,01$).

En cuanto al desempeño final conseguido por el modelo, se han obtenido los resultados siguientes:

(1) *Coefficiente de correlación canónica de las funciones discriminantes al cuadrado*: La primera función obtiene un coeficiente de $(0,755)^2 = 0,570$, es decir, el 57,0% de la varianza de la variable dependiente es explicado por la función. El resto de funciones explican un porcentaje de varianza mucho más reducido, que alcanza el 6,60% para la segunda función y únicamente el 1,08% para la tercera y tan sólo el 0,64% en la cuarta, lo que explica su ausencia de significatividad.

(2) *Criterio de aleatoriedad proporcional*: Si se considera el distinto tamaño de los grupos analizados (AA: 16, A: 78, BBB: 113, BB: 30, B:20), y la existencia de más de dos grupos, la aleatoriedad propiedad se calcula como sigue:

$$C_{PRO} = \sum_{i=1}^C p_i^2 = (0,062)^2 + (0,304)^2 + (0,438)^2 + (0,117)^2 + (0,078)^2 = 0,309 = 30,9\%$$

Este criterio debe compararse con el criterio de aleatoriedad máxima, o ratio que se obtiene si se asigna a todas las observaciones del grupo la más alta probabilidad

de ocurrencia, en este caso 0,438 o 43,8%. Tomando el mayor de ambos valores, puede concluirse que el modelo obtenido debe clasificar correctamente al menos el 43,8% de los individuos analizados; asimismo, habitualmente suele recomendarse un ratio de 1,25 sobre dicho criterio (HAIR *et al.*, 1999, pág. 305), por lo que en este caso debería clasificarse correctamente al menos el 54,75% de los ejemplos considerados.

(3) *Porcentaje de error cometido*: La Tabla 4.65 recoge la matriz de clasificación obtenida por el modelo para la muestra de entrenamiento, así como la matriz ajustada que resultaría de considerar el “rating predicho ± 1 categoría”, medida habitualmente empleada en los análisis de riesgo de crédito.

Finalmente, la Tabla 4.66 resume las estimaciones observadas para los distintos errores de acuerdo con las distintas modalidades de “bootstrap”:

Rating real	Rating predicho											
	MDA (según tamaño de los grupos)						MDA AJUSTADO (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	16	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	0	50	28	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	22	85	5	1	113	0	-	112	-	1	113
BB	0	1	22	3	4	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	5	2	13	20	0	0	5	-	15	20
Total	0	89	140	10	18	257	16	79	117	29	16	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – MDA (“según el tamaño de los grupos”)
Tabla 4.66

Como puede observarse, el modelo MDA alcanza un porcentaje de aciertos del 58,8%, por lo que la tasa de error es elevada (41,2%), no siendo capaz de reconocer la categoría “AA” de la muestra analizada, al tiempo que presenta problemas para la caracterización de la categoría “BB”.

No obstante, si se considera la variante “predicho ± 1 categoría” la situación resulta muy diferente, siendo el porcentaje de error de tan sólo el 2,7%, cifra que resulta muy reducida e incluso inferior a la conseguida por otros estudios sobre ratings de bonos⁷¹.

Ahora bien, este resultado ajustado, aunque habitual en la literatura, no debe empañar el objetivo real del modelo: la correcta clasificación de cada dato respecto a su categoría individual; es por ello que la Tabla 4.67 resume el desempeño real del MDA respecto a cada clase particular.

⁷¹ Para un análisis más detallado véase el Capítulo 3.

	Error aparente (<i>err</i>)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,412	0,453	(0,393 , 0,514)	0,438	(0,400 , 0,476)
Error tipo 1	1,000	0,994	(0,939 , 1,048)≈(0,939 , 1)	0,996	(0,961 , 1,030)≈(0,961 , 1)
Tipo 1.2	1,000	0,913	(0,679 , 1,146)≈(0,679 , 1)	0,945	(0,797 , 1,092)≈(0,797 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,081	(-0,143 , 0,305)≈(0 , 0,305)	0,051	(-0,090 , 0,193)≈(0 , 0,193)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,359	0,403	(0,209 , 0,597)	0,387	(0,264 , 0,509)
Tipo 2.1	0,000	0,006	(-0,021 , 0,033)≈(0 , 0,033)	0,003	(0 , 0,034)
Tipo 2.3	0,359	0,395	(0,197 , 0,593)	0,382	(0,257 , 0,507)
Tipo 2.4	0,000	0,001	(-0,010 , 0,012)≈(0 , 0,012)	0,001	(-0,006 , 0,008)≈(0 , 0,008)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,248	0,283	(0,146 , 0,420)	0,270	(0,184 , 0,357)
Tipo 3.1	0,000	0,005	(-0,015 , 0,025)≈(0 , 0,025)	0,003	(-0,010 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Tipo 3.2	0,195	0,215	(0,086 , 0,344)	0,208	(0,126 , 0,289)
Tipo 3.4	0,044	0,041	(-0,026 , 0,108)≈(0 , 0,108)	0,042	(0 , 0,084)
Tipo 3.5	0,009	0,022	(-0,018 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,017	(-0,008 , 0,043)≈(0 , 0,043)
Error tipo 4	0,900	0,863	(0,672 , 1,055)≈(0,672 , 1)	0,877	(0,756 , 0,998)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,031	(-0,040 , 0,102)≈(0 , 0,102)	0,032	(-0,013 , 0,077)≈(0 , 0,077)
Tipo 4.3	0,733	0,713	(0,513 , 0,914)	0,720	(0,594 , 0,847)
Tipo 4.5	0,133	0,119	(-0,064 , 0,302)≈(0 , 0,302)	0,124	(0,008 , 0,240)
Error tipo 5	0,350	0,503	(0,202 , 0,808)	0,447	(0,256 , 0,639)
Tipo 5.1	0,000	0,017	(-0,063 , 0,097)≈(0 , 0,097)	0,011	(-0,040 , 0,061)≈(0 , 0,061)
Tipo 5.2	0,000	0,007	(-0,042 , 0,057)≈(0 , 0,057)	0,004	(-0,027 , 0,036)≈(0 , 0,036)
Tipo 5.3	0,250	0,252	(0,010 , 0,495)	0,251	(0,098 , 0,405)
Tipo 5.4	0,100	0,226	(-0,067 , 0,519)≈(0 , 0,519)	0,180	(-0,006 , 0,365)≈(0 , 0,365)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,412	0,436	-	0,427	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,359	0,385	-	0,375	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.3	0,359	0,385	-	0,375	-
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,248	0,265	-	0,259	-
Tipo 3.1	0,000	0,018	-	0,011	-
Tipo 3.2	0,195	0,159	-	0,172	-
Tipo 3.4	0,044	0,062	-	0,055	-
Tipo 3.5	0,009	0,027	-	0,020	-
Error tipo 4	0,900	0,867	-	0,879	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,033	-	0,033	-
Tipo 4.3	0,733	0,700	-	0,712	-
Tipo 4.5	0,133	0,133	-	0,133	-
Error tipo 5	0,350	0,500	-	0,445	-
Tipo 5.1	0,000	0,050	-	0,032	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,250	0,300	-	0,282	-
Tipo 5.4	0,100	0,150	-	0,132	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma}=0.645$)	0,412	0,453	(0,393 , 0,514)	0,440	(0,399 , 0,481)
Error tipo 1	1,000	0,994	(0,939 , 1,048)≈(0,939 , 1)	0,996	(0,959 , 1,032)≈(0,959 , 1)
Tipo 1.2	1,000	0,913	(0,679 , 1,146)≈(0,679 , 1)	0,941	(0,783 , 1,099)≈(0,783 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,081	(-0,143 , 0,305)≈(0 , 0,305)	0,055	(-0,097 , 0,206)≈(0 , 0,206)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,359	0,403	(0,209 , 0,597)	0,389	(0,258 , 0,520)
Tipo 2.1	0,000	0,006	(-0,021 , 0,033)≈(0 , 0,033)	0,004	(-0,014 , 0,022)
Tipo 2.3	0,359	0,395	(0,197 , 0,593)	0,383	(0,250 , 0,517)
Tipo 2.4	0,000	0,001	(-0,010 , 0,012)≈(0 , 0,012)	0,001	(-0,007 , 0,008)≈(0 , 0,008)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,248	0,283	(0,146 , 0,420)	0,272	(0,179 , 0,364)
Tipo 3.1	0,000	0,005	(-0,015 , 0,025)≈(0 , 0,025)	0,003	(-0,010 , 0,017)≈(0 , 0,017)
Tipo 3.2	0,195	0,215	(0,086 , 0,344)	0,209	(0,121 , 0,296)
Tipo 3.4	0,044	0,041	(-0,026 , 0,108)≈(0 , 0,108)	0,042	(-0,003 , 0,087)≈(0 , 0,087)
Tipo 3.5	0,009	0,022	(-0,018 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,018	(-0,009 , 0,045)≈(0 , 0,045)
Error tipo 4	0,900	0,863	(0,672 , 1,055)≈(0,672 , 1)	0,875	(0,746 , 1,005)≈(0,746 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,031	(-0,040 , 0,102)≈(0 , 0,102)	0,032	(-0,016 , 0,080)≈(0 , 0,080)
Tipo 4.3	0,733	0,713	(0,513 , 0,914)	0,719	(0,584 , 0,855)
Tipo 4.5	0,133	0,119	(-0,064 , 0,302)≈(0 , 0,302)	0,124	(0,000 , 0,247)
Error tipo 5	0,350	0,503	(0,202 , 0,808)	0,453	(0,250 , 0,659)
Tipo 5.1	0,000	0,017	(-0,063 , 0,097)≈(0 , 0,097)	0,011	(-0,043 , 0,066)≈(0 , 0,066)
Tipo 5.2	0,000	0,007	(-0,042 , 0,057)≈(0 , 0,057)	0,005	(-0,028 , 0,039)≈(0 , 0,039)
Tipo 5.3	0,250	0,252	(0,010 , 0,495)	0,251	(0,088 , 0,416)
Tipo 5.4	0,100	0,226	(-0,067 , 0,519)≈(0 , 0,519)	0,185	(-0,013 , 0,383)≈(0 , 0,383)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Notas: En el caso del modelo 0.632' no puede calcularse el intervalo de confianza asociado al dividirse la muestra en dos únicos grupos (validación cruzada con dos grupos).

Análisis MDA: Error cometido ("según el tamaño de los grupos")

Tabla 4.67

El análisis de la Tabla 4.67 permite extraer las siguientes conclusiones:

✓ El error medio obtenido mediante el análisis discriminante lineal desarrollado se aproximada al 44%, tasa muy elevada pero coherente con los resultados conseguidos en estudios previos. Así, la caracterización de las cinco calificaciones crediticias propuestas, utilizando como variables explicativas ratios económico-financieros (siete en este caso) es muy dificultosa, lo que resulta congruente con la inclusión de juicios subjetivos de expertos en el proceso de rating. Esta tasa de error es similar o incluso inferior a la obtenida en estudios anteriores sobre calificaciones de bonos, particularmente si se considera el número de individuos analizado y el número de predictores considerado; así, SURKAN y SINGLETON (1990), UTANS y MOODY (1991) y SURKAN y SINGLETON (1996) obtienen un porcentaje de error próximo al 60% con MDA para 18 observaciones y siete variables explicativas; DALLAS (1993) computa un error del 52% para 120 empresas y 8 predictores; DANIELS *et al.* (1997; 1998) y DANIELS y KAMP (1998) obtienen un error en test del 63% para 296 calificaciones y cuatro variables explicativas, etc. De esta forma, puede concluirse que el proceso previo de selección de variables ha permitido seleccionar las variables fuertemente relevantes para el problema analizado⁷².

✓ La aplicación del modelo “según el tamaño de los grupos” ha generado efectos perniciosos, pues las clases con menor número de individuos (AA ó 1, BB ó 4, B ó 5) presentan tasas de error muy superiores a las clases más numerosas (A ó 2, BBB ó 3). Particularmente, para la clase 1 la tasa de error es prácticamente del 100%, mientras que en la clase 4 el nivel medio de error real se aproxima al 88%.

✓ Las variantes 0.632 y 0.632+ de bootstrap obtienen resultados bastantes próximos, si bien en el segundo caso se observa un incremento relativo tanto del error final estimado como de la amplitud del intervalo de confianza calculado a nivel $\alpha=0,05$. Por otro lado, para la variante 0.632+ se ha obtenido una tasa no informativa de error de 0,645, lo que ha llevado a estimar una tasa relativa de sobreajuste próxima al 17%:

$$\hat{R} = \frac{\hat{Err}_{E0} - \overline{err}}{\hat{\gamma} - \overline{err}} = \frac{0,453 - 0,412}{0,695 - 0,412} = 0,175$$

✓ Los resultados obtenidos mediante el modelo 0.632' son los más próximos a la tasa de error aparente, pero tampoco difieren en gran medida de los obtenidos mediante las restantes variantes. Así, parece confirmarse la menor capacidad caracterizadora de las técnicas de validación cruzada respecto a los métodos de bootstrap, al ofrecer resultados más sesgados respecto al error muestral inicial.

✓ De acuerdo con la estimación realizada de los intervalos de confianza ($\alpha=0,05$ por cola), el error real estimado se sitúa entre el 40,0% y el 48,1% del total de individuos de la muestra (variante 0.632+), observándose una mayor variabilidad para los errores parciales.

⁷² En particular, se realizó un análisis discriminante alternativo incluyendo las 186 variables potencialmente explicativas (método “paso a paso”). El modelo final obtenido incluía los indicadores 3-LIQ1, RENT7, 3-RENT14, 3-RENT19, 2-DIM2 y 3-DIM3, alcanzando un porcentaje de aciertos sobre la muestra total del 61,8%. De esta forma, se confirma la importancia de los indicadores de liquidez, rentabilidad y dimensión seleccionados previamente, así como su óptima capacidad caracterizadora para el análisis efectuado.

✓ Si se considera la variante “predicho $\pm$ 1 categoría” el error estimado según bootstrap 0.632 sería tan sólo del 3,67% (tipo 1: 5,1%; tipo2: 0,1%; tipo 3: 2,0%; tipo 4: 3,2%; tipo 5: 26,6%). Respecto a bootstrap 0.632+, la tasa final de error alcanzaría el 3,74% (tipo 1: 5,48%; tipo2: 0,1%; tipo 3: 2,1%; tipo 4: 3,2%; tipo 5: 26,8%).

4.4.3.1.2. Hipótesis 2: MDA para todos los grupos iguales

Una vez analizados los resultados obtenidos con la hipótesis “según el tamaño de los grupos”, se procede a desarrollar el modelo bajo la alternativa “todos los grupos iguales”. En este punto, únicamente se observan diferencias respecto a la constante incluida en las funciones discriminantes lineales de Fisher (Tabla 4.68).

Coeficientes	Función discriminante				
	1	2	3	4	5
2-LIQ1	1,565	1,640	2,231	3,400	4,412
2-DIM2	205,301	197,302	183,643	173,834	161,271
3-RENT10	15,281	15,700	15,322	13,072	5,139
3-RENT19	46,256	40,917	31,016	20,224	19,327
Constante	-106,369	-98,805	-86,317	-78,956	-70,116

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher (“todos los grupos iguales”)
Tabla 4.68

La Tabla 4.69 refleja la matriz de clasificación obtenida, así como los resultados derivados del ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

Rating real	Rating predicho											
	MDA (todos los grupos iguales)						MDA AJUSTADO (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	11	5	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	25	34	18	1	0	78	-	77	-	1	0	78
BBB	10	25	52	25	1	113	10	-	102	-	1	113
BB	1	1	5	19	4	30	1	1	-	28	-	30
B	0	1	1	5	13	20	0	1	1	-	18	20
Total	40	73	76	50	18	257	27	79	103	29	19	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - MDA (“todos los grupos iguales”)
Tabla 4.69

De esta forma, puede observarse que el empleo de grupos de igual tamaño empeora ligeramente los resultados respecto al modelo basado en el tamaño real de los grupos, no sólo por lo que respecta a los resultados totales, con una tasa de aciertos del 50,2% (49,8% de error aparente frente a 41,2%) sino también respecto al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” (6,2% frente a 3,1%). Así, la consideración de grupos de idéntico tamaño genera una mayor dispersión de los resultados obtenidos, dificultando el análisis y reduciendo la aplicabilidad práctica del modelo. También se observan diferencias respecto al error real estimado, como se recoge en la Tabla 4.70.

	Error aparente (err)	E0 estimado ($E r r_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,498	0,551	(0,475 , 0,627)	0,531	(0,483 , 0,580)
Error tipo 1	0,313	0,434	(0,026 , 0,842)	0,389	(0,131 , 0,647)
Tipo 1.2	0,313	0,434	(0,026 , 0,842)	0,389	(0,131 , 0,647)
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,564	0,591	(0,412 , 0,771)	0,582	(0,468 , 0,695)
Tipo 2.1	0,320	0,336	(0,149 , 0,522)	0,330	(0,212 , 0,448)
Tipo 2.3	0,231	0,242	(0,102 , 0,383)	0,238	(0,149 , 0,415)
Tipo 2.4	0,013	0,013	(-0,018 , 0,044) $\approx$ (0 , 0,044)	0,013	(-0,011 , 0,028) $\approx$ (0 , 0,028)
Tipo 2.5	0,000	0,001	(-0,007 , 0,008) $\approx$ (0 , 0,008)	0,001	(-0,004 , 0,005) $\approx$ (0 , 0,005)
Error tipo 3	0,540	0,539	(0,390 , 0,688)	0,539	(0,445 , 0,634)
Tipo 3.1	0,088	0,089	(0,006 , 0,173)	0,088	(0,036 , 0,142)
Tipo 3.2	0,221	0,240	(0,100 , 0,379)	0,233	(0,145 , 0,321)
Tipo 3.4	0,221	0,172	(0,040 , 0,304)	0,190	(0,107 , 0,273)
Tipo 3.5	0,009	0,037	(-0,017 , 0,092) $\approx$ (0 , 0,092)	0,026	(0,003 , 0,072)
Error tipo 4	0,367	0,576	(0,242 , 0,909)	0,497	(0,288 , 0,710)
Tipo 4.1	0,033	0,028	(-0,044 , 0,100) $\approx$ (0 , 0,100)	0,030	(-0,016 , 0,075) $\approx$ (0 , 0,075)
Tipo 4.2	0,033	0,032	(-0,043 , 0,107) $\approx$ (0 , 0,107)	0,032	(-0,015 , 0,080) $\approx$ (0 , 0,080)
Tipo 4.3	0,167	0,362	(0,063 , 0,660)	0,290	(0,089 , 0,466)
Tipo 4.5	0,133	0,154	(-0,036 , 0,344) $\approx$ (0 , 0,344)	0,146	(0,026 , 0,266)
Error tipo 5	0,350	0,487	(0,179 , 0,794)	0,437	(0,242 , 0,631)
Tipo 5.1	0,000	0,027	(-0,085 , 0,139) $\approx$ (0 , 0,139)	0,017	(-0,053 , 0,088) $\approx$ (0 , 0,088)
Tipo 5.2	0,050	0,009	(-0,004 , 0,062) $\approx$ (0 , 0,062)	0,024	(-0,016 , 0,058) $\approx$ (0 , 0,058)
Tipo 5.3	0,050	0,084	(-0,071 , 0,239) $\approx$ (0 , 0,239)	0,071	(-0,026 , 0,169) $\approx$ (0 , 0,169)
Tipo 5.4	0,250	0,367	(0,087 , 0,646)	0,324	(0,147 , 0,500)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,498	0,510	-	0,506	-
Error tipo 1	0,313	0,438	-	0,392	-
Tipo 1.2	0,313	0,438	-	0,392	-
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,564	0,577	-	0,572	-
Tipo 2.1	0,320	0,333	-	0,328	-
Tipo 2.3	0,231	0,231	-	0,231	-
Tipo 2.4	0,013	0,013	-	0,013	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,540	0,504	-	0,517	-
Tipo 3.1	0,088	0,071	-	0,077	-
Tipo 3.2	0,221	0,204	-	0,210	-
Tipo 3.4	0,221	0,195	-	0,205	-
Tipo 3.5	0,009	0,035	-	0,025	-
Error tipo 4	0,367	0,500	-	0,451	-
Tipo 4.1	0,033	0,033	-	0,033	-
Tipo 4.2	0,033	0,033	-	0,033	-
Tipo 4.3	0,167	0,267	-	0,230	-
Tipo 4.5	0,133	0,167	-	0,154	-
Error tipo 5	0,350	0,350	-	0,350	-
Tipo 5.1	0,000	0,050	-	0,032	-
Tipo 5.2	0,050	0,000	-	0,018	-
Tipo 5.3	0,050	0,050	-	0,050	-
Tipo 5.4	0,250	0,250	-	0,250	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0,752$)	0,498	0,551	(0,475 , 0,627)	0,534	(0,482 , 0,586)
Error tipo 1	0,313	0,434	(0,026 , 0,842)	0,396	(0,117 , 0,675)
Tipo 1.2	0,313	0,434	(0,026 , 0,842)	0,396	(0,117 , 0,675)
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,564	0,591	(0,412 , 0,771)	0,582	(0,460 , 0,706)
Tipo 2.1	0,320	0,336	(0,149 , 0,522)	0,331	(0,203 , 0,458)
Tipo 2.3	0,231	0,242	(0,102 , 0,383)	0,239	(0,143 , 0,335)
Tipo 2.4	0,013	0,013	(-0,018 , 0,044) $\approx$ (0 , 0,044)	0,013	(-0,008 , 0,034) $\approx$ (0 , 0,034)
Tipo 2.5	0,000	0,001	(-0,007 , 0,008) $\approx$ (0 , 0,008)	0,001	(-0,005 , 0,005) $\approx$ (0 , 0,005)
Error tipo 3	0,540	0,539	(0,390 , 0,688)	0,539	(0,437 , 0,641)
Tipo 3.1	0,088	0,089	(0,006 , 0,173)	0,089	(0,032 , 0,146)
Tipo 3.2	0,221	0,240	(0,100 , 0,379)	0,234	(0,138 , 0,329)
Tipo 3.4	0,221	0,172	(0,040 , 0,304)	0,187	(0,097 , 0,278)
Tipo 3.5	0,009	0,037	(-0,017 , 0,092) $\approx$ (0 , 0,092)	0,028	(-0,009 , 0,066)
Error tipo 4	0,367	0,576	(0,242 , 0,909)	0,510	(0,281 , 0,738)
Tipo 4.1	0,033	0,028	(-0,044 , 0,100) $\approx$ (0 , 0,100)	0,030	(-0,020 , 0,079) $\approx$ (0 , 0,079)
Tipo 4.2	0,033	0,032	(-0,043 , 0,107) $\approx$ (0 , 0,107)	0,032	(-0,019 , 0,084) $\approx$ (0 , 0,084)
Tipo 4.3	0,167	0,362	(0,063 , 0,660)	0,300	(0,096 , 0,504)
Tipo 4.5	0,133	0,154	(-0,036 , 0,344) $\approx$ (0 , 0,344)	0,147	(0,017 , 0,277)
Error tipo 5	0,350	0,487	(0,179 , 0,794)	0,444	(0,233 , 0,654)
Tipo 5.1	0,000	0,027	(-0,085 , 0,139) $\approx$ (0 , 0,139)	0,018	(-0,058 , 0,095) $\approx$ (0 , 0,095)
Tipo 5.2	0,050	0,009	(-0,004 , 0,062) $\approx$ (0 , 0,062)	0,022	(-0,013 , 0,058) $\approx$ (0 , 0,058)
Tipo 5.3	0,050	0,084	(-0,071 , 0,239) $\approx$ (0 , 0,239)	0,073	(-0,033 , 0,179) $\approx$ (0 , 0,179)
Tipo 5.4	0,250	0,367	(0,087 , 0,646)	0,330	(0,138 , 0,521)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Análisis MDA: Error cometido ("todos los grupos iguales")
Tabla 4.70

A partir de la Tabla 4.70 se puede comentar lo siguiente:

✓ El error medio observado para el modelo de idéntica probabilidad supera el 53% y resulta significativamente superior al conseguido con la alternativa previa.

✓ El error observado para cada una de las categorías resulta más próximo entre sí que el obtenido para el modelo “según el tamaño de los grupos”. En concreto, destaca la evolución observada para los grupos más reducidos, con un error “tipo 1” que pasa del 99% al 39% y un error “tipo 4” que se reduce desde el 88% hasta el 50%. Por su parte, el error “tipo 5” disminuye ligeramente (del 45% al 44) mientras que, por el contrario, se produce un aumento significativo del error “tipo 2” (del 39% al 58%) y “tipo 3” (del 27% al 54%).

✓ De nuevo las variantes 0.632 y 0.632+ generan resultados muy similares entre sí, siendo ligeramente superiores las tasas de error para la segunda alternativa. Por su parte, la tasa no informativa de error asociada a la alternativa 0.632+ es de 0,752 por lo que la tasa relativa de sobreajuste resulta ligeramente superior a la del modelo “según el tamaño de los grupos”:

$$\hat{R} = \frac{\hat{Err}_{E0} - \overline{err}}{\hat{\gamma} - err} = \frac{0,551 - 0,498}{0,752 - 0,498} = 0,209.$$

✓ La variante 0.632' obtiene tasas de error próximas a las del error aparente, e inferiores a las conseguidas con las otras dos alternativas.

✓ El análisis de los intervalos de confianza estimados ($\alpha=0,05$ por cola) permite observar que el error real medio estimado se sitúa entre el 48,3% y el 58,6% del total de individuos de la muestra (variante 0.632+), con una mayor variabilidad relativa que los distintos errores parciales.

✓ Si se considera el ajuste “predicho ± 1 categoría”, el error final estimado por la variante 0.632 alcanzaría el 6,92% (tipo 1: 0,0%; tipo 2: 1,4%; tipo 3: 11,4%; tipo 4: 6,2%; tipo 5: 11,2%), mientras que la variante 0.632+ obtiene un error del 7,16% (tipo 1: 0,0%; tipo 2: 1,4%; tipo 3: 11,7%; tipo 4: 6,2%; tipo 5: 11,4%).

4.4.3.1.3. Análisis conjunto de ambos modelos y redes bayesianas

A partir de los dos modelos previos (“según el tamaño de los grupos” y “todos los grupos iguales”) se plantea la dificultad de determinar qué modelo resulta más adecuado para la caracterización del problema analizado.

La primera alternativa consigue una tasa media de error inferior a la segunda en casi un 10%, sin embargo algunos resultados parciales presentan tasas de error inaceptables, de forma que dos de los cinco modelos consiguen un error muy superior al 50% (tipo 1 y tipo 4).

Esta dificultad se evita parcialmente con el modelo “todos los grupos iguales”, aunque en este caso tampoco se consiguen buenos resultados, pues en tres de los cinco casos analizados la tasa de error alcanza o supera también el umbral del 50% (tipo 2, tipo 3 y tipo 4).

La ausencia de resultados concluyentes ha llevado a buscar una combinación eficaz de ambos modelos, al objeto de aprovechar posibles sinergias de uno y otro. Así,

analizando las características particulares de ambas alternativas se observan los siguientes comportamientos:

✚ *Modelo “según el tamaño de los grupos” (Modelo 1):*

- ✓ El error “*tipo 1*” corresponde en su totalidad al suberror tipo “1.2”, esto es, el modelo asigna la categoría 2 a todos los individuos tipo 1.
- ✓ El error “*tipo 2*” corresponde en su gran mayoría al suberror tipo “2.3”, esto es, el modelo asigna la categoría 3 a estas observaciones; no obstante, también se observa un reducido error tipo “2.1”.
- ✓ El error “*tipo 3*” está vinculado fundamentalmente a la combinación tipo “3.2”, es decir, los individuos de la categoría 3 se suelen clasificar como observaciones tipo 2; no obstante, también se observa la presencia de error tipo “3.4”.
- ✓ El error “*tipo 4*” se deriva fundamentalmente del suberror tipo “4.3”, si bien también existe una tasa importante de error tipo “4.5”.
- ✓ El error “*tipo 5*” está vinculado fundamentalmente con la combinación de tipo “5.4”, derivado de la categorización de los individuos tipo 5 como pertenecientes a la clase 4.

✚ *Modelo “todos los grupos iguales” (Modelo 2):*

- ✓ El error “*tipo 1*” corresponde en su totalidad al suberror tipo “1.2”.
- ✓ El error “*tipo 2*” se reparte casi a partes iguales entre el error tipo “2.1” y el error tipo “2.3”.
- ✓ El error “*tipo 3*” procede tanto de las combinación “3.2” como “3.4” y “3.5”, por lo que no existe una asociación clara entre categorías reales y predichas.
- ✓ El error “*tipo 4*” se reparte fundamentalmente entre los errores tipo “4.3” y “4.5”, aunque también se observan tasas de error tipo “4.1” y “4.2”.
- ✓ El error “*tipo 5*” está relacionado en su mayoría con la combinación “5.4”, no obstante se observa la presencia adicional de errores tipo “5.1”, “5.2” y “5.3”.

A partir de esta información, se plantea la siguiente tabla de decisión, como combinación más adecuada de los modelos anteriores:

Modelo 2 Modelo 1	Categoría 1	Categoría 2	Categoría 3	Categoría 4	Categoría 5
Categoría 1	Categoría 1	Categoría 1	Categoría 1	Categoría 1	Categoría 5
Categoría 2	Categoría 1	Categoría 2	Categoría 2	Categoría 2	Categoría 5
Categoría 3	Categoría 1	Categoría 2	Categoría 3	Categoría 4	Categoría 5
Categoría 4	Categoría 1	Categoría 4	Categoría 4	Categoría 4	Categoría 5
Categoría 5	Categoría 5	Categoría 5	Categoría 5	Categoría 5	Categoría 5

Fuente: Elaboración propia.

Análisis MDA: Análisis conjunto de modelos
Tabla 4.71

La aplicación de tal *modelo conjunto* permite obtener los siguientes resultados resumidos:

	Alternativa 0.632	Alternativa 0.632'	Alternativa 0.632+
Error total	0,531	0,526	0,534
Error tipo 1	0,387	0,471	0,393
Error tipo 2	0,583	0,583	0,585
Error tipo 3	0,520	0,524	0,523
Error tipo 4	0,500	0,437	0,511
Error tipo 5	0,460	0,308	0,452

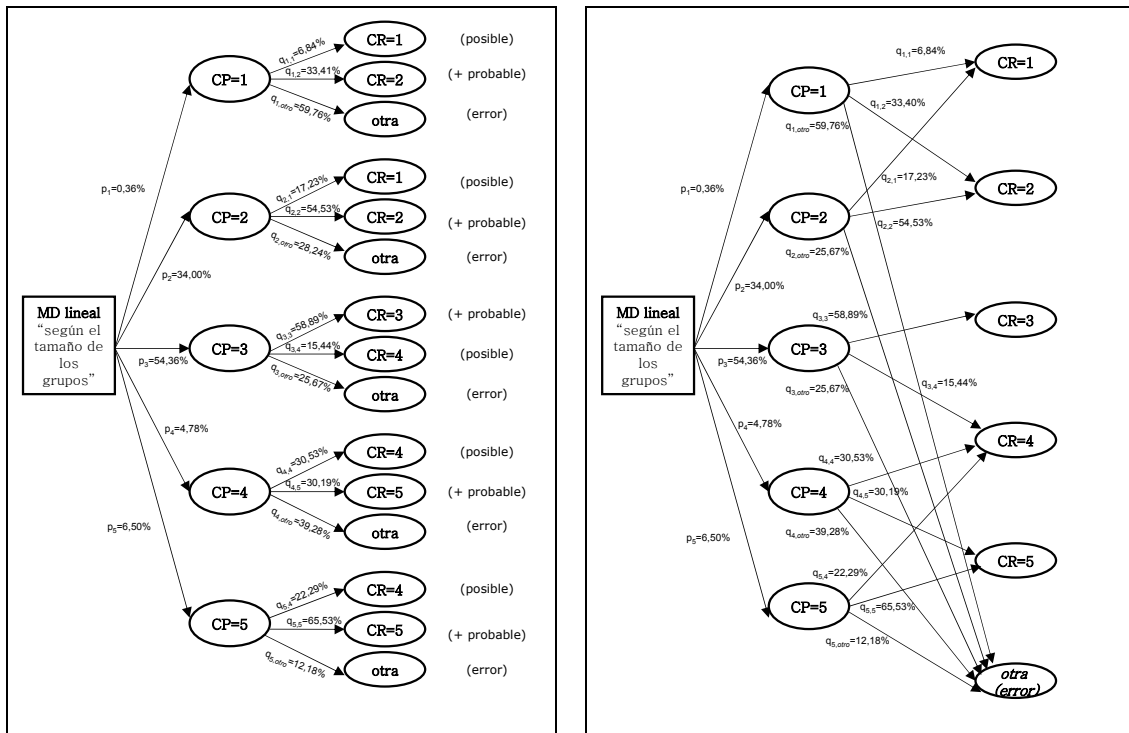
Como puede observarse, los resultados obtenidos con el modelo conjunto no mejoran los conseguidos con las alternativas individuales; en particular, la tasa de error total es similar a la derivada del modelo *“todos los grupos iguales”*, habiéndose incrementado ligeramente el error tipo 2, tipo 4 y tipo 5 respecto al mismo. Por lo que respecta a la alternativa *“según el tamaño de los grupos”*, han mejorado las tasas de error tipo 1, tipo 4 y tipo 5, pero el error medio resulta significativamente superior.

Ante estos datos finales, y teniendo en cuenta otros estudios en este ámbito (KWON *et al.*, 1997; HUANG *et al.*, 2004; KIM *et al.*, 1993; GARAVAGLIA, 1991) se ha seleccionado finalmente la alternativa *“según el tamaño de los grupos”*, al ser la más próxima a la realidad empresarial. Así, puede concluirse que el modelo MDA no permite caracterizar adecuadamente la calificación crediticia analizada de forma que, si bien obtiene una tasa de error media próxima al 42-44%, porcentaje elevado pero inferior al observado en otros estudios en la materia, sin embargo para determinadas categorías el porcentaje de individuos mal clasificados resulta muy superior, aproximándose al 100% para algunos casos.

Finalmente, centrando la atención en dicho modelo, y puesto que se observa la presencia de errores muy elevados para las clases menos numerosas (categorías 1, 4 y 5 principalmente), se ha procedido a construir un modelo de decisión basado en *redes bayesianas*⁷³ que proporciona la probabilidad de que cada individuo analizado pertenezca realmente a la clase predicha, o bien a la clase vecina menos numerosa. Adicionalmente a estas categorías, identificadas como *“más probable”* y *“posible”*, se calcula el error restante de predicción (probabilidad de pertenencia a otra clase distinta a las anteriores), a partir de las probabilidades a posteriori observadas en el modelo 0.632+. Esta alternativa supone una solución intermedia entre los resultados reales y el ajuste *“predicho±1 categoría”*, si bien presenta un fundamento matemático más robusto que esta última.

La Figura 4.23 refleja la red bayesiana finalmente obtenida, que se representa mediante dos grafos alternativos.

⁷³ Véase JENSEN (2001) para una discusión más completa sobre las redes causales y bayesianas.



Fuente: Elaboración propia.

Notas: CP= categoría pronosticada; CR=categoría real

Análisis MDA: Red bayesiana

Figura 4.23

Como puede observarse, esta red bayesiana reduce tanto el error final cometido por el modelo como los errores parciales representativos de las distintas categorías. Así, la tasa esperada de error total podría calcularse como sigue:

$$p(\text{error}) = p(\text{otra}) = \sum_i p_i \times q_{i,\text{otra}} = 0,36\% \times 59,76\% + 34,00\% \times 28,24\% + 54,36\% \times 25,67\% + 4,78\% \times 39,28\% + 6,50\% \times 12,18\% \approx 26,4\%$$

De esta forma, la construcción de una red bayesiana a partir de los resultados obtenidos por el MDA ("según el tamaño de los grupos"), permite reducir significativamente el error final cometido hasta alcanzar tasas aceptables (tanto totales como parciales), si bien disminuye la precisión de la clasificación realizada, identificando únicamente la clase "más probable" y otra categoría definida como "posible".

No obstante, a pesar de esta limitación la asignación de probabilidades a dichas alternativas facilita la gestión de los riesgos relacionados con las aseguradoras analizadas, de forma que el evaluador dispone de una información muy útil para llevar a cabo una aproximación razonada y razonable a las distintas calificaciones crediticias.

4.4.3.2. Regresión logística o análisis logit

Una técnica estadística que ha sido ampliamente utilizada con significativo éxito para la caracterización de las calificaciones crediticias de distintas entidades es el

modelo logit, que evita muchos de los inconvenientes del MDA, particularmente por lo que respecta al cumplimiento de las hipótesis de normalidad y homocedasticidad de las distintas variables explicativas. No obstante, la presencia de correlaciones entre las variables puede afectar a la interpretación y credibilidad de los coeficientes obtenidos.

En su *versión multinomial*, el modelo logit adopta la expresión:

$$\text{Pr ob}(Y_i = 0) = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^{J-1} e^{\beta_j X_i}}, \text{ para } j = 0 \quad ,$$

$$\text{Pr ob}(Y_i = j) = \frac{e^{X_i \beta_j}}{1 + \sum_{j=1}^{J-1} e^{X_i \beta_j}}, \text{ para } j = 1, \dots, (J-1) \quad ,$$

donde i representa individuos ($i=1, \dots, N$) y j categorías ($j=0, \dots, J-1$), asignándose el individuo a la categoría con una mayor probabilidad relativa de ocurrencia.

Por su parte, dado que la variable dependiente analizada se encuentra medida en escala ordinal, resulta interesante la consideración del modelo logit para categorías ordenadas y, particularmente, del denominado *logit ordinal*⁷⁴, con:

$$\text{Prob}(y=0) = \text{Prob}(y^* \leq 0) = G(-X\beta),$$

$$\text{Prob}(y=1) = \text{Prob}(0 < y^* \leq \mu_1) = G(\mu_1 - X\beta) - G(-X\beta),$$

$$(\dots)$$

siendo $G(.)$ la función de distribución logística.

De esta modo, una de las diferencias más evidentes entre ambas alternativas radica en que el *logit multinomial* genera tantas funciones logísticas como clases analizadas (k) menos uno, mientras que el *logit ordinal* genera una única función latente y $k-1$ umbrales, caracterizándose un individuo según su posición relativa respecto a tales umbrales.

A continuación se analizan ambos modelos, presentándose el error cometido por cada alternativa (bootstrap 0.632, 0.632' y 0.632+), su validez (contraste de la razón de verosimilitud), significación individual (coeficientes logísticos y correlaciones parciales) y significación conjunta (R^2 de Cox-Snell, Nagelkerke y McFadden). Asimismo, también se lleva a cabo un análisis combinado de ambas propuestas, así como un estudio detallado mediante redes bayesianas.

4.4.3.2.1. Modelo logit multinomial

La Tabla 4.72 recoge el resultado obtenido mediante el modelo *logit multinomial* (mejor desempeño observado en SPSS).

⁷⁴ BESSIS (2002, pág. 467) indica que, para el análisis de ratings, los modelos ordinales (logit o probit) obtienen mejores resultados que los modelos binarios aplicados a cada categoría crediticia por separado.

F	Variable	Coeficientes logísticos		Significación estadística individual		Correlac. parcial	Significación estadística global	
		β_i	$SE(\beta_i)$	Wald	Sig.	R_i	Chi-cuadr.	Sig.
1	RENT8	-0,768	1,219	0,397	0,529	-	49,049	0,000
	DIM2	19,912	60,497	0,108	0,742	-		
	2-LIQ1	-3,560	1,963	3,288	0,070	-		
	2-RENT8	-0,025	0,731	0,001	0,973	-		
	2-DIM2	30,409	61,583	0,244	0,621	-		
	3-RENT10	14,182	4,805	8,710	0,003	-		
	3-RENT19	34,920	12,335	8,015	0,005	-		
	Constante	-45,480	7,628	33,226	0,000	$\pm 0,167$		
2	RENT8	-0,924	0,815	1,284	0,257	-		
	DIM2	25,797	49,629	0,270	0,603	-		
	2-LIQ1	-2,767	0,936	8,731	0,003	-		
	2-RENT8	-0,211	0,581	0,132	0,716	-		
	2-DIM2	10,383	50,850	0,042	0,838	-		
	3-RENT10	14,376	3,860	13,869	0,000	-		
	3-RENT19	28,133	8,871	10,057	0,002	-		
	Constante	-30,068	5,524	35,364	0,000	$\pm 0,176$		
3	RENT8	-1,125	0,676	2,766	0,096	-		
	DIM2	17,796	47,519	0,140	0,708	-		
	2-LIQ1	-1,318	0,472	7,785	0,005	-		
	2-RENT8	-0,096	0,537	0,032	0,859	-		
	2-DIM2	2,182	48,610	0,002	0,964	-		
	3-RENT10	10,980	3,421	10,300	0,001	-		
	3-RENT19	17,575	7,536	5,439	0,020	-		
	Constante	-14,598	4,672	16,176	0,000	$\pm 0,056$		
4	RENT8	-1,042	0,705	2,186	0,139	-		
	DIM2	57,991	49,247	1,387	0,239	-		
	2-LIQ1	-0,826	0,428	3,720	0,054	-		
	2-RENT8	-0,859	0,696	1,524	0,217	-		
	2-DIM2	-46,569	50,322	0,856	0,355	-		
	3-RENT10	3,166	1,701	3,467	0,063	-		
	3-RENT19	14,081	6,541	4,634	0,031	-		
	Constante	-8,818	4,375	2,563	0,109	-		

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Nota: La categoría de referencia es 5.

En negrita se recogen los coeficientes significativos para un nivel de significación $\alpha=0,05$.

Los coeficientes de correlación parcial se han aproximado, cuando ha sido posible, mediante la expresión $R_i = \pm \sqrt{\frac{Wald_i - 2k}{-2LL_0}}$, siendo k el total de variables independientes y $-2LL_0$ el valor de

verosimilitud para el modelo que sólo incluye una constante.

Análisis logit multinomial

Tabla 4.72

El análisis de la Tabla 4.72 permite destacar los siguientes resultados relevantes:

✓ Los resultados obtenidos con el análisis logit resultan congruentes con los derivados del análisis MDA ("según el tamaño de los grupos"). Si bien el logit incluye todas las variables exógenas en el modelo, únicamente resultan significativos, al nivel $\alpha=0,05$, los atributos 2-LIQ1, 3-RENT10 y 3-RENT19, que coinciden con los del MDA (modelo que a su vez incorpora la variable 2-DIM2).

✓ El modelo anterior resulta globalmente significativo, pues alcanza un valor de verosimilitud de 391,565, contrastado mediante una Chi-cuadrada con 28 grados de libertad y un nivel de significación de 0,000. De esta forma, puede concluirse que los

ratios analizados presentan un elevado efecto sobre la calificación crediticia de las entidades aseguradoras.

✓ El signo asociado con los atributos identificados como relevantes resulta coherente con los conocimientos de Teoría Económica (positivos para 3-RENT10 y 3-RENT19 y negativos para 2-LIQ1); por otro lado, la variable 3-RENT19 resulta más relevante para las categorías superiores, mientras que los dos atributos restantes presentan comportamientos más erráticos.

Por lo que respecta a los resultados obtenidos respecto al ajuste del modelo cabe destacar lo siguiente:

✓ R^2 de Cox y Snell: Este indicador constituye un valor “pseudo R^2 ” que se calcula mediante la fórmula:

$$R_{\text{Cox y Snell}}^2 = 1 - \exp(-\text{Chi}^2 / N) = 0,599$$

donde Chi^2 representa el valor de esta función correspondiente al contraste de la razón de verosimilitud.

De esta forma, puede concluirse la existencia de una relación significativa entre las variables dependientes y la independiente.

✓ R^2 de Nagelkerke: Este indicador constituye otra aproximación “pseudo R^2 ”, calculándose a partir del anterior como sigue:

$$R_{\text{Nagelkerke}}^2 = \frac{R_{\text{Cox y Snell}}^2}{[1 - \exp(2LL_0 / N)]} = 0,642$$

siendo $-2LL_0$ el “valor de verosimilitud” que representa -2 veces el logaritmo del máximo de la función de verosimilitud para un modelo logit que incluya únicamente la constante β_0 como regresor.

Este indicador supone una adaptación del estadístico R^2 de Cox y Snell destinada a conseguir un índice que varíe entre 0 (no existe ninguna relación entre las variables exógenas y la endógena) y 1 (existencia de relación perfecta). Así, la R^2 de Nagelkerke mide el porcentaje absoluto de variación explicado por el modelo.

De nuevo puede concluirse la existencia de una relación significativa entre las variables analizadas.

✓ R^2 de McFadden: Este indicador lleva a cabo de nuevo una aproximación al coeficiente de determinación del modelo, y se obtiene a partir de la expresión:

$$R_{\text{McFadden}}^2 = \frac{\text{Chi}^2}{-2LL_0} = 0,340.$$

El valor final obtenido, aunque moderado, puede considerarse representativo de la existencia de una relación significativa entre las variables incluidas en el modelo.

Por lo que respecta al desempeño obtenido con el modelo logit, la Tabla 4.73 recoge la matriz de clasificación relacionada con los resultados finales y con el ajuste “predicho ± 1 categoría”.

Rating real	Rating predicho											
	LOGIT MULTINOMIAL						LOGIT AJUSTADO (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	15	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	2	50	26	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	24	84	2	3	113	0	-	110	-	3	113
BB	0	1	19	8	2	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	4	4	12	20	0	0	4	-	16	20
Total	3	90	133	14	17	257	16	79	114	29	19	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Logit multinomial
Tabla 4.73

Como puede observarse, el modelo logit obtiene un porcentaje de aciertos del 60,3% (error aparente del 39,7%), ligeramente superior al conseguido mediante los modelos MDA, si bien, si se considera el ajuste “predicho±1 categoría”, los resultados obtenidos (error del 3,11%) coinciden con los del análisis discriminante lineal (según el tamaño de los grupos).

La Tabla 4.74 resume los porcentajes reales de error estimados por el modelo para las distintas categorías analizadas (45,8-46,7% de error total). Su análisis permite destacar los siguientes aspectos:

✓ El modelo logit multinomial obtiene una tasa media de error próxima al 46%, ligeramente superior a la observada para el modelo MDA, debido fundamentalmente al incremento del error tipo 3 (correspondiente a la categoría con mayor número de individuos). Por el contrario, las categorías con menor número de individuos (tipo 1 y tipo 4) siguen presentando unas tasas de error muy elevadas, pero han mejorado su desempeño respecto al modelo discriminante.

✓ El error estimado a través de bootstrap 0.632' difiere del resto de alternativas, siendo inferior al conseguido con las categorías 0.632 y 0.632+ y más próximo al error aparente calculado sobre la muestra de entrenamiento.

✓ Para la variante 0.632+ se obtiene una tasa de error no informativo de 0.654, por lo que la tasa relativa de sobreajuste se aproxima al 37%:

$$\hat{R} = \frac{\hat{Err}_{E0} - \overline{err}}{\hat{\gamma} - err} = \frac{0,493 - 0,397}{0,654 - 0,397} = 0,374$$

✓ En cuanto a los intervalos de confianza construidos para las estimaciones del error real, su intervalo de amplitud es ligeramente superior al observado para el MDA, a excepción de las categorías con un menor número de individuos.

✓ Por lo que respecta al ajuste “predicho±1 categoría”, la aplicación de modelos de bootstrapping lleva a obtener un error total estimado del 3,93% para la variante 0.632 (tipo 1: 3,7%; tipo 2: 0,1%; tipo 3: 3,7%; tipo 4: 3,2%; tipo 5: 21,4%); respecto a la variante 0.632+, el error total estimado alcanza el 4,11% (tipo 1: 4,3%; tipo 2: 0,2%; tipo 3: 4,0%; tipo 4: 3,2%; tipo 5: 21,8%).

	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,397	0,493	(0,351 , 0,635)	0,458	(0,368 , 0,547)
Error tipo 1	0,938	0,972	(0,823 , 1,121)≈(0,823 , 1)	0,959	(0,865 , 1,054)≈(0,865 , 1)
Tipo 1.2	0,938	0,913	(0,155 , 1,167)≈(0,155 , 1)	0,922	(0,443 , 1,083)≈(0,443 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,059	(-0,168 , 0,287)≈(0 , 0,287)	0,037	(-0,106 , 0,181)≈(0 , 0,181)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,359	0,407	(0,184 , 0,631)	0,389	(0,248 , 0,531)
Tipo 2.1	0,026	0,056	(-0,051 , 0,162)≈(0 , 0,162)	0,045	(-0,022 , 0,112)≈(0 , 0,112)
Tipo 2.3	0,333	0,349	(0,141 , 0,558)	0,343	(0,212 , 0,475)
Tipo 2.4	0,000	0,002	(-0,011 , 0,015)≈(0 , 0,015)	0,001	(-0,007 , 0,009)≈(0 , 0,009)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,257	0,351	(0,170 , 0,532)	0,316	(0,202 , 0,431)
Tipo 3.1	0,000	0,010	(-0,021 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,006	(-0,013 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 3.2	0,212	0,233	(0,086 , 0,380)	0,225	(0,132 , 0,318)
Tipo 3.4	0,018	0,074	(-0,019 , 0,168)≈(0 , 0,168)	0,053	(-0,005 , 0,113)≈(0 , 0,113)
Tipo 3.5	0,027	0,034	(-0,026 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,031	(-0,006 , 0,069)≈(0 , 0,069)
Error tipo 4	0,733	0,790	(0,479 , 1,101)≈(0,479 , 1)	0,769	(0,572 , 0,966)
Tipo 4.1	0,000	0,005	(-0,027 , 0,036)≈(0 , 0,036)	0,003	(-0,017 , 0,023)≈(0 , 0,023)
Tipo 4.2	0,033	0,026	(-0,044 , 0,097)≈(0 , 0,097)	0,029	(-0,016 , 0,073)≈(0 , 0,073)
Tipo 4.3	0,633	0,632	(0,318 , 0,945)	0,632	(0,434 , 0,830)
Tipo 4.5	0,067	0,128	(-0,048 , 0,303)≈(0 , 0,303)	0,106	(-0,006 , 0,216)≈(0 , 0,216)
Error tipo 5	0,400	0,514	(0,198 , 0,830)	0,472	(0,272 , 0,672)
Tipo 5.1	0,000	0,014	(-0,063 , 0,090)≈(0 , 0,090)	0,009	(-0,040 , 0,057)≈(0 , 0,057)
Tipo 5.2	0,000	0,007	(-0,039 , 0,052)≈(0 , 0,052)	0,004	(-0,025 , 0,033)≈(0 , 0,033)
Tipo 5.3	0,200	0,203	(-0,055 , 0,460)≈(0 , 0,460)	0,201	(0,040 , 0,365)
Tipo 5.4	0,200	0,291	(0 , 0,582)	0,258	(0,074 , 0,441)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,397	0,463	-	0,438	-
Error tipo 1	0,938	0,857	-	0,887	-
Tipo 1.2	0,938	0,786	-	0,842	-
Tipo 1.3	0,000	0,071	-	0,045	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,359	0,375	-	0,399	-
Tipo 2.1	0,026	0,025	-	0,059	-
Tipo 2.3	0,333	0,224	-	0,340	-
Tipo 2.4	0,000	0,093	-	0,000	-
Tipo 2.5	0,000	0,017	-	0,000	-
Error tipo 3	0,257	0,653	-	0,332	-
Tipo 3.1	0,000	0,042	-	0,016	-
Tipo 3.2	0,212	0,028	-	0,220	-
Tipo 3.4	0,018	0,514	-	0,065	-
Tipo 3.5	0,027	0,069	-	0,021	-
Error tipo 4	0,733	0,521	-	0,682	-
Tipo 4.1	0,000	0,042	-	0,027	-
Tipo 4.2	0,033	0,000	-	0,030	-
Tipo 4.3	0,633	0,063	-	0,557	-
Tipo 4.5	0,067	0,417	-	0,068	-
Error tipo 5	0,400	0,354	-	0,476	-
Tipo 5.1	0,000	0,042	-	0,026	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,200	0,312	-	0,113	-
Tipo 5.4	0,200	0,000	-	0,337	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.654$)	0,397	0,493	(0,351 , 0,635)	0,467	(0,363 , 0,571)
Error tipo 1	0,938	0,972	(0,823 , 1,121)≈(0,823 , 1)	0,963	(0,854 , 1,072)≈(0,854 , 1)
Tipo 1.2	0,938	0,913	(0,155 , 1,167)≈(0,155 , 1,167)	0,920	(0,364 , 1,106)≈(0,364 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,059	(-0,168 , 0,287)≈(0 , 0,287)	0,043	(-0,123 , 0,210)≈(0 , 0,210)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,359	0,407	(0,184 , 0,631)	0,394	(0,231 , 0,558)
Tipo 2.1	0,026	0,056	(-0,051 , 0,162)≈(0 , 0,162)	0,048	(-0,030 , 0,126)≈(0 , 0,126)
Tipo 2.3	0,333	0,349	(0,141 , 0,558)	0,345	(0,192 , 0,498)
Tipo 2.4	0,000	0,002	(-0,011 , 0,015)≈(0 , 0,015)	0,001	(-0,008 , 0,011)≈(0 , 0,011)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,257	0,351	(0,170 , 0,532)	0,326	(0,193 , 0,458)
Tipo 3.1	0,000	0,010	(-0,021 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,007	(-0,015 , 0,030)≈(0 , 0,030)
Tipo 3.2	0,212	0,233	(0,086 , 0,380)	0,227	(0,120 , 0,335)
Tipo 3.4	0,018	0,074	(-0,019 , 0,168)≈(0 , 0,168)	0,059	(-0,009 , 0,128)≈(0 , 0,128)
Tipo 3.5	0,027	0,034	(-0,026 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,032	(-0,012 , 0,075)≈(0 , 0,075)
Error tipo 4	0,733	0,790	(0,479 , 1,101)≈(0,479 , 1)	0,775	(0,547 , 1,003)
Tipo 4.1	0,000	0,005	(-0,027 , 0,036)≈(0 , 0,036)	0,004	(-0,020 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 4.2	0,033	0,026	(-0,044 , 0,097)≈(0 , 0,097)	0,028	(-0,023 , 0,080)≈(0 , 0,080)
Tipo 4.3	0,633	0,632	(0,318 , 0,945)	0,632	(0,402 , 0,862)
Tipo 4.5	0,067	0,128	(-0,048 , 0,303)≈(0 , 0,303)	0,112	(-0,017 , 0,240)≈(0 , 0,240)
Error tipo 5	0,400	0,514	(0,198 , 0,830)	0,484	(0,252 , 0,715)
Tipo 5.1	0,000	0,014	(-0,063 , 0,090)≈(0 , 0,090)	0,010	(-0,046 , 0,066)≈(0 , 0,066)
Tipo 5.2	0,000	0,007	(-0,039 , 0,052)≈(0 , 0,052)	0,005	(-0,029 , 0,038)≈(0 , 0,038)
Tipo 5.3	0,200	0,203	(-0,055 , 0,460)≈(0 , 0,460)	0,202	(0,013 , 0,391)
Tipo 5.4	0,200	0,291	(0 , 0,582)	0,267	(0,053 , 0,480)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Análisis logit multinomial: Error cometido

Tabla 4.74

4.4.3.2.2. Modelo logit ordinal u ordenado

Una vez aplicado el modelo logit multinomial al análisis del rating de entidades aseguradoras europeas, se analiza la conveniencia de ejecutar un modelo logit ordenado u ordinal, dado que la variable explicada presenta una jerarquía entre sus valores de salida.

Así, considerando idénticas pruebas de validez y bondad del modelo, la Tabla 4.75 resume el modelo ordenado desarrollado.

Variable	Coeficientes logísticos		Significación estadística individual		Correlac. parcial	Significación estadística global	
	β_i	$SE(\beta)$	Wald	Sig.	R_i	Chi-cuadr.	Sig.
Umbral Y=1	-17,743	1,888	88,297	0,000		201,163	0,000
Umbral Y=2	-14,826	1,803	67,617	0,000			
Umbral Y=3	-11,334	1,664	46,407	0,000			
Umbral Y=4	-9,358	1,630	32,974	0,000			
RENT8	0,004	0,345	0,000	0,991	-		
DIM2	2,187	14,636	0,022	0,881	-		
2-LIQ1	0,924	0,260	12,679	0,000	-		
2-RENT8	-0,043	0,245	0,031	0,860	-		
2-DIM2	-17,696	14,924	1,406	0,236	-		
3-RENT10	-2,710	1,106	6,002	0,014	-		
3-RENT19	-11,759	3,216	13,366	0,000	-		

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Nota: La categoría de referencia es 5.

En negrita se recogen los coeficientes significativos para un nivel de significación $\alpha=0,05$.

Los coeficientes de correlación parcial se han aproximado, cuando ha sido posible, mediante la expresión $R_i = \pm \sqrt{\frac{Wald_i - 2k}{-2LL_0}}$, siendo k el total de variables independientes y $-2LL_0$ el valor de

verosimilitud para el modelo que sólo incluye una constante.

Análisis logit ordinal

Tabla 4.75

Como puede observarse, los resultados generados por el modelo ordenado presentan múltiples similitudes con los obtenidos a través del modelo multinomial. Los atributos 2-LIQ1, 3-RENT10 y 3-RENT19 aparecen de nuevo como relevantes para la caracterización del problema, generando un modelo globalmente significativo de acuerdo con el contraste Chi-cuadrado.

Por otro lado, el signo asociado con cada atributo resulta coherente con los conocimientos de Teoría Económica (en este caso, 3-RENT10 y 3-RENT19 presentan signos negativos mientras que 2-LIQ1 tiene signo positivo, ello se debe a que los umbrales más bajos corresponden a los mejores ratings, esto es, a menor puntuación mayor probabilidad de clasificación en una categoría tipo 1).

Por su parte, la R^2 de Cox y Snell alcanza el 54,3%, mientras que la medida de Nagalkerke es algo superior (58,2%), y ligeramente inferior la R^2 de McFadden.

La Tabla 4.76 resume la matriz de clasificación obtenida para el modelo real y para la variante “predicho $\pm$ 1 categoría”.

Rating real	Rating predicho											
	LOGIT ORDINAL						LOGIT ORDINAL (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	15	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	2	49	27	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	2	19	80	12	0	113	2	-	111	-	0	113
BB	0	0	16	11	3	30	0	0	-	30	-	30
B	1	0	2	8	9	20	1	0	2	-	17	20
Total	6	83	125	31	12	257	19	78	113	30	17	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Logit ordinal
Tabla 4.76

Así, si bien el error aparente obtenido con el modelo logit ordinal resulta ligeramente superior al derivado del modelo multinomial (41,6% vs. 39,7%), la aplicación de la variante “predicho±1 categoría” mejora los resultados obtenidos, al reducirse el error hasta una cifra del 1,9%; de esta forma, el modelo ordinal parece concentrar en mayor medida los ratings predichos en la vecindad del rating real, lo que constituye una ventaja para la posterior implementación de una red bayesiana útil para la práctica. Finalmente, la Tabla 4.77 recoge los porcentajes de error observados para las distintas categorías analizadas, observándose que:

✓ Los resultados obtenidos por el modelo ordinal se encuentran muy próximos a los obtenidos con el modelo multinomial, aunque los mejoran ligeramente; así, por ejemplo, el error medio total pasa a ser del 45,4% frente al 46,7% del modelo no ordenado (variante 0.632+).

✓ Las cifras observadas para los distintos errores relativos (tipo 1 a tipo 5) resultan muy similares para ambos esquemas, si bien se observa que el modelo ordinal mejora ligeramente todos los cálculos parciales, a excepción del error tipo 5, que se incrementa ligeramente.

✓ No obstante lo anterior, las clases más reducidas siguen presentando cifras de error muy elevadas (92% para el tipo 1, 78% para el tipo 4 y 51% para el tipo 5, variante 0.632+).

✓ La variante 0.632' demuestra de nuevo un comportamiento ligeramente diferente al resto de alternativas de bootstrap, y más próximo a las cifras obtenidas de error aparente.

✓ El modelo ordinal presenta una tasa de error no informativo de 0,669, próxima al modelo multinomial. De esta forma, la tasa relativa de sobreajuste puede aproximarse como sigue:

$$\hat{R} = \frac{\hat{Err}_{E0} - \overline{err}}{\hat{\gamma} - err} = \frac{0,471 - 0,416}{0,669 - 0,416} = 0,217.$$

✓ Si se considera el ajuste “predicho±1 categoría”, el modelo de bootstrap 0.632 obtiene un error real estimado del 3,18% (tipo 1: 2,5%; tipo 2: 0,2%; tipo 3: 2,1%; tipo 4: 2,2%; tipo 5: 22,9%), mientras que la variante 0.632+ genera un error real estimado del 3,27% (tipo 1: 2,8%; tipo 2: 0,1%; tipo 3: 2,1%; tipo 4: 2,4%; tipo 5: 23,6%).

	Error aparente (err)	E0 estimado (Err_{E0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,416	0,471	(0,305 , 0,636)	0,451	(0,346 , 0,555)
Error tipo 1	0,938	0,904	(0,638 , 1,170)≈(0,638 , 1)	0,917	(0,748 , 1,084)≈(0,748 , 1)
Tipo 1.2	0,938	0,864	(0,553 , 1,175)≈(0,553 , 1)	0,891	(0,695 , 1,088)≈(0,695 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,040	(-0,113 , 0,193)≈(0 , 0,193)	0,025	(-0,071 , 0,122)≈(0 , 0,122)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,372	0,379	(0,173 , 0,584)	0,374	(0,249 , 0,509)
Tipo 2.1	0,026	0,025	(-0,030 , 0,079)≈(0 , 0,079)	0,025	(-0,009 , 0,059)≈(0 , 0,059)
Tipo 2.3	0,346	0,354	(0,159 , 0,549)	0,351	(0,228 , 0,474)
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,292	0,306	(0,141 , 0,471)	0,301	(0,197 , 0,405)
Tipo 3.1	0,018	0,009	(-0,020 , 0,039)≈(0 , 0,039)	0,012	(-0,006 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 3.2	0,168	0,219	(0,076 , 0,362)	0,200	(0,110 , 0,291)
Tipo 3.4	0,106	0,064	(-0,029 , 0,158)≈(0 , 0,158)	0,080	(0,005 , 0,123)
Tipo 3.5	0,000	0,014	(0,012 , 0,040)	0,009	(-0,008 , 0,025)≈(0 , 0,025)
Error tipo 4	0,633	0,841	(0,535 , 1,146)≈(0,535 , 1)	0,764	(0,571 , 0,957)
Tipo 4.1	0,000	0,011	(-0,034 , 0,055)≈(0 , 0,055)	0,007	(-0,021 , 0,035)≈(0 , 0,035)
Tipo 4.2	0,000	0,024	(-0,075 , 0,123)≈(0 , 0,123)	0,015	(-0,047 , 0,078)≈(0 , 0,078)
Tipo 4.3	0,533	0,675	(0,364 , 0,985)	0,623	(0,426 , 0,819)
Tipo 4.5	0,100	0,131	(-0,046 , 0,308)≈(0 , 0,308)	0,120	(0,008 , 0,228)
Error tipo 5	0,550	0,491	(0,103 , 0,886)	0,513	(0,267 , 0,713)
Tipo 5.1	0,050	0,025	(-0,066 , 0,115)≈(0 , 0,115)	0,034	(-0,023 , 0,091)≈(0 , 0,091)
Tipo 5.2	0,000	0,020	(-0,080 , 0,119)≈(0 , 0,119)	0,013	(-0,051 , 0,075)≈(0 , 0,075)
Tipo 5.3	0,100	0,230	(-0,085 , 0,545)≈(0 , 0,545)	0,182	(-0,017 , 0,381)≈(0 , 0,381)
Tipo 5.4	0,400	0,217	(-0,137 , 0,571)≈(0 , 0,571)	0,284	(0,061 , 0,508)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,416	0,436	-	0,429	-
Error tipo 1	0,938	0,929	-	0,932	-
Tipo 1.2	0,938	0,929	-	0,932	-
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,372	0,370	-	0,371	-
Tipo 2.1	0,026	0,013	-	0,018	-
Tipo 2.3	0,346	0,357	-	0,353	-
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,292	0,298	-	0,295	-
Tipo 3.1	0,018	0,017	-	0,017	-
Tipo 3.2	0,168	0,188	-	0,180	-
Tipo 3.4	0,106	0,093	-	0,098	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 4	0,633	0,792	-	0,733	-
Tipo 4.1	0,000	0,028	-	0,018	-
Tipo 4.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.3	0,533	0,611	-	0,582	-
Tipo 4.5	0,100	0,153	-	0,133	-
Error tipo 5	0,550	0,417	-	0,466	-
Tipo 5.1	0,050	0,042	-	0,045	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,100	0,104	-	0,103	-
Tipo 5.4	0,400	0,271	-	0,318	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.669$)	0,416	0,471	(0,305 , 0,636)	0,454	(0,340 , 0,567)
Error tipo 1	0,938	0,904	(0,638 , 1,170)≈(0,638 , 1)	0,915	(0,732 , 1,097)≈(0,732 , 1)
Tipo 1.2	0,938	0,864	(0,553 , 1,175)≈(0,553 , 1)	0,887	(0,674 , 1,101)≈(0,674 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,040	(-0,113 , 0,193)≈(0 , 0,193)	0,027	(-0,078 , 0,133)≈(0 , 0,133)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,372	0,379	(0,173 , 0,584)	0,377	(0,235 , 0,518)
Tipo 2.1	0,026	0,025	(-0,030 , 0,079)≈(0 , 0,079)	0,025	(-0,012 , 0,062)≈(0 , 0,062)
Tipo 2.3	0,346	0,354	(0,159 , 0,549)	0,351	(0,218 , 0,485)
Tipo 2.4	0,000	0,002	-	0,001	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,292	0,306	(0,141 , 0,471)	0,302	(0,188 , 0,415)
Tipo 3.1	0,018	0,009	(-0,020 , 0,039)≈(0 , 0,039)	0,012	(-0,008 , 0,032)≈(0 , 0,032)
Tipo 3.2	0,168	0,219	(0,076 , 0,362)	0,203	(0,105 , 0,301)
Tipo 3.4	0,106	0,064	(-0,029 , 0,158)≈(0 , 0,158)	0,077	(0,013 , 0,142)
Tipo 3.5	0,000	0,014	(0,012 , 0,040)	0,010	(0,008 , 0,027)
Error tipo 4	0,633	0,841	(0,535 , 1,146)≈(0,535 , 1)	0,776	(0,566 , 0,985)
Tipo 4.1	0,000	0,011	(-0,034 , 0,055)≈(0 , 0,055)	0,008	(-0,023 , 0,038)≈(0 , 0,038)
Tipo 4.2	0,000	0,024	(-0,075 , 0,123)≈(0 , 0,123)	0,016	(-0,052 , 0,084)≈(0 , 0,084)
Tipo 4.3	0,533	0,675	(0,364 , 0,985)	0,631	(0,417 , 0,844)
Tipo 4.5	0,100	0,131	(-0,046 , 0,308)≈(0 , 0,308)	0,121	(0,000 , 0,243)
Error tipo 5	0,550	0,491	(0,103 , 0,886)	0,509	(0,243 , 0,781)
Tipo 5.1	0,050	0,025	(-0,066 , 0,115)≈(0 , 0,115)	0,033	(-0,030 , 0,095)≈(0 , 0,095)
Tipo 5.2	0,000	0,020	(-0,080 , 0,119)≈(0 , 0,119)	0,014	(-0,055 , 0,082)≈(0 , 0,082)
Tipo 5.3	0,100	0,230	(-0,085 , 0,545)≈(0 , 0,545)	0,189	(-0,027 , 0,406)≈(0 , 0,406)
Tipo 5.4	0,400	0,217	(-0,137 , 0,571)≈(0 , 0,571)	0,274	(0,031 , 0,517)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Análisis logit ordinal: Error cometido

Tabla 4.77

4.4.3.2.3. Análisis conjunto de ambos modelos y redes bayesianas

Al igual que sucede en el caso del modelo MDA, para el análisis logit se plantea el problema de seleccionar el modelo más adecuado de los dos presentados (“*multinomial*” y “*ordinal*”).

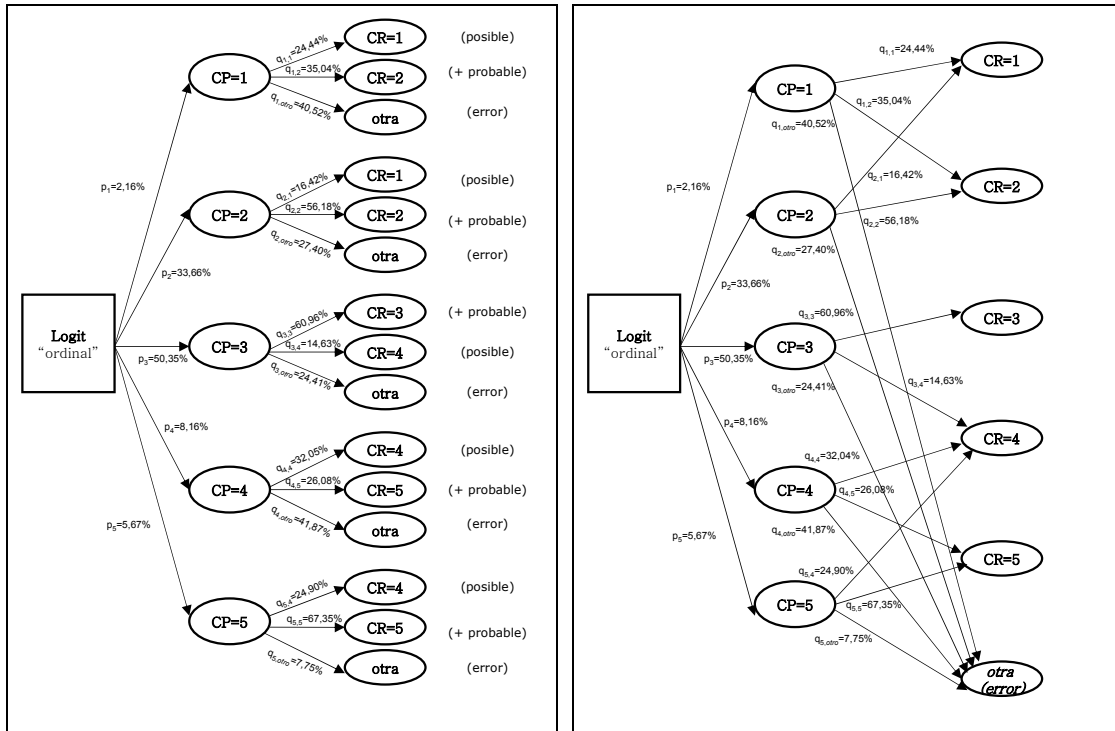
Como se ha comentado, existen pocas diferencias entre ambas alternativas tanto a nivel global como respecto a cada categoría. Esta redundancia informativa impide la ejecución de un modelo conjunto que permita aprovechar las sinergias de cada propuesta, por lo que, dado que la propuesta “*ordinal*” mejora ligeramente la cifra final de error, se considera la misma como modelo logit definitivo.

Así, centrando el análisis en el modelo ordinal, y dado que cada tipo de error se encuentra muy concentrado en determinadas categorías⁷⁵, se plantea la posibilidad de construir una red bayesiana, como propuesta complementaria que mejore el desempeño obtenido por el sistema, y que permita al usuario la toma de decisiones adecuadas a través de la identificación de la categoría “más probable” y de otra categoría “posible” (según las probabilidades a posteriori estimadas mediante 0.632+).

El objetivo de esta red es reducir el error total del sistema y, especialmente, los errores vinculados con las categorías menos numerosas; de esta forma, la red obtenida puede que no sea óptima respecto a la minimización del error final total, sin embargo es la más eficiente respecto al objetivo comentado.

La Figura 4.24 representa la red bayesiana finalmente obtenida mediante dos grafos alternativos.

⁷⁵ En este caso se observa una distribución similar a la del modelo MDA, esto es, el error tipo 1 depende fundamentalmente del suberror tipo 1.2; el error tipo 2 está vinculado con el suberror 2.1; el error tipo 3 está formado básicamente por el suberror 3.2; el error tipo 4 depende fundamentalmente del error 4.3; y el error tipo 5 está integrado principalmente por el suberror tipo 5.4.



Fuente: Elaboración propia.

Notas: CP= categoría pronosticada; CR=categoría real

Análisis logit: Red bayesiana Figura 4.24

Finalmente, el error total obtenido por el nuevo modelo, identificado como la probabilidad de pertenencia a otra categoría distinta a la "más probable" o a la "posible", toma el valor:

$$p(\text{error}) = p(\text{otra}) = \sum_i p_i \times q_{i,\text{otra}} = 2,16\% \times 40,52\% + 33,66\% \times 27,40\% + 50,34\% \times 24,41\% + 8,16\% \times 41,87\% + 5,67\% \times 7,75\% \approx 26,2\%$$

Como puede observarse, la red bayesiana alcanza el objetivo perseguido, reduciendo el error final obtenido, que se aproxima al 26%. No obstante, este modelo presenta de nuevo el inconveniente de no asignar de manera inequívoca un individuo con una determinada clase, ofreciendo a cambio una asignación basada en probabilidades.

4.4.4. Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina

No cabe duda de que el empleo de modelos estadísticos multivariantes permite obtener resultados robustos desde el punto de vista matemático, sin embargo precisa de restrictivas hipótesis de partida que en la práctica pueden no verificarse (con el consiguiente efecto sobre la validez de los resultados obtenidos) o bien implica formas funcionales rígidas que no se ajustan a la estructura subyacente a los datos (lo que lleva a la obtención de elevadas tasas de error).

Al objeto de evitar estas limitaciones, se propone como alternativa para el análisis del problema objeto de estudio la aplicación de diversos modelos de Aprendizaje Máquina, clasificados en dos tipos:

- *Conexionistas/adaptativos*, integrados por redes neuronales artificiales (RNAs).
- *Lógicos/estructurados*, basados en árboles de decisión y sistemas inductivos expertos borrosos.

4.4.4.1. Paradigma conexionista-adaptativo: Redes neuronales artificiales

Para el análisis propuesto, se aplican dos modelos alternativos de redes neuronales artificiales, que tratan de simular el proceso de aprendizaje característico del cerebro humano: redes heteroasociativas hacia delante, de tipo supervisado (Perceptrones Multicapa) y redes autoasociativas no supervisadas (Mapas de Kohonen o SOFM).

La elección de ambos tipos de redes se debe al carácter complementario que presentan sus resultados de forma que, mientras la primera actúa como un aproximador universal de funciones, la segunda permite conocer la estructura general subyacente a los datos y las relaciones de vecindad existentes entre los individuos.

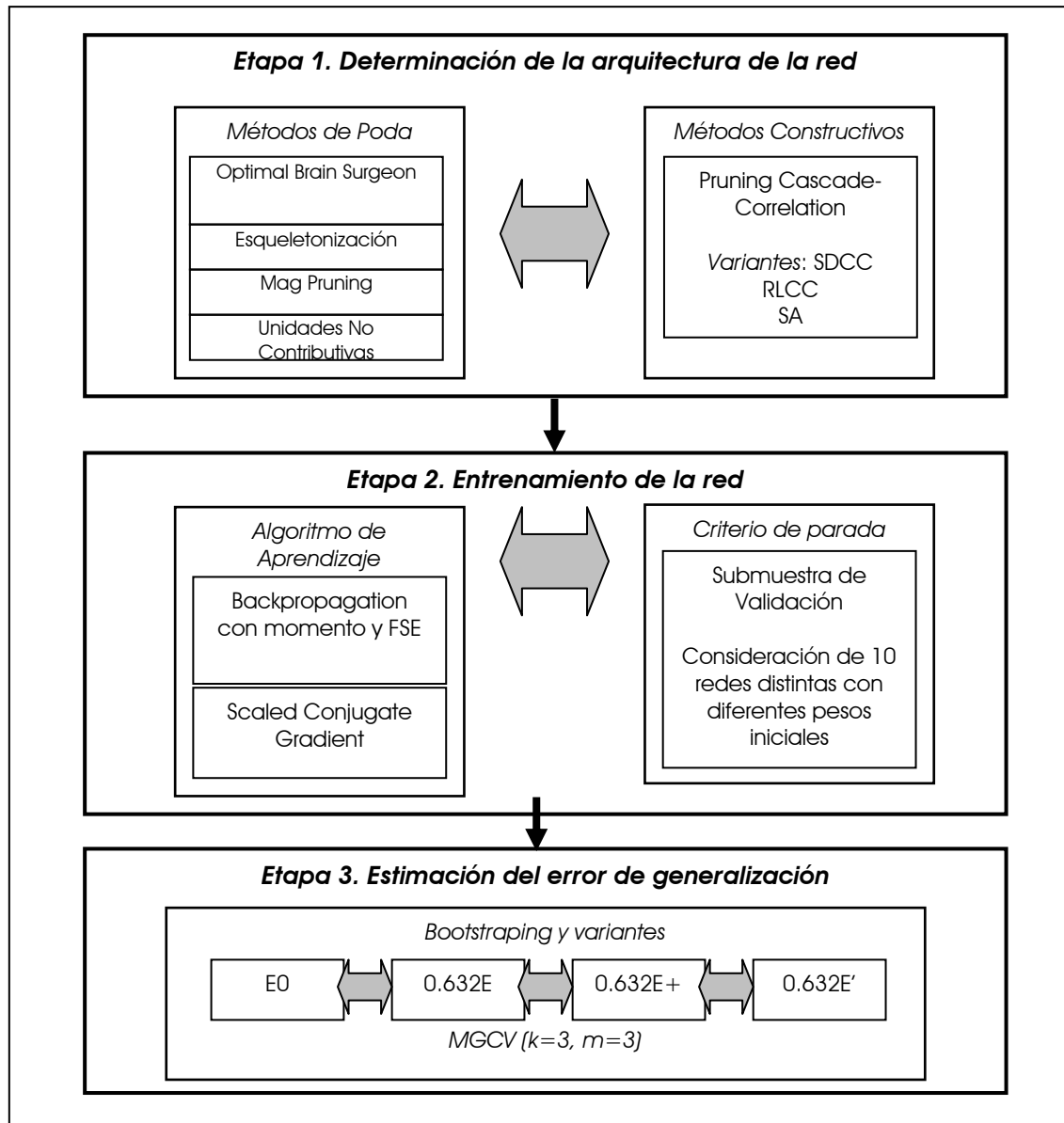
4.4.4.1.1. Redes hacia delante: Perceptron Multicapa

La red neuronal conocida como Perceptron Multicapa (*"Multilayer Perceptron"*) lleva a cabo el aprendizaje supervisado de un conjunto de patrones entrada-salida a través de un proceso en dos fases, basado en la sucesiva aplicación de patrones al sistema y el ajuste de sus pesos internos para acercar las salidas obtenidas a las deseadas.

La red se estructura en varias capas sucesivas de neuronas (*entrada-oculta(s)-salida*), por lo que es necesario determinar "a priori" la arquitectura de la red, bien mediante métodos *"ad hoc"*, algoritmos de poda o algoritmos constructivos.

Por lo que respecta al aprendizaje de la red, resulta posible la aplicación de distintos algoritmos de entrenamiento, tales como el conocido *"backpropagation"* y sus diversas variantes, los métodos *"Quasi-Newton"*, los modelos basados en el *"Gradiente Conjugado"* y los algoritmos basados a su vez en Aprendizaje Máquina (principalmente algoritmos genéticos y esquemas de enfriamiento simulado).

Si se consideran las variantes previas, para el análisis de la calificación crediticia de las aseguradoras europeas analizadas se ha seguido el esquema recogido en la Figura 4.25, cuyo contenido se desarrolla en las siguientes páginas.



Fuente: Elaboración propia

Esquema de aprendizaje y validación con redes tipo Perceptrón Multicapa
Figura 4.25

4.4.4.1.1.1. Determinación de la arquitectura de red

La determinación de la arquitectura óptima del Perceptrón Multicapa implica establecer dos parámetros críticos del modelo:

- 🌈 **Número de capas ocultas:** Teóricamente no existe ninguna razón que justifique el empleo de más de dos capas intermedias, actuando una única capa oculta con un número arbitrariamente grande de neuronas como aproximador universal en presencia de funciones de activación no lineales (como la función sigmoide aplicada en este caso); por otro lado, el reducido número de variables exógenas (7 ratios) aconseja la presencia de una única capa oculta en la red⁷⁶.

⁷⁶ Exceptuando el modelo "Pruning Cascade Correlation".

✚ *Número de neuronas en cada capa:* Una vez determinada la topología “entrada-1 capa oculta-salida”, resulta necesario establecer el número de procesadores elementales a incluir en cada capa, considerando en todo caso las características del problema analizado.

- ✓ *Capa de entrada:* La capa de entrada está integrada por siete neuronas, una para cada variable exógena seleccionada.
- ✓ *Capa de salida:* En este caso la decisión es más compleja, pues existen cinco clases disjuntas a categorizar. Así, se plantean dos opciones básicas:
 - Desarrollar una única red con cinco neuronas en la capa de salida (tantas como ratings finales), asignándose el individuo a la categoría asociada con la neurona que obtenga el máximo valor. Esta alternativa incrementa el número de parámetros libres del sistema, por lo que dificulta, en ocasiones, el correcto aprendizaje de los patrones.
 - Desarrollar cinco redes individuales, una para cada rating, cada una de ellas con una única neurona en la capa de salida. De esta forma, a cada red se le presenta un conjunto de salidas binarias {0,1}, tomando el valor 1 si la salida deseada coincide con el rating asociado a la red y 0 en caso contrario. Finalmente, el individuo se asigna a aquella categoría atribuida por la red que presente un valor máximo en su neurona de salida.

Apenas existen estudios que permitan determinar qué alternativa proporciona mejores resultados, por lo que en este trabajo se proponen inicialmente ambas, para posteriormente observar aquélla que minimice el error estimado. Esto permitirá también obtener evidencia empírica acerca del modelo más adecuado para el tratamiento de problemas clasificatorios multicategoricos ($k > 2$) con RNAs tipo Perceptrón.

- ✓ *Capa oculta:* Por lo que respecta a la determinación del número de neuronas de la capa intermedia, depende tanto de las características de la muestra como del número de individuos, algoritmo de aprendizaje y funciones de activación empleadas. Para determinar este tamaño óptimo, se aplican tres técnicas diferenciadas: algoritmos “ad hoc”, métodos de poda y métodos constructivos.

a) Algoritmos “ad hoc”

La inexistencia de una teoría rigurosa en este ámbito ha llevado al desarrollo de múltiples reglas empíricas que, si bien parecen demostrar un buen comportamiento en la práctica, no se basan en fundamentos matemáticos; entre ellas destacan las siguientes:

❶ *Regla de la pirámide geométrica:* El tamaño de la capa oculta debe situarse entre el tamaño de la capa de entrada y de salida, de acuerdo con la relación $\sqrt{N \bullet M}$, siendo N el número de neuronas de entrada y M el total de neuronas de salida.

En el ejemplo analizado se tiene: $\sqrt{7 \bullet 5} \approx 6$ (red total) y $\sqrt{7 \bullet 1} \approx 3$ (redes individuales).

② *Relación entre la capa oculta y la capa de entrada:* Según esta regla, el número de neuronas ocultas nunca será superior al doble de neuronas de la capa de entrada.

En el ejemplo analizado, la capa oculta no debe contener más de 14 (7x2) neuronas.

③ *Relación entre la capa oculta y el total de inputs:* Es habitual el empleo de la relación 1/30 (una neurona oculta por cada 30 patrones) para evitar problemas de sobreajuste.

Para el problema del rating de aseguradoras, el número de ocultas debería ser como máximo de $257/30 \approx 9$ neuronas ocultas.

④ *Relación entre la capa oculta y las componentes principales de la muestra:* El tamaño de la capa oculta debe coincidir con el número de dimensiones (componentes principales) necesarias para capturar el 70-90% de la varianza de los datos de entrada.

Para el problema considerado (con las 7 variables de entrada), se ha calculado que con tan sólo 2 componentes principales se captura el 77,5% de la varianza.

Como resumen, el total de neuronas ocultas debería situarse preferentemente en el intervalo [5,7] para la red total y [1,7] para las redes individuales, no superando el máximo de 14 celdas. Según la regla de la pirámide geométrica, deben considerarse 6 ó 3 neuronas ocultas, según el tipo de red, mientras que la regla de los patrones aboga por 9 celdas intermedias. Finalmente, según las componentes principales del modelo sólo deben incluirse 2 neuronas ocultas.

La diversidad de resultados obtenidos ha llevado al empleo de técnicas más robustas para determinar la arquitectura de la red, si bien los resultados previos sirven de apoyo a tales modelos.

b) Métodos de poda

Para determinar la arquitectura óptima de los dos tipos de redes analizadas (total e individuales) se han aplicado los métodos de poda más conocidos, esto es:

- “Optimal Brain Surgeon” (la alternativa más robusta),
- “Esqueletonización”,
- “Magnitude Based Pruning” y
- “Unidades No Contributivas” basadas en “weight decay” (los dos últimos con un menor fundamento matemático).

El software utilizado ha sido el programa informático SNNS® v. 4.2, desarrollado por las universidades alemanas de Stuttgart y Tübingen, aplicando la técnica “multiple group cross-validation” o MGCV con $k=3$, $m=3$, al objeto de determinar la red óptima; de esta forma, el 67% de los ejemplos son considerados para el entrenamiento (≈ 172 ejemplos) y el 33% restante para el test (≈ 85 ejemplos) respecto a cada una de las nuevas validaciones realizadas (tres ejecuciones independientes con tres validaciones cada una).

Se parte de una red inicial con una única capa oculta formada por 14 neuronas (numero máximo aceptado por las reglas “ad hoc”), utilizándose el algoritmo “backpropagation” para el aprendizaje del sistema ($\alpha=0,25$). Como criterio de parada se ha establecido el incremento de la raíz del error cuadrático medio (RMSE) “post poda” respecto al RMSE⁷⁷ cometido por el modelo inicial, considerándose cuatro máximos permitidos: 5%, 10%, 15% y 20%. Por su parte, el empleo del RMSE lleva a utilizar funciones de transferencia derivables en todos los puntos, seleccionándose las funciones sigmoiales que tan buen comportamiento han demostrado tradicionalmente en problemas clasificatorios.

Las Tablas 4.78 y 4.79 recogen los resultados obtenidos para los dos modelos analizados (red total y conjunto de redes individuales)

RED TOTAL		Incremento máximo “post-poda” en el RMSE			
		5%	10%	15%	20%
Submuestra 1	OBS	2 neuronas 0,36314 0,36948	2 neuronas 0,34397 0,36011	2 neuronas 0,35108 0,37999	2 neuronas 0,36100 0,37272
	Esquelet.	2 neuronas 0,37512 0,38169	0 neuronas - -	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	8 neuronas 0,35821 0,37631	7 neuronas 0,36232 0,37326	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	UNC	2 neuronas 0,36823 0,37748	2 neuronas 0,36823 0,37748	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	OBS	4 neuronas* 0,36187 0,39840	3 neuronas* 0,36651 0,40100	1 neurona* 0,40426 0,41973	0 neuronas - -
	Esquelet.	1 neurona 0,34271 0,35791	1 neurona 0,36444 0,36817	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	4 neuronas 0,32889 0,37765	3 neuronas 0,36023 0,37840	2 neuronas 0,38632 0,39403	2 neuronas 0,38632 0,39403
	UNC	5 neuronas 0,32678 0,36244	2 neuronas 0,36597 0,36825	0 neuronas - -	0 neuronas - -
Submuestra 3	OBS	3 neuronas* 0,33665 0,35914	3 neuronas* 0,33665 0,35914	1 neurona* 0,36767 0,36890	1 neurona* 0,36708 0,37629
	Esquelet.	1 neurona 0,35233 0,35358	1 neurona 0,36444 0,36817	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	Magprun	8 neuronas 0,33491 0,38501	8 ocultas 0,33491 0,38501	8 ocultas 0,33491 0,38501	8 ocultas 0,33491 0,38501
	UNC	1 neurona 0,34745 0,35929	1 neurona 0,35533 0,36399	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	OBS	2 neuronas* 0,35376 0,34419	2 neuronas* 0,35376 0,34419	1 neurona* 0,36581 0,37331	1 neurona* 0,36581 0,37331
	Esquelet.	1 neurona 0,35648 0,35158	1 neurona 0,36330 0,36352	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	3 neuronas 0,34209 0,35592	3 neuronas 0,35709 0,35971	2 neuronas 0,37049 0,36936	2 neuronas 0,37049 0,36936
	UNC	2 neuronas 0,34388 0,36084	1 neurona 0,36238 0,36210	0 neuronas - -	0 neuronas - -

Aplicación de métodos de poda (red total)

Tabla 4.78 (I)

⁷⁷ Realmente el programa SNNS® utiliza como criterio de detención el incremento del error cuadrático total o SSE (suma del error cuadrático para cada uno de los patrones); lógicamente, esta magnitud depende del número de patrones del modelo y dificulta la interpretación de los resultados obtenidos, al tratarse de un error cuadrático. Para superar esta dificultad se consideró más oportuno el empleo del RMSE, lo que obligó a realizar una transformación de los parámetros a introducir en el programa al obtenerse la relación $Incremento_{RMSE} = \sqrt{1 + Incremento_{SSE}} - 1$.

RED TOTAL		Incremento máximo "post-poda" en el RMSE			
		5%	10%	15%	20%
Submuestra 5	OBS	3 neuronas* 0,36983 0,38982	1 neurona* 0,36590 0,37383	1 neurona* 0,36160 0,36480	0 neuronas - -
	Esquelet.	1 neurona 0,34074 0,35942	1 neurona 0,35302 0,36014	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	6 neuronas 0,33486 0,37213	6 ocultas 0,34529 0,38163	6 ocultas 0,35613 0,38367	5 ocultas 0,37718 0,40548
	UNC	1 neurona 0,33926 0,34970	1 neurona 0,34373 0,35617	0 neuronas - -	0 neuronas - -
Submuestra 6	OBS	4 neuronas* 0,32287 0,37984	3 neuronas* 0,32287 0,37984	3 neuronas* 0,34943 0,37987	1 neurona 0,37061 0,370043
	Esquelet.	6 neuronas 0,33961 0,35631	1 neurona 0,35556 0,36560	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	7 neuronas 0,34902 0,40250	7 neuronas 0,34902 0,40250	7 neuronas 0,34902 0,40250	7 neuronas 0,34902 0,40250
	UNC	1 neurona 0,34470 0,35958	1 neurona 0,36202 0,37097	0 neuronas - -	0 neuronas - -
Submuestra 7	OBS	4 neuronas* 0,33404 0,36870	4 neuronas 0,33404 0,36870	1 neurona* 0,37188 0,37123	1 neurona* 0,37188 0,37123
	Esquelet.	1 neurona 0,35476 0,36028	1 neurona 0,35993 0,36388	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	6 neuronas 0,34995 0,38052	4 neuronas 0,34978 0,36543	2 neuronas 0,37693 0,39418	2 neuronas 0,37693 0,39418
	UNC	1 neurona 0,34534 0,34956	1 neurona 0,35885 0,36611	0 neuronas - -	0 neuronas - -
Submuestra 8	OBS	3 neuronas* 0,33578 0,37726	2 neuronas* 0,36939 0,36712	2 neuronas* 0,37365 0,40182	1 neurona* 0,37365 0,40182
	Esquelet.	2 neuronas 0,34404 0,36230	1 neurona 0,35565 0,36927	1 neurona 0,38970 0,38690	1 neurona 0,36360 0,37571
	MagPrun	6 neuronas 0,34600 0,38306	4 neuronas 0,34830 0,37788	1 neurona 0,36835 0,38022	0 neuronas - -
	UNC	2 neuronas 0,33795 0,35508	1 neurona 0,34089 0,34976	0 neuronas - -	0 neuronas - -
Submuestra 9	OBS	6 neuronas* 0,33920 0,37598	1 neurona* 0,35220 0,35898	1 neurona* 0,35692 0,36017	1 neurona* 0,37371 0,36927
	Esquelet.	1 neurona 0,34598 0,36086	1 neurona 0,34598 0,36086	0 neuronas - -	0 neuronas - -
	MagPrun	7 neuronas 0,33521 0,37293	7 neuronas 0,34297 0,36971	7 neuronas 0,34297 0,36971	5 neuronas 0,38312 0,39849
	UNC	1 neurona 0,34508 0,36150	1 neurona 0,35782 0,37352	0 neuronas - -	0 neuronas - -

Fuente: Elaboración propia

Notas: Para cada submuestra, método y error se incluyen tres datos: número de neuronas ocultas, error cuadrático medio cometido para la submuestra de entrenamiento y error cuadrático medio cometido para la submuestra de validación.

Los símbolos * y ** hacen referencia a la presencia en la red de una y dos conexiones directas (respectivamente) entre la capa de entrada y la capa de salida. Este tipo de conexiones suele ser habitual cuando se utiliza la técnica UNC.

Aplicación de métodos de poda (red total)

Tabla 4.78 (y II)

[illegible]

REDES PARCIALES	Submuestra	Red 1 (rating "AA")			Red 2 (rating "A")			Red 3 (rating "BB")			Red 4 (rating "BB")			Red 5 (rating "B")		
		5%	10%	15%	5%	10%	15%	5%	10%	15%	5%	10%	15%	5%	10%	15%
		0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
6	OBS	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
	Magphun	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	3 neuronas 0.47512 0.58585	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
	UNC	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	3 neuronas 0.18224 0.23422	0 neuronas	2 neuronas 0.18199 0.16700
	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	0 neuronas
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
7	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	7 neuronas 0.46831 0.49585	7 neuronas 0.46831 0.49585	0 neuronas	3 neuronas 0.46831 0.49585	0 neuronas	0 neuronas	3 neuronas 0.26458 0.32624	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.19123 0.24528	0 neuronas	0 neuronas
	Magphun	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	3 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.19123 0.24528	0 neuronas	0 neuronas
	UNC	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.19123 0.24528	0 neuronas	0 neuronas
	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	3 neuronas 0.16929 0.20027	0 neuronas	2 neuronas 0.20027 0.22634
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
	Magphun	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
8	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
	Magphun	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
	UNC	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.31266 0.36833	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.31266 0.36833	0 neuronas	2 neuronas 0.31266 0.36833
	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
9	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas
	Magphun	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
	UNC	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	1 neuronas 0.40305 0.42080	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.31266 0.36833	0 neuronas	0 neuronas	1 neuronas 0.31266 0.36833	0 neuronas	2 neuronas 0.31266 0.36833
	OBS	2 neuronas 0.21364 0.22229	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	2 neuronas 0.43882 0.47512	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.33504 0.33504	0 neuronas	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458	0 neuronas	2 neuronas 0.26458 0.26458
	Esquelet.	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas	0 neuronas

Fuente: Elaboración propia

Notas: - Para cada submuestra, método y error se incluyen tres datos: número de neuronas ocultas, error cuadrático medio cometido para la submuestra de entrenamiento y error cuadrático medio cometido para la submuestra de validación.
 - Los símbolos * y ** hacen referencia a la presencia en la red de una y dos conexiones directas (respectivamente) entre la capa de entrada y la capa de salida. Este tipo de conexiones suele ser habitual cuando se utiliza la técnica UNC.

Aplicación de métodos de poda: Redes parciales

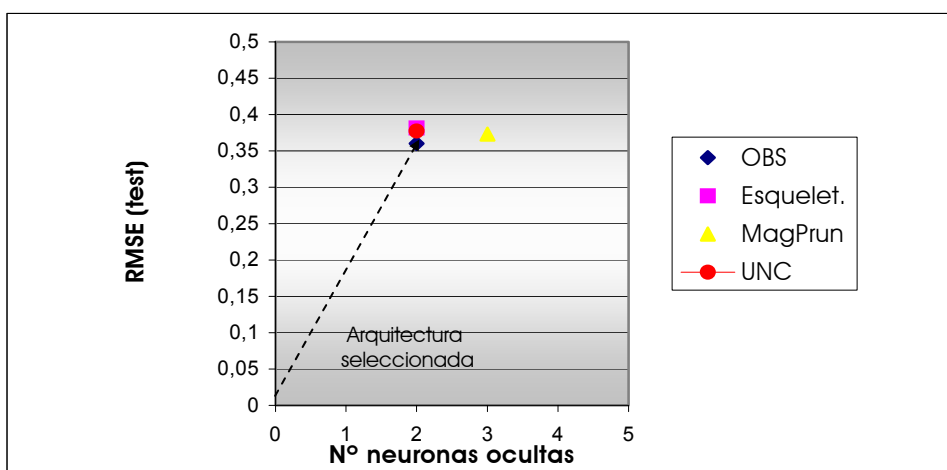
Tabla 4.79 (y II)

El análisis de las tablas anteriores permite destacar los siguientes aspectos:

- ✓ Existe una gran disparidad de resultados para los distintos métodos y submuestras, tanto por lo que respecta a la red total como a las redes individuales.
- ✓ Se observan diferencias entre las distintas redes individuales, que suelen presentar un número diferente de neuronas ocultas para cada rating y método.
- ✓ Respecto a los límites establecidos para el incremento del RMSE “post-poda” se observa que, con carácter general, a partir del límite del 10% se generan redes sin neuronas ocultas (y por tanto, con una poda excesiva).
- ✓ El método UNC es el más estable, seleccionando en su mayoría capas ocultas con una o dos neuronas, tanto para la red total como para las redes parciales.
- ✓ Los métodos “MagPrun” y “Esqueletonización” son los que presentan una mayor variabilidad en los resultados obtenidos, que oscilan entre 8 y 0 neuronas (red total) y entre 13 y 0 neuronas (modelos parciales).

De esta forma, puede concluirse la no existencia de resultados convergentes entre los métodos, si bien el método UNC, que resulta el más robusto de los presentados, aboga por redes con una o dos neuronas ocultas.

Al objeto de resolver esta dificultad, se ha aplicado un método de selección del número de neuronas ocultas que, basándose en los postulados de UTANS y MOODY (1991; 1994), relaciona el $RMSE_{test}$ de cada técnica y submuestra con el número de procesadores ocultos que lo generan. Los resultados obtenidos para cada técnica y error incremental se comparan entre sí, estableciéndose la topología óptima mediante el punto con mínima distancia al origen. La red final se determina mediante el promedio ponderado de las topologías óptimas obtenidas para cada submuestra (Figura 4.26).



Fuente: Elaboración propia.

Determinación de la arquitectura óptima (red total-submuestra 1)
Figura 4.26

Los resultados obtenidos para cada red se recogen en la Tabla 4.80.

Red total	Subm.1	Subm.2	Subm.3	Subm.4	Subm.5	Subm.6	Subm.7	Subm.8	Subm.9	Media
Nº ocultas	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1,11111
Método	OBS	Esquel.	Esquel.	Esquel.	Esquel.	UNC	UNC	UNC	Esquel.	-
RMSE-test	0,36011	0,35791	0,35358	0,35158	0,35942	0,35958	0,34956	0,34976	0,36086	0,35576
Red 1	Subm.1	Subm.2	Subm.3	Subm.4	Subm.5	Subm.6	Subm.7	Subm.8	Subm.9	Media
Nº ocultas	3	1	1	1	2	2	1	2	-	1,63895
Método	MBP	UNC	OBS	UNC	OBS	OBS	UNC	OBS	-	-
RMSE-test	0,22079	0,22762	0,23645	0,23037	0,22561	0,21941	0,22930	0,21760	-	0,22574
Red 2	Subm.1	Subm.2	Subm.3	Subm.4	Subm.5	Subm.6	Subm.7	Subm.8	Subm.9	Media
Nº ocultas	1	2	1	2	2	1	2	1	1	1,44736
Método	UNC	OBS	UNC	OBS	MBP	UNC	MBP	UNC	UNC	-
RMSE-test	0,44877	0,40877	0,43504	0,40877	0,43374	0,41000	0,44303	0,42423	0,42431	0,42582
Red 3	Subm.1	Subm.2	Subm.3	Subm.4	Subm.5	Subm.6	Subm.7	Subm.8	Subm.9	Media
Nº ocultas	-	2	1	1	2	1	1	1	1	1,36019
Método	-	Esquel.	UNC	Esquel.	OBS	UNC	UNC	UNC	UNC	-
RMSE-test	-	0,22641	0,56894	0,50818	0,49434	0,54981	0,51970	0,50410	0,50412	0,44745
Red 4	Subm.1	Subm.2	Subm.3	Subm.4	Subm.5	Subm.6	Subm.7	Subm.8	Subm.9	Media
Nº ocultas	1	2	1	1	1	-	3	1	1	1,39116
Método	MBP	UNC	UNC	MBP	MBP	-	MBP	UNC	UNC	-
RMSE-test	0,31829	0,32894	0,35307	0,29945	0,38523	-	0,32624	0,36833	0,36833	0,34123
Red 5	Subm.1	Subm.2	Subm.3	Subm.4	Subm.5	Subm.6	Subm.7	Subm.8	Subm.9	Media
Nº ocultas	1	2	2	1	1	2	1,5	2	2	1,69189
Método	OBS	MBP	UNC	UNC	UNC	UNC	UNC	MBP	UNC	-
RMSE-test	0,47213	0,24785	0,22946	0,28698	0,27830	0,16700	0,24135	0,22603	0,22594	0,24610

Fuente: Elaboración propia

Selección de la arquitectura óptima de red

Tabla 4.80

Los resultados anteriores permiten observar que el número de neuronas ocultas para cada red se sitúa entre uno y dos, alcanzándose el máximo para la red “clase 5” (1,69 unidades) y el mínimo para la red total (1,16 unidades). Por lo que respecta a la tasa final de error (RMSE), el máximo se presenta para la “clase 3” intermedia (44,75%), correspondiendo el mínimo a la “clase 1” extrema (22,57%).

Dado que el número de neuronas ocultas debe ser entero y positivo, se opta por redondear los cálculos previos al entero superior que, en este caso, toma el valor 2 para todos los tipos de red. De esta forma, el número de parámetros libres para la red total es de 77, mientras que para las redes individuales es de 17 (incluyendo en todos los casos los umbrales de las neuronas).

c) Métodos constructivos

Por lo que respecta a la aplicación de métodos constructivos para la determinación de la topología óptima de la red, se aplica el algoritmo “*Pruning Cascade-Correlation*” combinado con tres métodos de simplificación⁷⁸ diferentes: “*Sibling/Descendant Cascade-Correlation*” (SDCC), “*Random Layer Cascade Correlation*” (RLCC) y “*Static Algorithms*” (SA). La detención del algoritmo se fundamenta en la minimización del error en test (o error de validación, en este caso). Los resultados obtenidos para la red total se resumen en la Tabla 4.81; por simplicidad, para las redes parciales sólo se incluyen los resultados medios obtenidos para cada alternativa (Tabla 4.82). Los datos relativos a la arquitectura de la red son:

- La primera línea indica el número de neuronas ocultas. La ordenación en capas de las neuronas ocultas es la siguiente: la presencia de un signo “x” indica la existencia de dos capas ocultas conectas entre sí; una capa predecida

⁷⁸ Considerando los siguientes parámetros: (1) SDCC: $\lambda=0,000$ (orientado a la obtención de redes con una única capa oculta); (2) RLCC: $f=2,0000$ (al objeto de obtener redes tendentes a un máximo de dos capas ocultas); y (3) SA: $b=\Delta b=d=0,0000$ (con el objetivo de conseguir redes con una única capa oculta).

por el signo “+” indica la existencia de una capa oculta que únicamente presenta conexiones con la capa de entrada y con la de salida, pero no con otras capas ocultas; la no especificación de la arquitectura de la red indica la existencia de una única capa oculta.

- La segunda fila indica el número de conexiones existentes entre las neuronas ocultas.
- La tercera fila informa del número de conexiones directas entrada-salida presentes en la red.
- La cuarta fila indica el número total de conexiones existentes en la red
- La tasa de error se refiere al error cuadrático medio.

	RED TOTAL	Método de simplificación utilizado			
		Ninguno	SDCC	RLCC	SA
Submuestra 1	Arquitect.	17 neur. Oc. (17 capas x1) 128 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 320 conex. totales	24 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 274 conex. totales	24 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 274 conex. totales	26 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 312 conex. totales
	Error	0,3587 (entrenam.) 0,3595 (test)	0,3551 (entrenam.) 0,3571 (test)	0,3551 (entrenam.) 0,3571 (test)	0,3550 (entrenam.) 0,3570 (test)
Submuestra 2	Arquitect.	26 neur. Oc. (6 capas x1) 312 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 622 conex. totales	22 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 264 conex. totales	46 neur. Oc. (45+1) 0 conex. ocultas 7 conex. entr.-sal. 334 conex. totales	26 neur. Oc. (26 capas x1) 312 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 622 conex. totales
	Error	0,3544 (entrenam.) 0,3591 (test)	0,3546 (entrenam.) 0,3592 (test)	0,3541 (entrenam.) 0,3570 (test)	0,3544 (entrenam.) 0,3591 (test)
Submuestra 3	Arquitect.	42 neur. Oc. (41 capas x1 + 1) 722 conex. ocultas 7 conex. entr.-sal. 1214 con. totales	31 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 372 conex. totales	31 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 372 conex. totales	31 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entrada-sal. 372 conex. totales
	Error	0,3574 (entrenam.) 0,3520 (test)	0,3574 (entrenam.) 0,3521 (test)	0,3574 (entrenam.) 0,3521 (test)	0,3574 (entrenam.) 0,3521 (test)
Submuestra 4	Arquitect.	27 neur. Oc. (27 capas x1) 338 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 662 conex. totales	23 neur. Oc. (23 capas x1) 276 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 320 conex. totales	23 neur. Oc. (23 capas x1) 276 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 320 conex. totales	27 neur. Oc. (27 capas x1) 338 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 662 conex. totales
	Error	0,3563 (entrenam.) 0,3565 (test)	0,3563 (entrenam.) 0,3564 (test)	0,3563 (entrenam.) 0,3564 (test)	0,3563 (entrenam.) 0,3565 (test)
Submuestra 5	Arquitect.	20 neur. Oc. (20 capas x1) 200 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 447 conex. totales	22 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 264 conex. totales	22 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 264 conex. totales	19 neur. Oc. (19 capas x1) 162 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 390 conex. totales
	Error	0,3578 (entrenam.) 0,3580 (test)	0,3551 (entrenam.) 0,3578 (test)	0,3551 (entrenam.) 0,3578 (test)	0,3572 (entrenam.) 0,3590 (test)
Submuestra 6	Arquitect.	25 neur. Oc. (25 capas x1) 288 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 588 conex. totales	21 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 252 conex. totales	21 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 252 conex. totales	25 neur. Oc. (25 capas x1) 288 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 588 conex. totales
	Error	0,3571 (entrenam.) 0,3563 (test)	0,3571 (entrenam.) 0,3564 (test)	0,3571 (entrenam.) 0,3564 (test)	0,3571 (entrenam.) 0,3563 (test)
Submuestra 7	Arquitect.	22 neur. Oc. (22 capas x1) 221 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 485 conex. totales	24 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 288 conex. totales	25 neur. Oc. (24+1) 0 conex. ocultas 7 conex. entr.-sal. 300 conex. totales	22 neur. Oc. (22 capas x1) 221 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 485 conex. totales
	Error	0,3580 (entrenam.) 0,3563 (test)	0,3539 (entrenam.) 0,3549 (test)	0,3566 (entrenam.) 0,3549 (test)	0,3580 (entrenam.) 0,3563 (test)
Submuestra 8	Arquitect.	26 neur. Oc. (26 capas x1) 312 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 624 conex. totales	22 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 264 conex. totales	22 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 264 conex. totales	26 neur. Oc. (26 capas x1) 312 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 624 conex. totales
	Error	0,3572 (entrenam.) 0,3549 (test)	0,3572 (entrenam.) 0,3549 (test)	0,3572 (entrenam.) 0,3549 (test)	0,3572 (entrenam.) 0,3549 (test)
Submuestra 9	Arquitect.	19 neur. Oc. (19 capas x1) 162 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 390 conex. totales	16 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 192 conex. totales	16 neur. Oc. 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 192 conex. totales	19 neur. Oc. (19 capas x1) 162 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 390 conex. totales
	Error	0,3563 (entrenam.) 0,3617 (test)	0,3567 (entrenam.) 0,3619 (test)	0,3567 (entrenam.) 0,3619 (test)	0,3563 (entrenam.) 0,3617 (test)

Fuente: Elaboración propia

Aplicación de métodos constructivos (red total)
Tabla 4.81

A la vista de la tabla anterior, se observa que los métodos constructivos generan redes excesivamente complejas, tanto por lo que respecta al número de neuronas ocultas como respecto a su estructuración en capas, en cuanto a la red total y a las diferentes redes parciales. Por su parte, el empleo de métodos de simplificación no ha permitido resolver este problema, observándose similares resultados para los pares de alternativas “sin simplificación” -“SA” y “SLCC” - “RDCC”, respectivamente.

Así, para la red total se proponen sistemas que incluyen entre 17 y 42 neuronas ocultas, y que generan un error en test que oscila entre el 35,31% y el 36,19%.

	REDES PARCIALES	Método de simplificación utilizado			
		Ninguno	SDCC	RLCC	SA
RED 1	Arquitect.	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capax3) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 23 conex. totales	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales
	Error	0,2505 (entrenam.) 0,2406 (test)	0,2505 (entrenam.) 0,2406 (test)	0,2505 (entrenam.) 0,2406 (test)	0,2505 (entrenam.) 0,2406 (test)
RED 2	Arquitect.	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capa x3) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 23 conex. totales	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales
	Error	0,4889 (entrenam.) 0,4852 (test)	0,4889 (entrenam.) 0,4852 (test)	0,4889 (entrenam.) 0,4852 (test)	0,4889 (entrenam.) 0,4852 (test)
RED 3	Arquitect.	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (2x1) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capax3) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 23 conex. totales	2 neur. Oc. (1 capa x2) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 16 conex. totales
	Error	0,5049 (entrenam.) 0,5027 (test)	0,5049 (entrenam.) 0,5027 (test)	0,5049 (entrenam.) 0,5027 (test)	0,4984 (entrenam.) 0,4985 (test)
RED 4	Arquitect.	3 neur. Oc. (1 capa x3) 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capa x3) 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capa x3) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 23 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capa x3) 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales
	Error	0,3209 (entrenam.) 0,3229 (test)	0,3209 (entrenam.) 0,3229 (test)	0,3209 (entrenam.) 0,3229 (test)	0,3203 (entrenam.) 0,3225 (test)
RED 5	Arquitect.	3 neur. Oc. (1 capa x3) 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capa x3) 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales	3 neur. Oc. (1 capa x3) 2 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 18 conex. totales	3 neur. Oc. (2x1) 0 conex. ocultas 0 conex. entr.-sal. 25 conex. totales
	Error	0,3226 (entrenam.) 0,3088 (test)	0,3226 (entrenam.) 0,3088 (test)	0,2812 (entrenam.) 0,2659 (test)	0,3226 (entrenam.) 0,3088 (test)

Fuente: Elaboración propia

Aplicación de métodos constructivos (redes parciales)
Tabla 4.82

Para las redes parciales se observan estructuras más reducidas, que oscilan entre 2 y 3 neuronas ocultas, dado que la arquitectura del sistema es mucho más simple.

Estas tasas de error resultan similares a las que se obtienen mediante los métodos de poda que, sin embargo, generan redes mucho más sencillas y con un número de parámetros libres muy inferior. De esta forma, se opta por seleccionar las arquitecturas de red propuestas por las técnicas de poda, obteniendo las siguientes topologías:

- ✓ Red total: $7 \times 2 \times 5$.
- ✓ Redes individuales (cada una): $7 \times 2 \times 1$.

4.4.4.1.1.2. Aprendizaje de la red

Una vez determinada la arquitectura óptima de red para la caracterización de la calificación crediticia de las entidades aseguradoras europeas, se procede al

entrenamiento del sistema propiamente dicho, considerando dos algoritmos diferenciados.

1. El algoritmo “backpropagation”, o de retropropagación de error. Los parámetros establecidos para el aprendizaje del modelo son los siguientes:

- 1.1. *Red total*: Se considera la constante de aprendizaje $\alpha=0.2$, junto con un término momento ($\beta=0.4$) y un término FSEV=0,10 (al objeto de reducir el riesgo de detención en mínimos locales). Las funciones de transferencia empleadas en las capas oculta y salida son de tipo sigmoideal:

$$f(Net_i) = \frac{1}{1 + e^{-\beta Net_i}},$$

considerándose la función identidad como función de salida, lo que limita el output de cada unidad al intervalo (0,1) y facilita el establecimiento del umbral 0,5 para separar las distintas clases en cada neurona final.

Las variables exógenas presentadas a la red se normalizan “along channel” en el intervalo (0,1), mientras que las variables endógenas Y_i ($i=1,\dots,5$) toman inicialmente los valores {0,1} (1 si el ejemplo pertenece a la i -ésima clase y 0 en caso contrario), si bien posteriormente son reescaladas a {0.1,0.9} para acelerar la convergencia de la red.

- 1.2. *Redes individuales*: Para cada una de las redes parciales se considera la constante de aprendizaje $\alpha=0.25$ junto con un término momento ($\beta=0.5$) y un término FSEV=0,10 (al objeto de reducir el riesgo de detención en un mínimo local. Al igual que en el caso anterior, estos parámetros son determinados “ad hoc”.

El resto de parámetros del modelo coinciden con los de la red total, si bien en este caso sólo existe una variable endógena para cada red, como se comentó previamente.

2. El algoritmo “Scaled Conjugate Gradient” (SCG), basado en el análisis de la segunda derivada de la función de error, con el objetivo de acelerar la convergencia del sistema.

- 2.1. *Red total*: Se considera la arquitectura de red 7x2x5, con los parámetros $\sigma=10^{-4}$, $\lambda=10^{-6}$, $\Delta_{max}=0,00$ y $\varepsilon=10^{-8}$.
- 2.2. *Redes individuales*: Se establece para cada red la topología 7x2x1, con idénticos parámetros de aprendizaje ($\sigma=10^{-4}$, $\lambda=10^{-6}$, $\Delta_{max}=0,00$ y $\varepsilon=10^{-8}$).

Por lo que respecta a la estimación del error real cometido, se utilizan las tres variantes de bootstrap ya comentadas (0.632, 0.632' y 0.632+), con $B=50$. Para cada replicación, se entrena la red con la submuestra de aprendizaje, empleando la submuestra de test como conjunto de validación para detener el sistema. Asimismo, al objeto de evitar la detención en mínimos locales, para cada replicación se ejecuta el aprendizaje sobre 10 subconjuntos distintos de pesos iniciales, promediándose los resultados obtenidos.

Finalmente, por lo que respecta a la determinación del error aparente, se aplica la técnica MGCV con $k=m=3$, lo que genera nueve submuestras de aprendizaje (y otras tantas de test) sobre las que se calcula la red óptima. El modelo final de red se estima

de forma que el error final cometido coincida con el error medio aparente derivado de las submuestras⁷⁹.

Las Tablas 4.83 y 4.84 recogen las matrices de clasificación para los algoritmos “backpropagation” y “SCG”, así como los resultados derivados del ajuste “predicho±1 categoría”.

La Tablas 4.85 y 4.86 resumen los resultados obtenidos para las distintas redes (total y combinación de redes parciales) y algoritmos de aprendizaje.

	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON (“backpropagation”)						PERCEPTRON (“backpropagation”) (Predicho ± 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	14	0	0	16	2	-	14	0	0	16
A	0	7	71	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	3	100	7	3	113	0	-	110	-	3	113
BB	0	0	15	9	6	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	2	2	16	20	0	0	2	-	18	20
Total	0	12	202	18	25	257	2	78	126	30	21	257
	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON (“backpropagation”)						PERCEPTRON (“backpropagation”) (Predicho ± 1)					
	REDES PARCIALES						REDES PARCIALES					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	5	11	0	0	16	5	-	11	0	0	16
A	0	13	65	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	3	107	3	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	0	12	12	6	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	1	1	18	20	0	0	1	-	19	20
Total	0	21	196	16	24	257	5	78	125	30	19	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Perceptrón Multicapa (“backpropagation”)
Tabla 4.83

⁷⁹ Considerando diez subconjuntos iniciales de pesos al objeto de conseguir una mejor estimación de la probabilidad que un individuo resultase erróneamente clasificado.

	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("SCG")						PERCEPTRON ("SCG") (Predicho ± 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	16	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	0	55	23	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	21	90	0	2	113	0	-	111	-	2	113
BB	0	1	23	2	4	30	0	1	-	29	-	30
B	0	1	4	1	14	20	0	1	4	-	15	20
Total	0	94	140	3	20	257	16	80	115	29	17	257
	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("SCG")						PERCEPTRON ("SCG") (Predicho ± 1)					
	REDES PARCIALES						REDES PARCIALES					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	15	1	0	0	16	15	-	1	0	0	16
A	0	62	16	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	18	94	1	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	1	20	5	4	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	3	1	16	20	0	0	3	-	17	20
Total	0	96	134	7	20	257	15	79	117	29	17	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Perceptrón Multicapa ("SCG")
Tabla 4.84

Como puede observarse, la red tipo "backpropagation" genera un error aparente (48,6% red total; 41,6% redes parciales) significativamente superior a la red tipo "SCG" (37,8% red total; 31,1% redes parciales), comprobándose la mayor eficacia del último algoritmo (porcentaje correcto de clasificación del 62,2% y 68,9%, respectivamente). En cuanto a la comparación entre redes totales y parciales, se observa un mejor desempeño de estas últimas, si bien las diferencias no son excesivamente significativas, teniendo en cuenta la mayor complejidad que suponen.

De esta forma, el modelo "backpropagation" comete un porcentaje de error ligeramente superior a los métodos estadísticos previos (MDA, logit), mientras que el modelo SCG presenta el menor error de todos los modelos analizados hasta este momento.

Por lo que respecta al ajuste "predicho ± 1 categoría", el error aparente se reduce mucho, alcanzando porcentajes del 7,39% y 4,67% para la alternativa "backpropagation", y del 3,11% y 1,94% para el modelo "SCG" (redes totales y parciales, respectivamente); de esta forma, el modelo SCG concentra los resultados en categorías más próximas al rating real que el modelo "backpropagation", lo que constituye una ventaja para la formulación de redes bayesianas finales y para la aplicación práctica del modelo.

Las Figuras 4.27, 4.28 y 4.29 resumen los modelos finales obtenidos para los algoritmos "backpropagation" y "SCG", considerando tanto la ejecución de una única

red total como la combinación de las cinco redes individuales presentadas. Las redes recogidas son redes tipo, derivadas de uno de los 10 suconjuntos iniciales de pesos.

RED TOTAL						COMBINACIÓN DE REDES PARCIALES					
Back-propagation	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E_0}$)		Error real estimado		Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E_0}$)		Error real estimado		
		Media	Intervalo de confianza $\alpha=0.05$	Media	Intervalo de confianza $\alpha=0.05$		Media	Intervalo de confianza $\alpha=0.05$	Media	Intervalo de confianza $\alpha=0.05$	
Boot. 0.632											
Error total	0.486	0.555	(0.485 , 0.626)	0.531	(0.486 , 0.576)	0.416	0.510	(0.393 , 0.628)	0.475	(0.401 , 0.550)	
Error tipo 1	1.000	1.000	-	1.000	-	1.000	0.979	(0.850 , 1.109)	0.987	(0.905 , 1.069)	
Tipo 1.2	0.111	0.011	(-0.113 , 0.193)	0.048	(-0.031 , 0.163)	0.326	0.457	(-0.110 , 1.025)	0.409	(0.050 , 0.768)	
Tipo 1.3	0.889	0.989	(0.855 , 1.121)	0.952	(0.867 , 1.036)	0.674	0.517	(-0.039 , 1.074)	0.575	(0.223 , 0.927)	
Tipo 1.4	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.005	(-0.053 , 0.063)	0.003	(-0.033 , 0.040)	
Tipo 1.5	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Error tipo 2	0.910	0.994	(0.953 , 1.037)	0.963	(0.937 , 0.990)	0.831	0.758	(0.460 , 1.057)	0.785	(0.597 , 0.974)	
Tipo 2.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.013	(-0.111 , 0.138)	0.008	(-0.070 , 0.087)	
Tipo 2.3	0.908	0.981	(0.914 , 1.049)	0.954	(0.912 , 0.997)	0.831	0.715	(0.349 , 1.080)	0.758	(0.526 , 0.988)	
Tipo 2.4	0.002	0.012	(-0.044 , 0.069)	0.008	(-0.027 , 0.044)	0.000	0.030	(-0.157 , 0.218)	0.019	(-0.099 , 0.138)	
Tipo 2.5	0.000	0.001	(-0.010 , 0.012)	0.001	(-0.006 , 0.008)	0.000	0.000	-	0.000	-	
Error tipo 3	0.117	0.151	(-0.036 , 0.339)	0.138	(0.020 , 0.257)	0.052	0.186	(-0.118 , 0.490)	0.136	(-0.055 , 0.329)	
Tipo 3.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.010	(-0.109 , 0.130)	0.006	(-0.069 , 0.082)	
Tipo 3.2	0.029	0.001	(-0.008 , 0.010)	0.011	(0.006 , 0.017)	0.024	0.061	(-0.039 , 0.160)	0.047	(-0.016 , 0.110)	
Tipo 3.4	0.062	0.100	(-0.099 , 0.299)	0.086	(-0.040 , 0.212)	0.023	0.086	(-0.168 , 0.340)	0.063	(-0.098 , 0.223)	
Tipo 3.5	0.026	0.050	(-0.019 , 0.119)	0.041	(-0.002 , 0.085)	0.005	0.029	(-0.026 , 0.085)	0.020	(-0.015 , 0.056)	
Error tipo 4	0.711	0.734	(0.339 , 1.129)	0.725	(0.476 , 0.975)	0.612	0.835	(0.497 , 1.173)	0.753	(0.539 , 0.967)	
Tipo 4.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.012	(-0.131 , 0.155)	0.007	(-0.083 , 0.098)	
Tipo 4.2	0.006	0.000	-	0.002	-	0.017	0.008	(-0.071 , 0.088)	0.011	(-0.039 , 0.062)	
Tipo 4.3	0.511	0.517	(0.109 , 0.925)	0.515	(0.257 , 0.773)	0.401	0.617	(0.215 , 1.018)	0.538	(0.283 , 0.790)	
Tipo 4.5	0.194	0.217	(0 , 0.434)	0.208	(0.071 , 0.346)	0.194	0.198	(0 , 0.395)	0.197	(0.071 , 0.321)	
Error tipo 5	0.186	0.342	(0.044 , 0.639)	0.285	(0.096 , 0.472)	0.118	0.391	(0.055 , 0.727)	0.291	(0.078 , 0.503)	
Tipo 5.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.011	(-0.116 , 0.138)	0.007	(-0.073 , 0.087)	
Tipo 5.2	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.008	(-0.071 , 0.088)	0.005	(-0.045 , 0.055)	
Tipo 5.3	0.126	0.203	(-0.107 , 0.512)	0.175	(-0.021 , 0.370)	0.058	0.263	(-0.108 , 0.635)	0.188	(-0.047 , 0.423)	
Tipo 5.4	0.060	0.139	(-0.120 , 0.398)	0.110	(-0.054 , 0.274)	0.060	0.109	(-0.182 , 0.399)	0.091	(-0.092 , 0.274)	
Boot. 0.632'											
Error total	0.486	0.502	-	0.497	-	0.416	0.447	-	0.436	-	
Error tipo 1	1.000	1.000	-	1.000	-	1.000	1.000	-	1.000	-	
Tipo 1.2	0.111	0.444	-	0.321	-	0.326	0.786	-	0.617	-	
Tipo 1.3	0.889	0.500	-	0.643	-	0.674	0.214	-	0.383	-	
Tipo 1.4	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Tipo 1.5	0.000	0.056	-	0.036	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Error tipo 2	0.910	0.713	-	0.785	-	0.831	0.541	-	0.648	-	
Tipo 2.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Tipo 2.3	0.908	0.713	-	0.785	-	0.831	0.541	-	0.648	-	
Tipo 2.4	0.002	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.001	-	
Tipo 2.5	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Error tipo 3	0.117	0.229	-	0.188	-	0.052	0.220	-	0.158	-	
Tipo 3.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Tipo 3.2	0.029	0.092	-	0.069	-	0.024	0.109	-	0.078	-	
Tipo 3.4	0.062	0.102	-	0.087	-	0.023	0.093	-	0.067	-	
Tipo 3.5	0.026	0.035	-	0.032	-	0.005	0.018	-	0.013	-	
Error tipo 4	0.711	0.750	-	0.736	-	0.612	0.750	-	0.699	-	
Tipo 4.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Tipo 4.2	0.006	0.000	-	0.002	-	0.017	0.028	-	0.024	-	
Tipo 4.3	0.511	0.583	-	0.557	-	0.401	0.569	-	0.507	-	
Tipo 4.5	0.194	0.167	-	0.177	-	0.194	0.153	-	0.168	-	
Error tipo 5	0.186	0.375	-	0.305	-	0.118	0.354	-	0.267	-	
Tipo 5.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Tipo 5.2	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.042	-	0.026	-	
Tipo 5.3	0.126	0.167	-	0.152	-	0.058	0.145	-	0.113	-	
Tipo 5.4	0.060	0.208	-	0.153	-	0.060	0.167	-	0.128	-	
Boot. 0.632											
Error total	0.486	0.555	(0.485 , 0.626)	0.540	(0.486 , 0.595)	0.416	0.510	(0.393 , 0.628)	0.487	(0.399 , 0.577)	
Error tipo 1	1.000	1.000	-	1.000	-	1.000	0.979	(0.850 , 1.109)	0.984	(0.886 , 1.077)	
Tipo 1.2	0.111	0.011	(-0.113 , 0.193)	0.034	(-0.062 , 0.174)	0.326	0.457	(-0.110 , 1.025)	0.425	(0.005 , 0.856)	
Tipo 1.3	0.889	0.989	(0.855 , 1.121)	0.966	(0.863 , 1.068)	0.674	0.517	(-0.039 , 1.074)	0.555	(0.133 , 0.978)	
Tipo 1.4	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.005	(-0.053 , 0.063)	0.004	(-0.040 , 0.048)	
Tipo 1.5	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.000	-	0.000	-	
Error tipo 2	0.910	0.994	(0.953 , 1.037)	0.975	(0.943 , 1.008)	0.831	0.758	(0.460 , 1.057)	0.776	(0.549 , 1.002)	
Tipo 2.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.013	(-0.111 , 0.138)	0.010	(-0.084 , 0.105)	
Tipo 2.3	0.908	0.981	(0.914 , 1.049)	0.964	(0.913 , 1.017)	0.831	0.715	(0.349 , 1.080)	0.743	(0.465 , 1.007)	
Tipo 2.4	0.002	0.012	(-0.044 , 0.069)	0.010	(-0.034 , 0.054)	0.000	0.030	(-0.157 , 0.218)	0.023	(-0.119 , 0.165)	
Tipo 2.5	0.000	0.001	(-0.010 , 0.012)	0.001	(-0.008 , 0.009)	0.000	0.000	-	0.000	-	
Error tipo 3	0.117	0.151	(-0.036 , 0.339)	0.143	(-0.001 , 0.288)	0.052	0.186	(-0.118 , 0.490)	0.154	(-0.077 , 0.384)	
Tipo 3.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.010	(-0.109 , 0.130)	0.008	(-0.083 , 0.099)	
Tipo 3.2	0.029	0.001	(-0.008 , 0.010)	0.007	(0.000 , 0.014)	0.024	0.061	(-0.039 , 0.160)	0.052	(-0.024 , 0.127)	
Tipo 3.4	0.062	0.100	(-0.099 , 0.299)	0.091	(-0.062 , 0.245)	0.023	0.086	(-0.168 , 0.340)	0.071	(-0.122 , 0.264)	
Tipo 3.5	0.026	0.050	(-0.019 , 0.119)	0.045	(-0.009 , 0.098)	0.005	0.029	(-0.026 , 0.085)	0.023	(-0.019 , 0.066)	
Error tipo 4	0.711	0.734	(0.339 , 1.129)	0.729	(0.424 , 1.034)	0.612	0.835	(0.497 , 1.173)	0.781	(0.525 , 1.038)	
Tipo 4.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.012	(-0.131 , 0.155)	0.009	(-0.099 , 0.118)	
Tipo 4.2	0.006	0.000	-	0.001	(0.001 , 0.001)	0.017	0.008	(-0.071 , 0.088)	0.010	(-0.050 , 0.071)	
Tipo 4.3	0.511	0.517	(0.109 , 0.925)	0.516	(0.201 , 0.831)	0.401	0.617	(0.215 , 1.018)	0.565	(0.260 , 0.869)	
Tipo 4.5	0.194	0.217	(0 , 0.434)	0.212	(0.044 , 0.379)	0.194	0.198	(0 , 0.395)	0.197	(0.047 , 0.347)	
Error tipo 5	0.186	0.342	(0.044 , 0.639)	0.306	(0.076 , 0.536)	0.118	0.391	(0.055 , 0.727)	0.325	(0.070 , 0.580)	
Tipo 5.1	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.011	(-0.116 , 0.138)	0.008	(-0.088 , 0.105)	
Tipo 5.2	0.000	0.000	-	0.000	-	0.000	0.008	(-0.071 , 0.088)	0.006	(-0.054 , 0.067)	
Tipo 5.3	0.126	0.203	(-0.107 , 0.512)	0.185	(-0.054 , 0.424)	0.058	0.263	(-0.108 , 0.635)	0.214	(-0.068 , 0.496)	
Tipo 5.4	0.060	0.139	(-0.120 , 0.398)	0.121	(-0.079 , 0.321)	0.060	0.109	(-0.182 , 0.399)	0.097	(-0.124 , 0.317)	

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SNNS®.

Notas: - En el caso del modelo 0.632' no puede calcularse el intervalo de confianza asociado al dividirse la muestra en dos únicos grupos (validación cruzada con dos grupos).

- En el caso del modelo 0.632+, $\hat{\gamma} = 0.623$

Redes con algoritmo "backpropagation": Error cometido

Tabla 4.85

RED TOTAL						COMBINACIÓN DE REDES PARCIALES					
Scaled Conjugate Gradient (err)	Error aparente (err)	E0 estimado (Err_{E0})		Error real estimado		Error aparente (err)	E0 estimado (Err_{E0})	Error real estimado			
		Media	Intervalo de confianza $\alpha=0.05$	Media	Intervalo de confianza $\alpha=0.05$						
Boot. 0.632											
Error total	0,378	0,458	(0,373 , 0,544)	0,429	(0,375 , 0,483)	0,311	0,441	(0,348 , 0,535)	0,393	(0,333 , 0,409)	
Error tipo 1	1,000	0,983	(0,822 , 1,144)=[0,822 , 1)	0,989	(0,888 , 1,091)=[0,888 , 1)	1,000	1,000	1	1,000	1	
Tipo 1.2	0,978	0,831	(0,312 , 1,350)=[0,312 , 1)	0,885	(0,557 , 1,213)=[0,557 , 1)	0,923	0,908	(0,560 , 1,225)=[0,560 , 1)	0,914	(0,694 , 1,114)=[0,694 , 1)	
Tipo 1.3	0,022	0,152	(-0,318 , 0,621)=[0 , 0,621)	0,104	(-0,193 , 0,401)=[0 , 0,401)	0,077	0,092	(-0,255 , 0,440)=[0 , 0,440)	0,086	(-0,133 , 0,306)=[0 , 0,306)	
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Error tipo 2	0,295	0,431	(0,016 , 0,846)	0,381	(0,119 , 0,643)	0,206	0,314	(0,042 , 0,597)	0,277	(0,102 , 0,453)	
Tipo 2.1	0,000	0,011	(-0,106 , 0,128)=[0 , 0,128)	0,007	(-0,067 , 0,081)=[0 , 0,081)	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 2.3	0,295	0,420	(0,030 , 0,809)	0,374	(0,1280 , 0,620)	0,206	0,312	(0,038 , 0,598)	0,277	(0,100 , 0,454)	
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,001	(-0,010 , 0,013)=[0 , 0,013)	0,001	(-0,006 , 0,008)=[0 , 0,008)	
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,001	(-0,008 , 0,009)=[0 , 0,009)	0,001	(-0,005 , 0,006)=[0 , 0,006)	
Error tipo 3	0,208	0,245	(0,036 , 0,454)	0,231	(0,099 , 0,363)	0,169	0,306	(0,078 , 0,535)	0,255	(0,111 , 0,400)	
Tipo 3.1	0,000	0,002	(-0,013 , 0,017)=[0 , 0,017)	0,001	(-0,008 , 0,134)=[0 , 0,134)	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 3.2	0,189	0,212	(0,012 , 0,413)	0,204	(0,077 , 0,331)	0,162	0,270	(0,064 , 0,475)	0,230	(0,100 , 0,360)	
Tipo 3.4	0,004	0,017	(-0,040 , 0,074)=[0 , 0,074)	0,012	(-0,024 , 0,048)=[0 , 0,048)	0,006	0,017	(-0,038 , 0,072)=[0 , 0,072)	0,013	(-0,022 , 0,041)=[0 , 0,041)	
Tipo 3.5	0,015	0,014	(-0,016 , 0,043)=[0 , 0,043)	0,014	(-0,005 , 0,033)=[0 , 0,033)	0,001	0,019	(-0,023 , 0,061)=[0 , 0,061)	0,012	(-0,014 , 0,039)=[0 , 0,039)	
Error tipo 4	0,938	0,934	(0,722 , 1,147)=[0,722 , 1)	0,935	(0,801 , 1,070)=[0,801 , 1)	0,825	0,903	(0,671 , 1,345)=[0,671 , 1)	0,874	(0,728 , 1,154)=[0,728 , 1)	
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 4.2	0,022	0,021	(-0,044 , 0,086)=[0 , 0,086)	0,021	(-0,020 , 0,062)=[0 , 0,062)	0,028	0,039	(-0,099 , 0,077)=[0 , 0,077)	0,035	(-0,052 , 0,059)=[0 , 0,059)	
Tipo 4.3	0,772	0,751	(0,492 , 1,011)=[0,492 , 1)	0,759	(0,595 , 0,923)	0,649	0,724	(0,413 , 1,035)=[0,413 , 1)	0,696	(0,500 , 0,893)	
Tipo 4.5	0,144	0,162	(-0,036 , 0,361)=[0 , 0,361)	0,155	(0,030 , 0,281)	0,148	0,140	(-0,040 , 0,321)=[0 , 0,321)	0,143	(0,028 , 0,257)	
Error tipo 5	0,310	0,483	(0,093 , 0,873)=[0 , 0,873)	0,419	(0,173 , 0,666)	0,219	0,415	(0,057 , 0,773)	0,343	(0,117 , 0,569)	
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 5.2	0,049	0,021	(-0,061 , 0,102)=[0 , 0,102)	0,031	(-0,021 , 0,082)=[0 , 0,082)	0,000	0,005	(-0,041 , 0,052)=[0 , 0,052)	0,003	(-0,025 , 0,033)=[0 , 0,033)	
Tipo 5.3	0,201	0,357	(0,010 , 0,704)	0,300	(0,080 , 0,519)	0,140	0,356	(0,021 , 0,690)	0,276	(0,065 , 0,488)	
Tipo 5.4	0,060	0,105	(-0,241 , 0,452)=[0 , 0,452)	0,088	(-0,130 , 0,088)=[0 , 0,088)	0,079	0,054	(-0,141 , 0,248)=[0 , 0,248)	0,064	(-0,060 , 0,186)=[0 , 0,186)	
Boot. 0.632'											
Error total	0,378	0,424	-	0,407	-	0,311	0,432	-	0,387	-	
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-	1,000	1,000	-	1,000	-	
Tipo 1.2	0,978	1,000	-	0,992	-	0,923	1,000	-	0,972	-	
Tipo 1.3	0,022	0,000	-	0,008	-	0,077	0,000	-	0,028	-	
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Error tipo 2	0,295	0,318	-	0,310	-	0,206	0,305	-	0,269	-	
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 2.3	0,295	0,318	-	0,310	-	0,206	0,305	-	0,269	-	
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Error tipo 3	0,208	0,279	-	0,253	-	0,169	0,369	-	0,295	-	
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 3.2	0,189	0,229	-	0,214	-	0,162	0,301	-	0,250	-	
Tipo 3.4	0,004	0,042	-	0,028	-	0,006	0,042	-	0,029	-	
Tipo 3.5	0,015	0,008	-	0,011	-	0,001	0,026	-	0,017	-	
Error tipo 4	0,938	0,833	-	0,872	-	0,825	0,833	-	0,830	-	
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 4.2	0,022	0,028	-	0,026	-	0,028	0,028	-	0,028	-	
Tipo 4.3	0,772	0,708	-	0,732	-	0,649	0,653	-	0,651	-	
Tipo 4.5	0,144	0,097	-	0,114	-	0,148	0,152	-	0,151	-	
Error tipo 5	0,310	0,479	-	0,417	-	0,219	0,219	-	0,219	-	
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 5.2	0,049	0,042	-	0,045	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 5.3	0,201	0,354	-	0,298	-	0,140	0,139	-	0,139	-	
Tipo 5.4	0,060	0,083	-	0,075	-	0,079	0,080	-	0,080	-	
Boot. 0.632+											
Error total	0,378	0,458	(0,373 , 0,544)	0,435	(0,374 , 0,496)	0,311	0,441	(0,348 , 0,535)	0,407	(0,338 , 0,476)	
Error tipo 1	1,000	0,983	(0,822 , 1,144)=[0,822 , 1)	0,988	(0,873 , 1,102)=[0,873 , 1)	1,000	1,000	1	1,000	1	
Tipo 1.2	0,978	0,831	(0,312 , 1,350)=[0,312 , 1)	0,873	(0,504 , 1,242)=[0,504 , 1)	0,923	0,908	(0,560 , 1,225)=[0,560 , 1)	0,912	(0,655 , 1,146)=[0,655 , 1)	
Tipo 1.3	0,022	0,152	(-0,318 , 0,621)=[0 , 0,621)	0,114	(-0,220 , 0,448)=[0 , 0,448)	0,077	0,092	(-0,255 , 0,440)=[0 , 0,440)	0,088	(-0,168 , 0,345)=[0 , 0,345)	
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Error tipo 2	0,295	0,431	(0,016 , 0,846)	0,392	(0,097 , 0,687)	0,206	0,319	(0,042 , 0,597)	0,286	(0,085 , 0,495)	
Tipo 2.1	0,000	0,011	(-0,106 , 0,128)=[0 , 0,128)	0,008	(-0,075 , 0,091)=[0 , 0,091)	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 2.3	0,295	0,420	(0,030 , 0,809)	0,384	(0,107 , 0,660)	0,206	0,317	(0,038 , 0,598)	0,284	(0,082 , 0,495)	
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,001	(-0,010 , 0,013)=[0 , 0,013)	0,001	(-0,007 , 0,010)=[0 , 0,010)	
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,001	(-0,008 , 0,009)=[0 , 0,009)	0,001	(-0,006 , 0,007)=[0 , 0,007)	
Error tipo 3	0,208	0,245	(0,036 , 0,454)	0,234	(0,086 , 0,383)	0,169	0,306	(0,078 , 0,535)	0,270	(0,102 , 0,439)	
Tipo 3.1	0,000	0,002	(-0,013 , 0,017)=[0 , 0,017)	0,001	(-0,009 , 0,012)=[0 , 0,012)	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 3.2	0,189	0,212	(0,012 , 0,413)	0,205	(0,063 , 0,348)	0,162	0,270	(0,064 , 0,475)	0,242	(0,090 , 0,393)	
Tipo 3.4	0,004	0,017	(-0,040 , 0,074)=[0 , 0,074)	0,013	(-0,027 , 0,054)=[0 , 0,054)	0,006	0,017	(-0,038 , 0,072)=[0 , 0,072)	0,014	(-0,026 , 0,055)=[0 , 0,055)	
Tipo 3.5	0,015	0,014	(-0,016 , 0,043)=[0 , 0,043)	0,014	(-0,007 , 0,035)=[0 , 0,035)	0,001	0,019	(-0,023 , 0,061)=[0 , 0,061)	0,014	(-0,017 , 0,045)=[0 , 0,045)	
Error tipo 4	0,938	0,934	(0,722 , 1,147)=[0,722 , 1)	0,935	(0,784 , 1,087)=[0,784 , 1)	0,825	0,903	(0,671 , 1,345)=[0,671 , 1)	0,883	(0,711 , 1,209)=[0,711 , 1)	
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 4.2	0,022	0,021	(-0,044 , 0,086)=[0 , 0,086)	0,021	(-0,025 , 0,068)=[0 , 0,068)	0,028	0,039	(-0,099 , 0,077)=[0 , 0,077)	0,036	(-0,066 , 0,064)=[0 , 0,064)	
Tipo 4.3	0,772	0,751	(0,492 , 1,011)=[0,492 , 1)	0,757	(0,573 , 0,942)	0,649	0,724	(0,413 , 1,035)=[0,413 , 1)	0,704	(0,475 , 0,934)	
Tipo 4.5	0,144	0,162	(-0,036 , 0,361)=[0 , 0,361)	0,157	(0,016 , 0,298)	0,148	0,140	(-0,040 , 0,321)=[0 , 0,321)	0,142	(0,009 , 0,276)	
Error tipo 5	0,310	0,483	(0,093 , 0,873)=[0 , 0,873)	0,433	(0,156 , 0,710)	0,219	0,415	(0,057 , 0,773)	0,364	(0,099 , 0,628)	
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-	0,000	0,000	-	0,000	-	
Tipo 5.2	0,049	0,021	(-0,061 , 0,102)=[0 , 0,102)	0,029	(-0,029 , 0,087)=[0 , 0,087)	0,000	0,005	(-0,041 , 0,052)=[0 , 0,052)	0,004	(-0,030 , 0,038)=[0 , 0,038)	
Tipo 5.3	0,201	0,357	(0,010 , 0,704)	0,312	(0,065 , 0,559)	0,140	0,356	(0,021 , 0,690)	0,299	(0,052 , 0,546)	
Tipo 5.4	0,060	0,105	(-0,241 , 0,452)=[0 , 0,452)	0,092	(-0,154 , 0,339)=[0 , 0,339)	0,079	0,054	(-0,141 , 0,248)=[0 , 0,248)	0,061	(-0,083 , 0,204)=[0 , 0,204)	

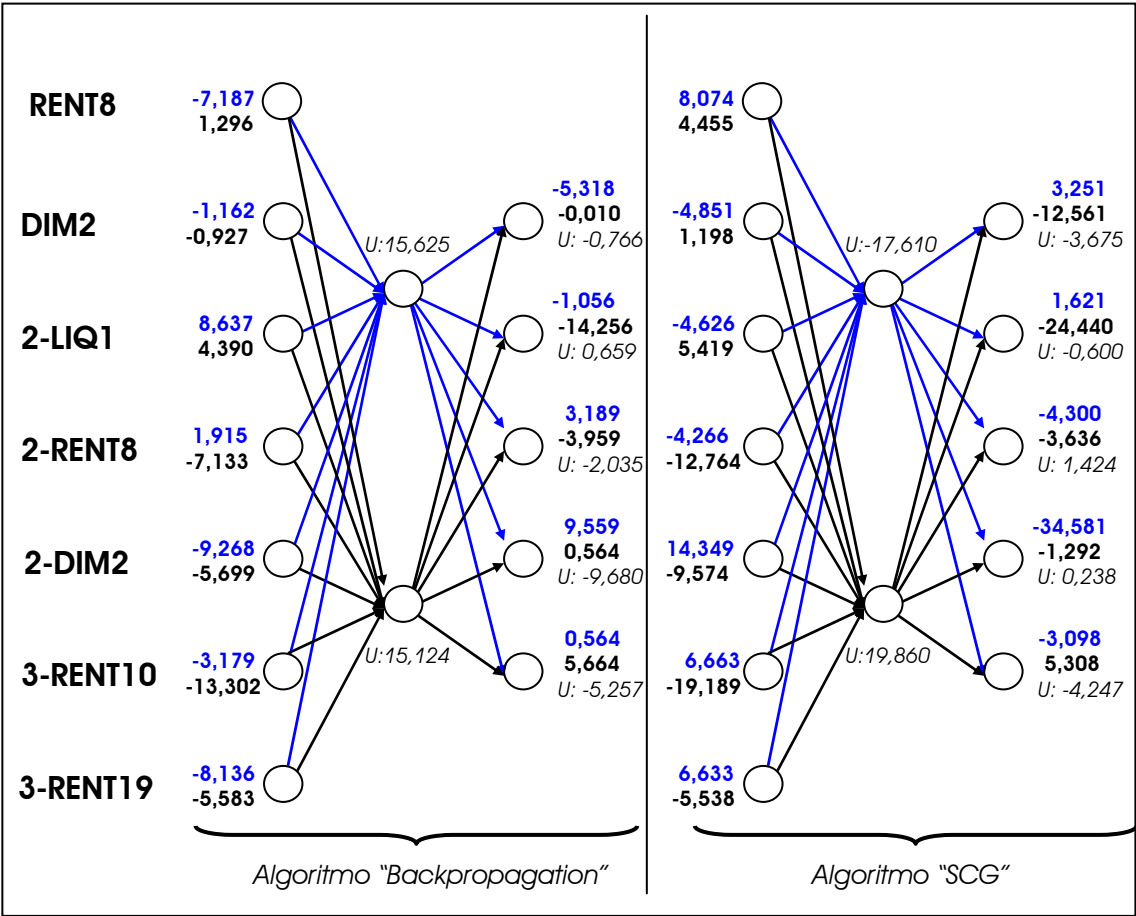
Fuente: Elaboración propia. Software propio y SNNS®.

Notas: - En el caso del modelo 0.632' no puede calcularse el intervalo de confianza asociado al dividirse la muestra en dos únicos grupos (validación cruzada con dos grupos).

- En el caso del modelo 0.632+, $\hat{\gamma} = 0.643$

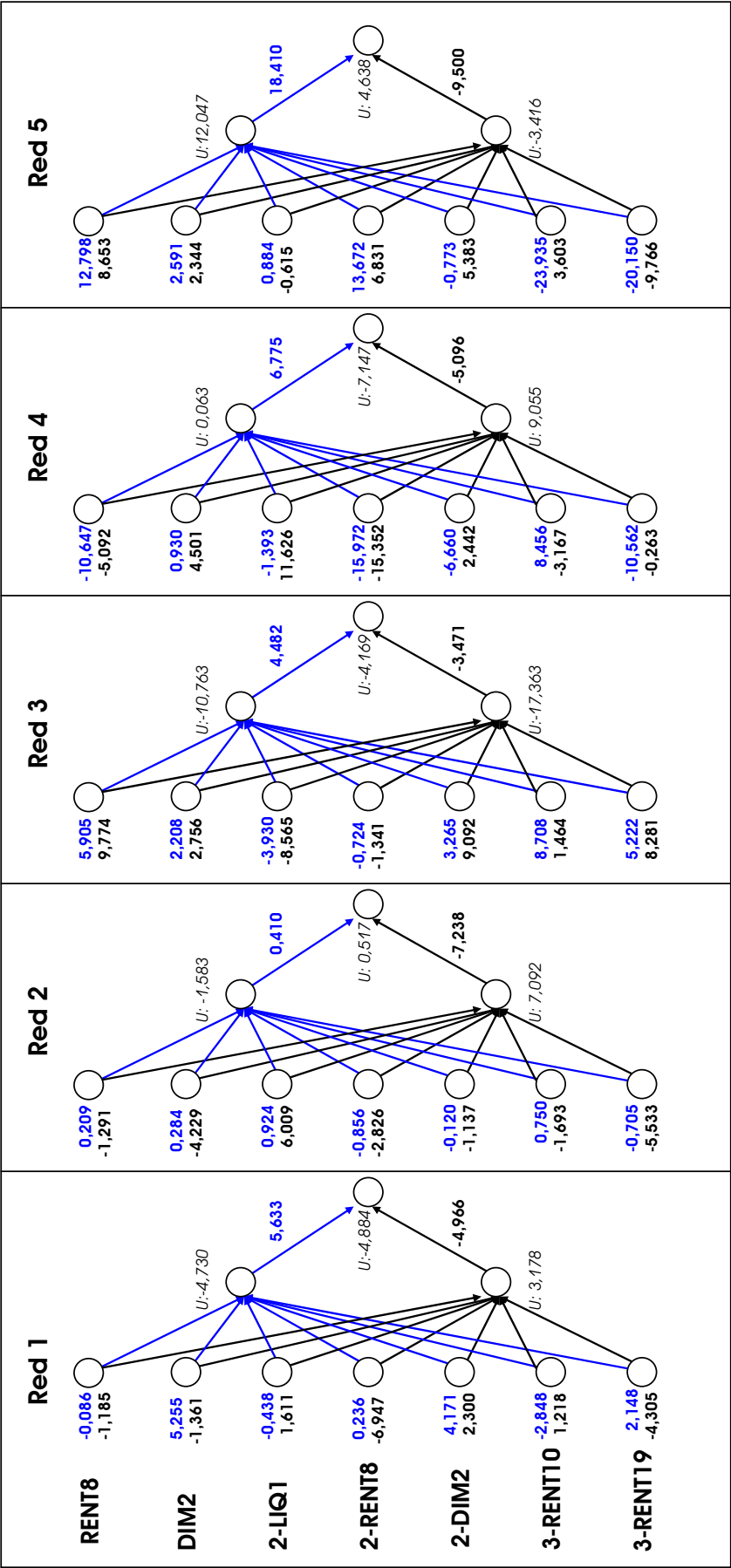
Redes con algoritmo "SCG": Error cometido

Tabla 4.86



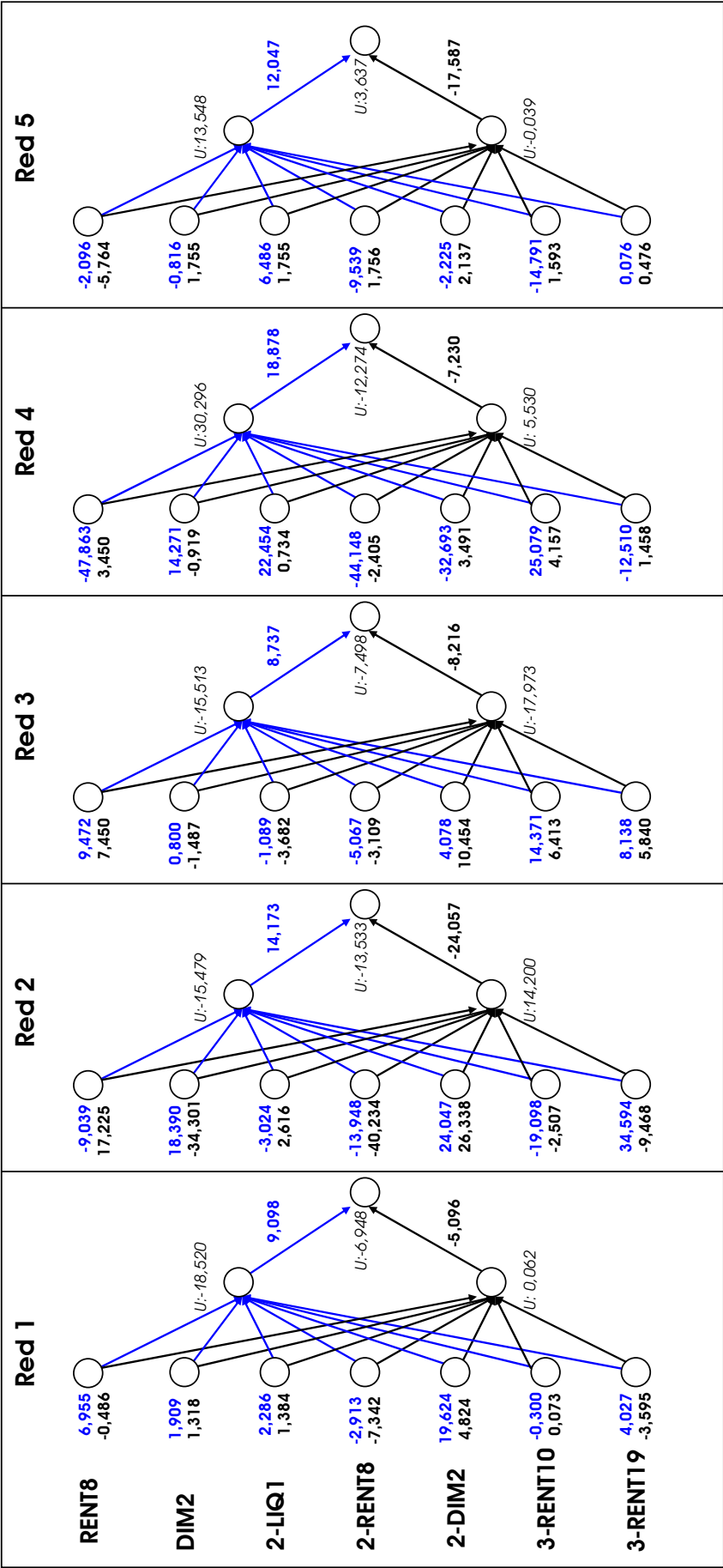
Fuente: Elaboración propia

Red total ("backpropagation" y "SCG")
Figura 4.27



Fuente: Elaboración propia

Combinación de redes parciales (“backpropagation”)
Figura 4.28



Fuente: Elaboración propia

Combinación de redes parciales (“SCG”)

Figura 4.29

De acuerdo con los datos incluidos en las tablas y figuras anteriores se pueden destacar los siguientes puntos:

- ✓ El empleo de la combinación de redes parciales reduce ligeramente el error final obtenido (7% para “backpropagation” y “SCG”), al tiempo que la presencia de modelos individuales más sencillos facilita la interpretación de los parámetros que los definen.

- ✓ El algoritmo SCG demuestra un comportamiento muy superior al “backpropagation”, obteniendo un decremento relativo en la tasa de error próximo al 20%. En este sentido, la regla de retropropagación del error resulta mucho más sensible a la existencia de una clase predominante en cuanto al número de individuos (rating BBB), sobreajustando el modelo para minimizar el error particular de tal categoría, a costa de incrementar sobremedida el error asociado con el resto de grupos. Por su parte, el SCG, aunque también se ve afectado por esta distorsión, considera asimismo a la categoría “A” como relevante, minimizando las tasas de error de ambas clases tal que, si bien el resto de grupos continúan presentando un desempeño muy reducido, la tasa final de error se ve drásticamente reducida.

De esta forma, centrando la atención en las redes obtenidas mediante el algoritmo “SCG”, puede observarse lo siguiente:

- ✓ El error total estimado mediante RNAs resulta inferior al conseguido a través de técnicas estadísticas multivariantes: 42,9-43,5% para la red total y 39,3-40,7% para las redes individuales, frente al 43,8% del MDA y el 45,1% del logit ordinal (bootstrap 0.632 y 0.632+). No obstante, las tasas de error continúan siendo elevadas, lo que ha llevado a la formulación de modelos bayesianos (analizados posteriormente).

- ✓ De nuevo se observan tasas de error superiores al 50% para las categorías “AA” y “BB”, aunque las clases más numerosas (“BBB” y “A”), así como el rating “B”, presentan errores próximos al 30%.

- ✓ La reducción observada en el error total resulta reducida si se compara con el modelo MDA (tan sólo de un 6,4%), lo que parece confirmar la hipótesis de que la información cuantitativa utilizada para la calificación crediticia es analizada prioritariamente mediante modelos lineales, incluyéndose posteriormente información cualitativa que refina el rating final otorgado.

- ✓ La combinación de técnicas de bootstrap con MGCV estratificado genera resultados robustos por lo que respecta a los intervalos de confianza observados para la estimación del error real (que se sitúa entre el 35% y el 47% para la combinación de redes parciales).

- ✓ Las diferencias entre las variantes 0.632 y 0.632+ resultan escasamente significativas para los modelos analizados (siendo esta última entre 4 y 9 puntos porcentuales más pesimista), mientras que la alternativa 0.632' sigue obteniendo los resultados más próximos a la tasa de error aparente.

- ✓ Si se tiene en cuenta el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” para la red total, el error real estimado mediante bootstrap 0.632 es del 4,13% (tipo 1: 10,4%; tipo 2: 0,0%; tipo 3: 1,5%; tipo 4: 2,1%; tipo 5: 33,1%), y mediante 0.632+ alcanza el 4,31% (tipo 1: 11,4%; tipo 2: 0,0%; tipo 3: 1,6%; tipo 4: 2,1%; tipo 5: 34,1%).

✓ Si se considera el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” para la combinación de redes parciales, el error real estimado mediante bootstrap 0.632 se reduce al 3,64% (tipo 1: 8,6%; tipo 2: 0,0%; tipo 3: 1,2%; tipo 4: 3,5%; tipo 5: 27,9%), y al 3,92% para la variante 0.632+ (tipo 1: 8,8%; tipo 2: 0,1%; tipo 3: 1,4%; tipo 4: 3,6%; tipo 5: 29,7%). De esta forma, el algoritmo SCG resulta también eficiente para la aproximación de las calificaciones analizadas.

Por lo que respecta a los parámetros definitorios de las redes SCG, puede observarse lo siguiente:

✓ *Red total*: la primera neurona oculta afecta positivamente a las categorías “AA” y “AA”, y negativamente a las clases “BBB”, “BB” y “B”, por lo que parece indicar un comportamiento eficiente de las variables analizadas. Respecto a la segunda neurona oculta, las relaciones son inversas, por lo que parece caracterizar una combinación ineficiente de los atributos de entrada. A partir de esta interpretación inicial, se pueden estudiar los pesos de las conexiones “entrada-oculta”:

- Las variables DIM2 y 2-LIQ1 presentan una relación inversa respecto a las firmas más solventes (pesos negativos para la primera neurona oculta y positivos respecto a la segunda).
- Los atributos 2-DIM2, 3-RENT10 y 3-RENT19 presentan una relación directa respecto a los comportamientos más exitosos observados (pesos positivos para la primera unidad oculta y negativos para la segunda).
- El comportamiento de las variables RENT8 y 2-RENT8 no afecta en gran cuantía a los resultados finales de la red, siendo el signo positivo para la primera variable y negativo para la segunda, lo que resulta indicativo de una comparación de la evolución temporal de la rentabilidad obtenida. Ambas variables presentan idénticos signos para ambas neuronas, si bien en el primer caso el coeficiente de RENT8 supera ampliamente al de 2-RENT8, observándose un comportamiento inverso respecto a la segunda neurona oculta.

✓ *Redes parciales*: Las ideas previas se completan mediante el análisis de las distintas redes parciales y, particularmente, de las dos categorías extremas (“AA” y “B”), observando lo siguiente:

- Red 1: Los atributos RENT8 y 3-RENT19 afectan positivamente a la calificación de las entidades “AA”. Por su parte, las variables DIM2, 2-LIQ1, 2-DIM2 y 2-RENT8 no afectan significativamente a la calificación más elevada, mientras que 3-RENT10 presenta un comportamiento ligeramente negativo.
- Red 5: Las variables DIM2, 2-DIM2, 2-RENT8 y 3-RENT10 afectan negativamente a la calificación de las entidades “B”, esto es, a mayor valor de dichas variables menor posibilidad de que la empresa sea incluida en la categoría más reducida de las analizadas.

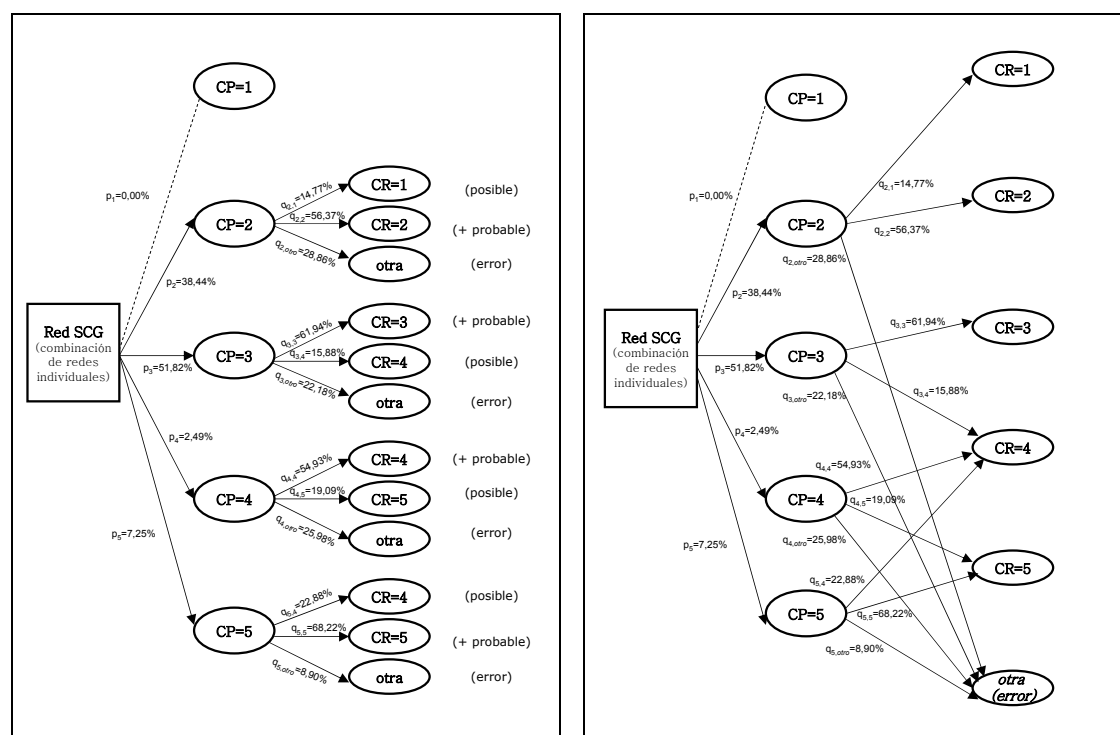
Como resumen, las entidades más solventes se diferencian principalmente por los valores de sus ratios de rentabilidad operativa (evolución para los últimos 2 y 3 años), mientras que las empresas menos robustas se caracterizan por valores extremadamente reducidos para sus ratios de dimensión y rentabilidad financiera (principalmente). Este comportamiento resulta congruente con los resultados obtenidos por los modelos multivariantes.

4.4.4.1.1.3. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas

Como se ha comentado, el algoritmo SCG permite obtener resultados superiores a los conseguidos mediante la alternativa “backpropagation”, tanto por lo que respecta a las redes totales como respecto a la combinación de redes individuales.

De esta forma, el análisis conjunto de varios algoritmos se muestra claramente favorable a la propuesta realizada por Möller (“Scaled Conjugate Gradient”) y, dentro de la misma, a la combinación de redes individuales.

Ahora bien, aunque las tasas de error han mejorado respecto a otras alternativas, se observan niveles de desempeño muy reducidos para determinadas categorías analizadas (“AA”, “BB”), que deben ser objeto de análisis particular. En concreto, se propone la construcción de una red bayesiana que, de forma complementaria a los modelos neuronales originales, facilite la toma de decisiones eficaz de los usuarios, al distinguir entre una categoría “más probable” (categoría con el valor máximo de salida) y otra clase “posible”. La Figura 4.30 recoge dos representaciones alternativas de tales modelos bayesianos.



Fuente: Elaboración propia.

Notas: CP= categoría pronosticada; CR=categoría real
Resultados obtenidos a partir de bootstrap 0.632+

Redes neuronales SCG: modelo bayesiano

Figura 4.30

A partir de las redes previas, resulta posible calcular las tasas de error asociadas, como sigue:

$$p(\text{error}) = p(\text{otra}) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,\text{otra}} = 0,00\% + 38,44\% \times 28,86\% + 51,82\% \times 22,18\% + 2,49\% \times 25,98\% + 7,25\% \times 8,90\% \approx 23,8\%$$

De esta forma, la red bayesiana reduce significativamente el error total obtenido por el modelo, que se aproxima al 24%, flexibilizando los resultados y reduciendo los errores vinculados a las categorías más numerosas⁸⁰.

Como inconveniente fundamental, destaca el hecho de que el modelo no permite obtener un resultado concluyente para cada individuo analizado, sino que le asocia una probabilidad de pertenencia a dos clases distintas (más probable y posible), así como un cierto margen de error.

4.4.4.1.2. Redes autoorganizadas: Mapa SOFM de Kohonen

La aplicación de redes neuronales supervisadas permite conseguir información muy valiosa acerca de las relaciones subyacentes en los modelos para la calificación crediticia de entidades aseguradoras, sin embargo, los resultados así obtenidos deben ser completados con la aplicación de técnicas no supervisadas que, de forma autónoma, permiten caractericen a los distintos clusters y agrupaciones presentes en los datos.

En este sentido, la red SOFM de Teuvo Kohonen constituye el referente más significativo de estos sistemas, al generar un mapa bidimensional que recoge la distancia relativa entre los distintos individuos. En esta Memoria, se plantea la aplicación de dos variantes diferentes del mapa SOFM: (1) *modelo original* (no ponderado); y (2) *modelo avanzado* (ponderado a partir de la importancia calculada para las variables exógenas).

Por lo que respecta a la estimación del error real cometido, se emplean las aproximaciones basadas en el análisis de los pesos de la red, esto es, el “*ejemplo mejor cubierto*” y el “*grado medio de cobertura*”, calculando en ambos casos la tabla de error asociada con la muestra analizada.

4.4.4.1.2.1. Modelo SOFM clásico

La primera etapa para la construcción de un mapa autoorganizado de características consiste en determinar la arquitectura de la red, esto es, la dimensión y estructura del mapa a construir.

Para resolver este problema se ha aplicado el denominado “mapeo de Sammon” (“*Sammon's mapping*”), que aproxima las relaciones geométricas existentes entre los datos sobre un gráfico bidimensional. Así, se consideran distintas variantes de este modelo mediante búsqueda heurística⁸¹, considerando múltiples valores del parámetro α , que sugirieron la presencia de una relación próxima a 0,7-0,75 (Tabla 4.87).

⁸⁰ Así, por ejemplo, la categoría “B” (clase 4) puede derivarse tanto de un resultado de predicción “3” como “4” y “5”; la categoría tipo “BB” (clase 5) puede obtenerse tanto a partir de un resultado predicho “4” como “5”, etc.

⁸¹ Se empleó esta variante dado que resulta más rápida que la minimización de la función de error ante la presencia de un número elevado de iteraciones (1.000.000 iteraciones).

		Búsqueda heurística
Parámetro constante	$\alpha=0,0001$	0,7541
	$\alpha=0,001$	0,8621
	$\alpha=0,01$	0,7448
Parámetro variable	$\alpha_1=0,1 / \alpha_2=0,2$	0,7374
	$\alpha_1=0,1 / \alpha_2=0,3$	0,7364
	$\alpha_1=0,3 / \alpha_2=0,4$	0,7143

Fuente: Elaboración propia. Software propio. Se han ejecutado 1.000.000 iteraciones.

Aplicación de "Sammon Mapping"

Tabla 4.87

Dada la presencia de 257 individuos, se selecciona finalmente una estructura rectangular 16x22, que proporciona una relación de 0,7373 entre los ejes de la rejilla, así como un total de 352 celdas, suficiente para posicionar a los ejemplos sin apretar excesivamente los datos (con una relación de 1,37 celdas por individuo).

El resto de parámetros del modelo se determinan de la forma siguiente:

❖ *Tipo de aprendizaje*: Algoritmo básico de los SOFM, con dos etapas sucesivas de aprendizaje inicial ("tosco") y aprendizaje fino sobre una rejilla organizada de forma cuadrangular (cada celda dispone de ocho neuronas vecinas, de las que sólo cuatro son inmediatamente vecinas).

❖ *Ajuste de los bordes del mapa*: Se aplica la "regla ponderada de los mapas autoorganizados bidimensionales" que asigna los multiplicadores 9 y 81 a las neuronas situadas en los bordes y esquinas del mapa al objeto de evitar el aislamiento de los bordes de la red.

❖ *Pesos iniciales de la red*: La presentación a la red de patrones aleatorios lleva al establecimiento de pesos iniciales en el intervalo (0, 0.01), minimizándose así la posibilidad de introducir sesgos de escala.

❖ *Número de iteraciones del sistema*: Se ha considerado un total de 3.000 épocas para la fase de entrenamiento inicial (771.000 iteraciones) y de 600 épocas (154.200 iteraciones) para la fase de aprendizaje fino; así, el total de iteraciones se aproxima a las 925.000 actualizaciones, con un ratio de 2.628 iteraciones por celda de salida superándose ampliamente las recomendaciones tradicionalmente establecidas (entre 50 y 500 iteraciones por unidad final).

❖ *Distancia competitiva*: Al objeto de optimizar el comportamiento del sistema se aplica como distancia competitiva la distancia euclídea.

❖ *Definición y actualización de la tasa de aprendizaje*: Para la fase de aprendizaje "tosco" se selecciona un coeficiente inicial de $\alpha_0=0.9$, adaptándose según la función:

$$\alpha_t = \alpha_0 \cdot \left(1 - \frac{i}{T}\right), \quad t=1, \dots, T$$

siendo T el total de iteraciones del sistema. Para el aprendizaje fino se ha establecido una tasa de aprendizaje constante $\alpha=0,01$.

❖ *Métrica empleada en la definición del radio de vecindad:* Se aplica la métrica euclídea.

❖ *Definición y actualización de la función de vecindad:* La función de vecindad se define mediante la siguiente función de tipo gaussiano:

$$f(x_i) = \exp \left(-1 \cdot \left(\frac{\|x_i - m_j\|^2}{(R_t / 2)^2} \right) \right), t=1, \dots, T$$

siendo x_i el i -ésimo patrón presentado a la red, m_j la j -ésima neurona de salida y R_t el radio de vecindad correspondiente a la t -ésima iteración.

En la fase de aprendizaje inicial, el radio de vecindad se actualiza de acuerdo con la expresión:

$$R(t) = R_0 + (R_f - R_0) \frac{t}{T}, t=1, \dots, T$$

siendo $R(t)$ el radio de la t -ésima iteración, R_0 el radio máximo inicial (en este caso, $R_0=25,81 \approx 26$) y $R_f=1$ el radio final de la red. Para la fase de aprendizaje fino se mantiene un radio de vecindad igual a 1.

Las Figuras 4.31, 4.32 y 4.33 resumen los mapas obtenidos a partir de los parámetros previos, así como los perfiles de superficie de los pesos asociados a éstos. Por otro lado, la Tabla 4.88 informa de las tasas de error observadas para cada mapa.

		Grado medio de cobertura (GMC)	Ejemplo mejor cubierto (EMC)
Error total		0,650	0,101
Error tipo 1: GMC: 0,000 EMC: 0,125	Error 1.2	0,000	0,125
	Error 1.3	0,000	0,000
	Error 1.4	0,000	0,000
	Error 1.5	0,000	0,000
Error tipo 2: GMC: 0,679 EMC: 0,115	Error 2.1	0,628	0,051
	Error 2.3	0,051	0,064
	Error 2.4	0,000	0,000
	Error 2.5	0,000	0,000
Error tipo 3: GMC: 0,663 EMC: 0,071	Error 3.1	0,310	0,000
	Error 3.2	0,292	0,062
	Error 3.4	0,053	0,009
	Error 3.5	0,008	0,000
Error tipo 4: GMC: 0,733 EMC: 0,133	Error 4.1	0,100	0,000
	Error 4.2	0,133	0,033
	Error 4.3	0,433	0,100
	Error 1.5	0,067	0,000
Error tipo 5: GMC: 0,850 EMC: 0,150	Error 5.1	0,000	0,000
	Error 5.2	0,000	0,000
	Error 5.3	0,250	0,100
	Error 5.4	0,600	0,050

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Error observado para el modelo clásico de red de Kohonen
Tabla 4.88

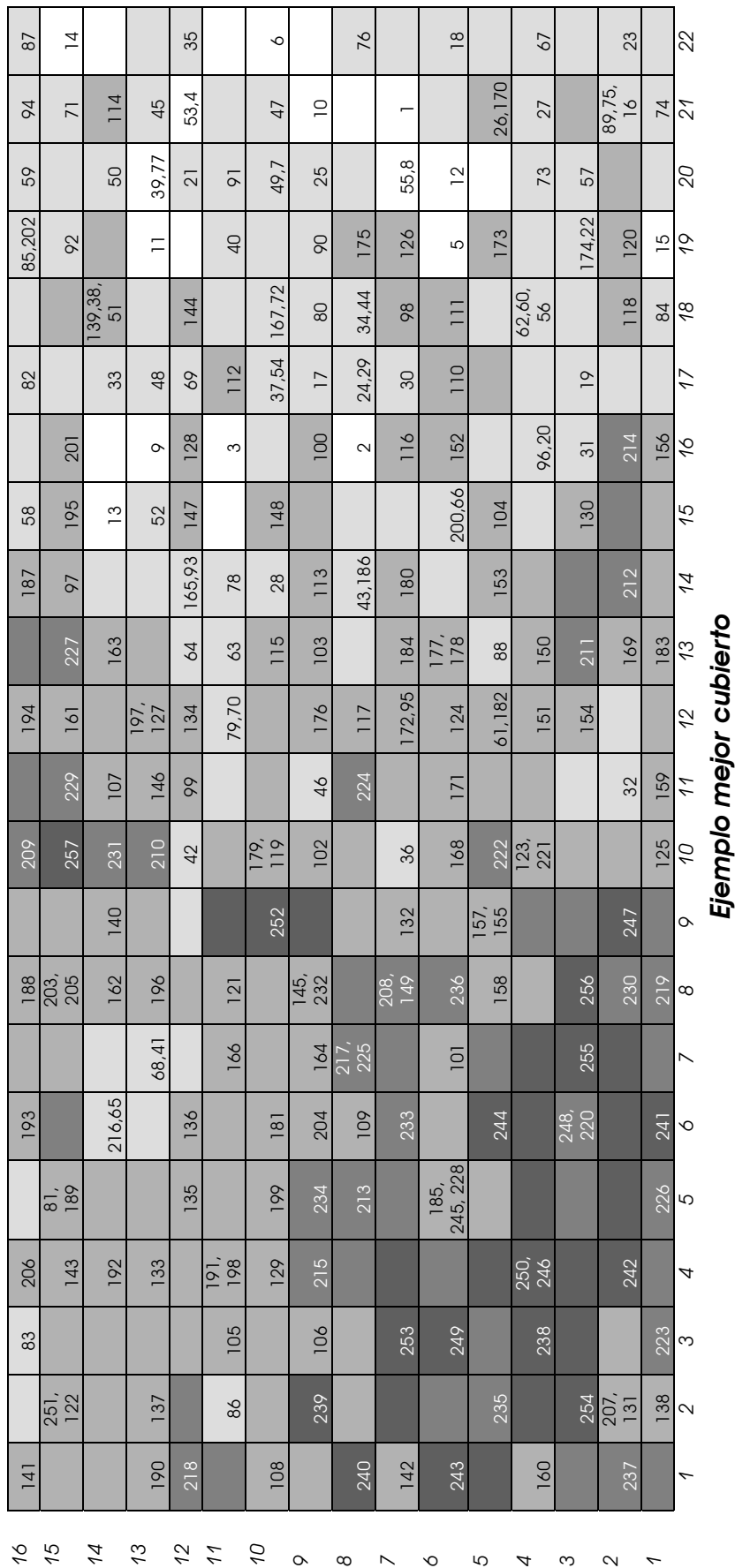
16	141		83	206		193		188			209		194		187	58		82		85,202	59	94	87
15		251, 122		143	81, 189			203, 205			257	229	161	227	97	195	201			92		71	14
14				192		216,65		162	140	231	107			163		13		33	139,38, 51		50	114	
13	190	137		133			68,41	196		210	146	127	197, 127			52	9	48		11	39,77	45	
12	218				135	136				42	99	134	64	165,93	147	128	69	144			21	53,4	35
11		86	105	191, 198			166	121				79,70	63	78		3	112						
10	108			129		181			252	179, 119				115	28	148		37,54	167,72		49,7	47	6
9		239	106	215	234	204	164	145, 232		102	46	176	103	113			100	17	80	90	25	10	
8	240				213	109	217, 225				224	117		43,186			2	24,29	34,44	175			76
7						233		208, 149	132	36			172,95	184	180		116	30	98	126	55,8	1	
6	142		253					149		168	171	124	178	177, 178			152	110	111	5	12		18
5	243		249		185, 245, 228		101	236		157, 155			61,182	88	153	104				173		26,170	
4		235				244		158		222							96,20		62,60, 56		73	27	67
3	160		238	250, 246						123, 221		151	150			130	31	19		174,22	57		
2		254				248, 220	255	256				154	211										
	237	131		242				230	247		32			169	212		214		118	120		89,75, 16	23
1		138	223		226	241		219		125	159			183		156			84	15		74	22

Grado medio de cobertura

Fuente: Elaboración propia. Software propio.
Notas: - Los individuos están representados a través de su número asociado ("AA": 1-16; "A": 17-94; "BBB": 95-207; "BB": 208-237 ; "B": 238-257)
- Para las celdas se ha utilizado el siguiente código de colores: □: "AA"; □: "A"; □: "BBB"; □: "BB"; ■: "B"

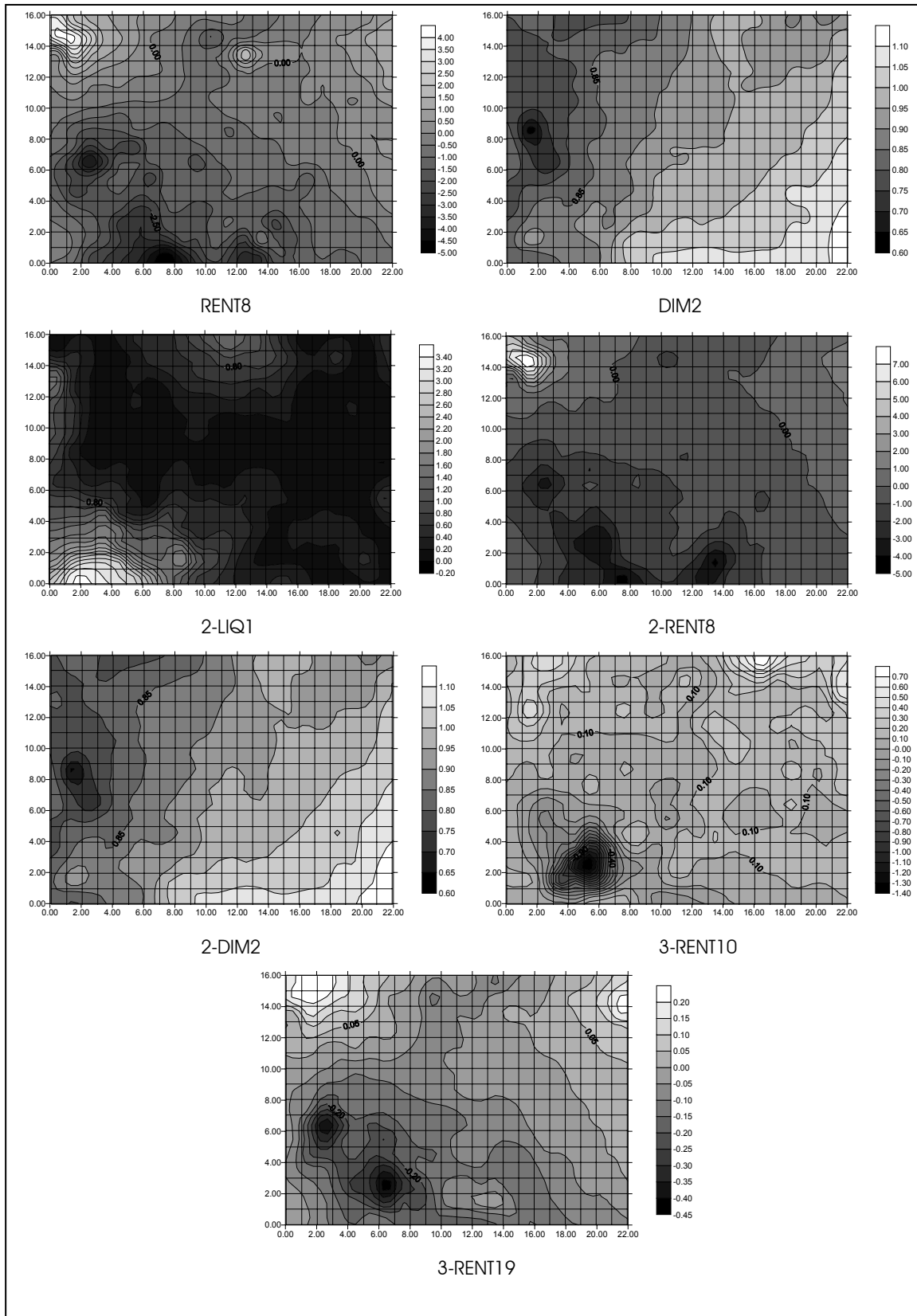
Modelo SOFM clásico: Mapa final (GMC)

Figura 4.31



Fuente: Elaboración propia. Software propio.
Notas: - Los individuos están representados a través de su número asociado ("AA": 1-16; "A": 17-94; "BBB": 95-207; "BB": 208-237 ; "B": 238-257)
- Para las celdas se ha utilizado el siguiente código de colores: □: "AA"; □: "A"; □: "BBB"; □: "BB"; □: "B"

Modelo SOFM clásico: Mapa final (EMC)
Figura 4.32



Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Mapa SOFM clásico: Pesos asociados
Figura 4.33

La observación de las tablas y figuras previas permite destacar una serie de aspectos:

✓ Con carácter general, las entidades con ratings superiores se localizan en la parte derecha del mapa, mientras que las empresas menos solventes se sitúan en el lado izquierdo. En concreto, las empresas con la calificación más alta ("AA") se localizan principalmente en la esquina superior derecha, mientras que las aseguradoras con calificación más reducida ("B") están situadas en la esquina inferior izquierda.

✓ Las categorías intermedias ("A", "BBB" y "BB") se distribuyen en el mapa siguiendo la diagonal comentada, si bien existe bastante solapamiento entre las categorías centrales, así como entre los ratings "BB" y "B".

✓ En relación con las tasas observadas de error, puede apreciarse que la alternativa del "*grado medio de cobertura*" genera mapas robustos por lo que respecta a la separación entre las distintas regiones características, sin embargo, la tasa de error es muy elevada, superior al 60%. Las mayores tasas de error se localizan entre clases vecinas y, particularmente, respecto al error tipo 2.1 y tipo 5.4. De esta forma, el mapa parece haber detectado que las clases más extremas ("AA" y "B") comparten en gran medida las características propias de las clases inmediatamente siguientes, por lo que su calificación final parece depender más de información cualitativa (no disponible en este estudio) que de la información cuantitativa propia de la entidad.

En cuanto a la variante "*ejemplo mejor cubierto*", la tasa de error se reduce espectacularmente, alcanzando cifras próximas al 10% (porcentaje de acierto cercano al 90%). No obstante, la observación del mapa construido permite detectar la presencia de regiones mucho menos definidas y mezcladas entre sí, lo que parece ser un síntoma claro de la existencia de sobreaprendizaje de la red, esto es, el modelo se ha ajustado excesivamente a los datos, aunque su capacidad de generalización puede no ser tan elevada como la que cabría esperar.

✓ El análisis de los pesos del mapa de Kohonen obtenido permite observar algunos comportamientos muy interesantes de los ratios, que vienen a confirmar lo apuntado con anterioridad:

- RENT8: Este ratio presenta valores muy reducidos para las empresas con menor rating, mientras que los valores más elevados se localizan principalmente en las zonas de rating "AA" y "A", aunque el valor máximo corresponde a una entidad poco solvente: la entidad nº 251 ("B").
- DIM2: Con carácter general, las empresas más solventes (rating "AA", "A" y "BBB") presentan un tamaño superior a las entidades con mayor riesgo de crédito, si bien esta relación es menos evidente que respecto al ratio anterior.
- 2-LIQ1: El comportamiento de esta variable resulta coherente con los conocimientos de Teoría Económica y con las relaciones observadas para los modelos estadísticos previos, de forma que las entidades más solventes concentran los valores más reducidos del indicador, mientras que las empresas con mayor riesgo presentan ratios más elevados.
- 2-RENT8: Se observa un comportamiento similar al comentado para el ratio RENT8, pero el indicador a medio plazo caracteriza mejor los ratings

otorgados que el indicador a corto plazo, al tiempo que las transiciones entre celdas son menos acusadas.

- **2-DIM2:** De nuevo, las empresas más solventes presentan un tamaño medio superior a las empresas con mayor riesgo de crédito, si bien esta relación no resulta muy fuerte respecto al mapa obtenido.
- **3-RENT10:** El comportamiento de este indicador permite observar una relación directa entre la rentabilidad financiera y el rating otorgado, de forma que las celdas con menor calificación presentan valores reducidos del ratio y las celdas con ratings superiores acumulan los valores más elevados (con la excepción de la entidad nº 251).
- **3-RENT19:** Se aprecia una relación directa muy clara entre el valor del ratio y las calificaciones vinculadas a las celdas del mapa, de forma que las entidades más solventes concentran los mayores valores y las empresas más débiles presentan valores muy reducidos para su rentabilidad económica.

De esta forma, respecto al mapa SOFM las variables de rentabilidad y liquidez parecen ser las más discriminantes, mientras que el resto de atributos resultan menos representativos, a pesar de influir en el resultado final.

Con independencia de lo anterior, cabe comentar que, en todos los casos, los valores más reducidos de los ratios (a excepción de 2-LIQ1) se concentran en las entidades nº 239, 240 y 253, calificadas como “B”, mientras que los valores más elevados se localizan en las empresas nº 16 (“AA”), 23, 64, 74, 75 y 89 (tipo “A”).

La Tabla 4.89 recoge las matrices de clasificación asignadas a cada variante (“grado medio de cobertura” y “ejemplo mejor cubierto”), así como los resultados derivados del ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

Como puede comprobarse, la regla “ejemplo mejor cubierto” obtiene un error muy inferior al “grado medio de cobertura” (10,12% vs. 64,98%), a pesar de que el mapa obtenido resulta más complejo y las regiones menos definidas. Por lo que respecta al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, de nuevo el “ejemplo mejor cubierto” obtiene los resultados más robustos y concentrados, siendo el error total del 1,17% frente al 18,29% del “grado medio de cobertura”.

Rating real	Rating predicho											
	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho $\pm$ 1)					
	“Grado medio de cobertura”						“Grado medio de cobertura”					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	16	0	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	49	25	4	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	35	33	38	6	1	113	35	-	77	-	1	113
BB	3	4	13	8	2	30	3	4	-	23	-	30
B	0	0	4	13	3	20	0	0	4	-	16	20
Total	103	62	59	28	5	257	54	82	82	23	16	257

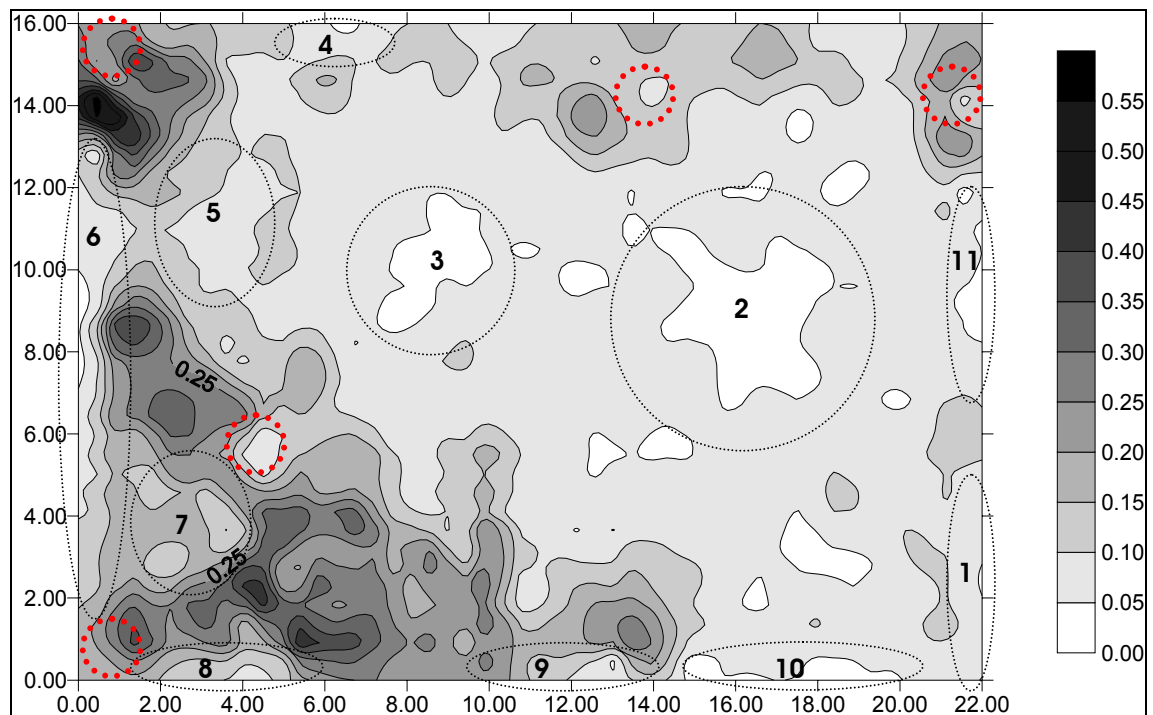
Matriz de clasificación – Mapa SOFM clásico
Tabla 4.89 (I)

Rating real	Rating predicho											
	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho ± 1)					
	"Ejemplo mejor cubierto"						"Ejemplo mejor cubierto"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	14	2	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	4	69	5	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	7	105	1	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	1	3	26	0	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	2	1	17	20	0	0	2	-	18	20
Total	18	82	112	28	17	257	16	82	115	26	18	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Mapa SOFM clásico
Tabla 4.89 (y II)

Aunque las Figuras 4.31 y 4.32 permiten detectar de forma intuitiva los distintos clusters presentes en los datos, al objeto de conseguir una representación más fiel de los mismos se ha construido un mapa topográfico a partir de la denominada “matriz U” (“U-matrix”), que informa acerca de la distancia existente entre neuronas vecinas, de forma bidimensional (Figura 4.34) o tridimensional (Figura 4.35).



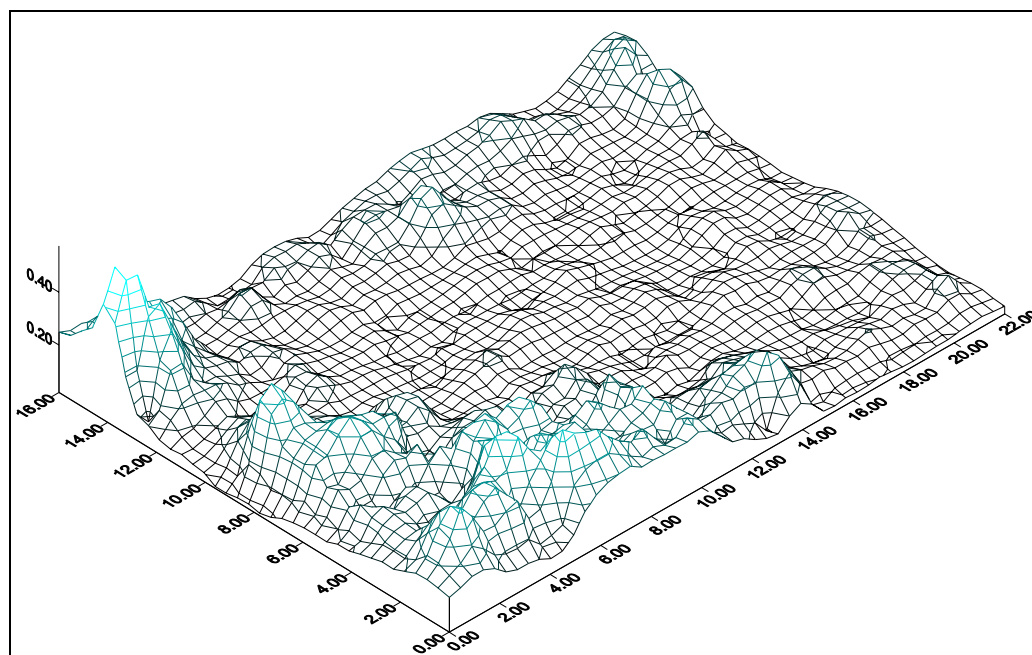
U-Matrix: Mapa bidimensional original

Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Nota: El mapa bidimensional previo recoge los clusters observados (señalados con líneas punteadas); se observan varias aseguradoras que forman clusters individuales, habiéndose señalado éstos con líneas punteadas rojas.

Mapa topográfico bidimensional derivado de la matriz U clásica⁸²
Figura 4.34

⁸² El suavizado se ha realizado mediante la aplicación del algoritmo “kriging” incluido en Winsurf®.



U-Matrix: Mapa tridimensional original

Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Mapa topográfico tridimensional derivado de la matriz U clásica

Figura 4.35

A la vista de las figuras anteriores puede observarse la formación de diversos clusters en el mapa final obtenido (línea discontinua), aunque la mayoría de los individuos se encuentran incluidos en un gran cluster general que recoge toda la parte izquierda y central del mapa (Tabla 4.90).

Cluster	Entidades	RENT8	DIM2	2-LIQ1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19
Cluster 1 ("A")	23, 67, 18	Medio	Muy alto	Muy bajo	Bajo	Muy alto	Medio-alto	Medio
Cluster 2 ("A")	3, 112, 40, 37, 54, 167, 72, 100, 17, 80, 90, 2, 24, 29, 34, 44, 175, 116, 30, 98, 126	Alto	Medio-alto	Muy bajo	Medio	Medio-alto	Alto	Medio-alto
Cluster 3 ("BBB")	42, 179, 119, 202, 132, 36	Medio	Medio	Bast. bajo	Medio	Medio	Medio	Medio
Cluster 4 ("BBB")	188, 203, 205, 257	Medio	Bast. bajo	Bajo	Medio-alto	Medio-bajo	Medio	Medio-alto
Cluster 5 ("BBB")	133, 105, 191, 198, 129	Medio-alto	Bajo	Bast. bajo	Medio-alto	Medio-bajo	Medio	Medio
Cluster 6 ("BBB")	190, 108, 240, 142, 243, 160	Medio-bajo	Bajo	Medio-alto	Medio	Bast. bajo	Bast. alto	Medio
Cluster 7 ("B")	235, 254, 249, 238, 250, 246	Bajo	Medio	Medio-alto	Bast. bajo	Medio	Bajo	Bast. bajo
Cluster 8 ("BB" / "B")	223, 242, 226, 241	Bajo	Medio	Muy alto	Bast. bajo	Medio	Medio-bajo	Medio-bajo
Cluster 9 ("BBB")	125, 32, 159, 169, 183	Muy bajo	Bast. alto	Bast. bajo	Muy bajo	Alto	Medio-bajo	Medio-bajo
Cluster 10 ("BBB")	156, 84, 118, 120, 15	Bajo	Bast. alto	Muy bajo	Bast. bajo	Muy alto	Medio	Medio
Cluster 11 ("A")	76, 6, 35	Medio-bajo	Medio-alto	Muy bajo	Medio	Medio-alto	Medio-alto	Medio-alto

Fuente: Elaboración propia.

Nota: La denominación de cada cluster indica también el rating más común en el mismo. El resto de entidades formarían el cluster general previamente comentado.

Clusters obtenidos a partir del mapa SOFM clásico

Tabla 4.90

De esta forma, la aplicación de la matriz U a la red de Kohonen identifica grupos de individuos vinculados con las clases “A”, “BBB” y “B”, preferentemente, mientras que las clases “AA” y “BB” apenas se ven representadas. Este resultado coincide con los obtenidos mediante la aplicación de las técnicas anteriores, que obtienen tasas de error medias para las primeras tres categorías, pero encuentran múltiples dificultades para el aprendizaje de las clases “AA” y “BB”, de carácter minoritario.

Por otro lado, existen individuos que conforman por sí sólo clusters individuales (línea roja discontinua), presentando características propias y específicas, entre los que destacan:

- Entidad nº 237 (rating “BB”): Se caracteriza por valores medios de los indicadores RENT8, 2-LIQ1, 3-RENT10 y 3-RENT19 pero reducidos para el resto de variables.
- Entidad nº 244 (rating “B”): Presenta valores medios para todos los indicadores a excepción del indicador 2-LIQ1, 2-RENT8 y 3-RENT19, con valores reducidos.
- Entidad nº 141 (rating “BBB”): Esta empresa posee ratios de rentabilidad RENT8, 2-RENT8 y 3-RENT19 con valores muy elevados, si bien el resto de indicadores presenta valores medios o bajos.
- Entidad nº 97 (rating “BBB”): Esta entidad presenta valores reducidos para los atributos RENT8, 2-RENT8 y 3-RENT19, y valores elevados para las variables 2-LIQ1, DIM2, 2-DIM2 y 3-RENT10.
- Entidad nº 14 (rating “AA”): Esta aseguradora se caracteriza por valores elevados para sus ratios de rentabilidad 3-RENT19 y 3-RENT10 y valores medio-altos para el resto de indicadores (a excepción de 2-LIQ1).

A diferencia del caso anterior, en este caso los individuos específicos pertenecen tanto a los ratings más numerosos como a las calificaciones más habituales, esto es, todas las categorías analizadas presentan algún tipo de estrategia diferenciada entre las empresas que la integran.

4.4.4.1.2.2. Modelo SOFM avanzado: Inclusión de información a priori

Una de las limitaciones principales de los mapas de Kohonen tradicionales es la asunción implícita de idéntica importancia para todas las variables analizadas, hipótesis que no se cumple en la realidad, al existir atributos más explicativos que otros respecto al fenómeno analizado.

Al objeto de minimizar este problema, puede aplicarse un modelo ponderado de mapa SOFM (FLÓREZ LÓPEZ, 2001; 2002a), que admite la inclusión de pesos específicos para cada variable mediante la siguiente modificación del cálculo de la distancia entre celdas (m_{jh}) y ejemplos (x_{ih}):

$$d(x_i, m_j) = \sqrt{\sum_{h=1}^k w_h (m_{jh} - x_{ih})^2},$$

$$\forall h \quad w_h \geq 0, \quad \sum_{h=1}^k w_h = 1.$$

Para determinar el vector de ponderaciones a considerar, o $W=(w_1, w_2, \dots, w_k)$, se puede utilizar tanto información real (“*crisp*”) como borrosa (“*fuzzy*”), o bien una combinación de las mismas (agregación mediante el modelo “2-tuplas”).

En este caso, se considera la última alternativa, incluyendo una toma de decisiones multiexperto con un proceso de contraexpertizaje, lo que lleva a determinar los siguientes parámetros básicos (FLÓREZ LÓPEZ, 2001; FLÓREZ LÓPEZ, 2002a):

❶ *Procedencia de la información a integrar*: Se consideran siete fuentes de información fundamentales:

- Correlación lineal simple entre la variable dependiente y cada una de las independientes (valor absoluto).
- Coeficientes estandarizados obtenidos por cada atributo en el modelo MDA, alternativa “según el tamaño de los grupos”, en valor absoluto (w_{MDA}). Dado que existen cuatro funciones discriminantes, se ha calculado un coeficiente medio para todas ellas, aplicando una media simple.
- Coeficientes obtenidos en el análisis logit, promediando los coeficientes del logit multinomial y del logit ordinal (el más eficaz de los analizados), en valor absoluto (w_{logit}), considerando la muestra de datos normalizada a $[0,1]$. De nuevo, la existencia de cuatro funciones logísticas en el caso del logit multinomial lleva a calcular un coeficiente medio para cada variable. Debe tenerse en cuenta que estos coeficientes no representan una relación lineal entre la variable dependiente y las independientes, sino una relación logística, por lo que su importancia relativa como indicativos de la relevancia de cada atributo a efectos del mapa SOFM será inferior a los obtenidos a partir del MDA.
- Relevancia de las variables para las RNAs individuales entrenadas con “SCG”, en valor absoluto (datos normalizados); se evita considerar los resultados obtenidos mediante “backpropagation” al observarse claros procesos de sobreajuste de este algoritmo respecto a las clases con mayor número de individuos.

Esta relevancia se ha aproximado mediante el criterio de McNelis, ajustando⁸³ éste para la consideración de neuronas de salida con funciones de transferencia sigmoidales, según la expresión:

$$\frac{\partial y_j}{\partial x_{ij}} = \frac{e^{-Net} * (Criterio_{McNelis})}{(1 + e^{-Net})^2},$$

$$Criterio_{McNelis} = \sum_{i=1}^{i^*} \gamma_i N_{ti} (1 - N_{ti}) \omega_{ij}$$

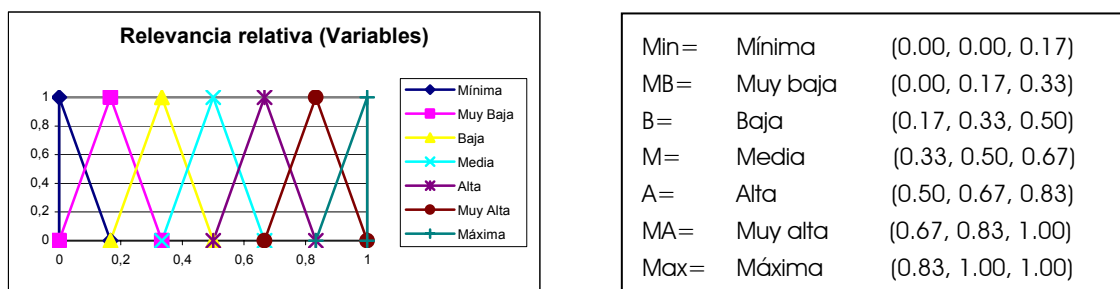
siendo Net el input total que recibe la neurona de salida, i^* el total de neuronas ocultas, N_{ti} la salida de la i -ésima neurona oculta, ω_{ij} la conexión

⁸³ El criterio de McNelis aproxima las derivadas parciales de cada variable exógena respecto a la salida de la red considerando la presencia de neuronas ocultas con funciones de transferencia sigmoidales y neuronas de salida con funciones de transferencia lineales (McNELIS, 1997; 2005).

entre la j -ésima neurona de entrada y la i -ésima neurona oculta, y γ_i la conexión entre la i -ésima celda oculta y la neurona de salida analizada. Cabe recordar que el criterio de McNelis se calcula para los valores medios de los atributos de entrada.

De esta forma, se obtiene un coeficiente para cada variable y red, calculando la relevancia final mediante una media simple de tales coeficientes (en valor absoluto).

- Consideración de las puntuaciones obtenidas por las variables de acuerdo con el método combinado empleado para la selección de atributos (índice FRM).
- Combinación de las puntuaciones obtenidas por las variables de acuerdo con el criterio WACSA de selección de variables, al tratarse del método que trata de forma explícita la correlación existente entre los distintos atributos.
- Valoración subjetiva de la importancia relativa de los distintos atributos exógenos de acuerdo con el análisis previo realizado sobre la distribución de pesos de los mapas SOFM originales. Esta valoración se expresa a través de un conjunto de cinco términos lingüísticos (Figura 4.36), asociando a la variable más significativa la etiqueta lingüística “máxima relevancia” y a la menos explicativa la etiqueta “mínima relevancia”; el resto de variables exógenas se evalúan de forma comparativa a partir de las dos anteriores.



Fuente: Elaboración propia.

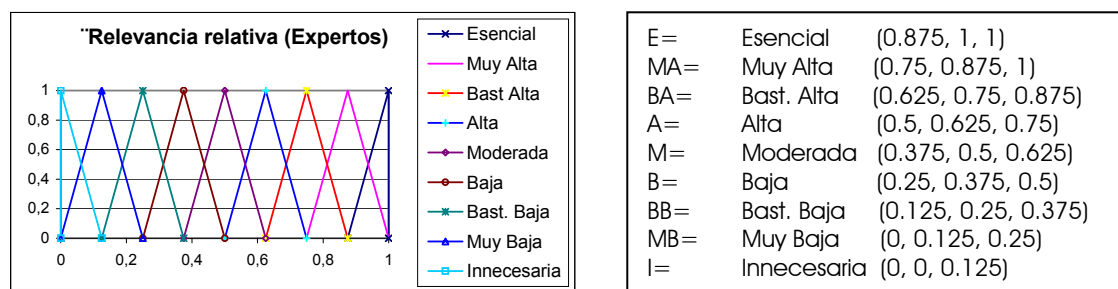
Relevancia relativa de las variables (etiquetas lingüísticas)

Figura 4.36

De esta forma, se consideran tanto fuentes de información cuantitativas (las seis primeras, con diferentes escalas de medida) como cualitativas (la última analizada). Para conseguir una armonización de los distintos datos de cara a su agregación, resulta necesario reducir las puntuaciones de cada experto a una escala única, que en este caso se sitúa en el intervalo [0.0556, 0.9444], cuyos extremos coinciden con los centroides de las dos etiquetas representativas de los términos lingüísticos extremos de la variable subjetiva anterior (“mínima relevancia” y “máxima relevancia”, respectivamente).

Finalmente, se ha incluido un proceso de contraexpertizaje que determina la relevancia relativa de cada “experto” (validez de la correlación para ponderar los pesos de la red, adecuación de los pesos MDA, logit, etc.). Los contraexpertos expresan

también sus opiniones mediante etiquetas lingüísticas, empleándose en este caso un conjunto de nueve etiquetas diferencias (Figura 4.37).



Fuente: Elaboración propia.

Relevancia relativa de los expertos (etiquetas lingüísticas)

Figura 4.37

Los resultados obtenidos tras la normalización de las opiniones de los expertos se recogen en la Tabla 4.91.

	RENT8	DIM2	2LIQ-1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19	Contraexp.
Experto 1 (Correlación)	0,328 (0,411)	0,725 (0,478)	0,506 (0,441)	0,056 (0,365)	0,743 (0,481)	0,749 (0,482)	0,944 (0,515)	"Moderada"
Experto 2 (MDA)	0,056 (0,000)	0,056 (0,000)	0,655 (0,447)	0,056 (0,000)	0,855 (0,596)	0,865 (0,603)	0,944 (0,663)	"Bast. Alta"
Experto 3 (Logit)	0,651 (10,092)	0,463 (8,029)	0,177 (4,895)	0,056 (3,571)	0,486 (8,280)	0,934 (13,173)	0,944 (13,290)	"Alta"
Experto 4 (RNAs)	0,615 (0,127)	0,085 (0,060)	0,159 (0,069)	0,410 (0,101)	0,944 (0,168)	0,056 (0,056)	0,101 (0,062)	"Muy alta"
Experto 5 (Método combinado)	0,110 (0,598)	0,944 (0,825)	0,522 (0,710)	0,140 (0,606)	0,056 (0,583)	0,073 (0,588)	0,170 (0,614)	"Alta"
Experto 6 (WACSA)	0,056 (0,001)	0,607 (0,213)	0,944 (0,343)	0,057 (0,002)	0,065 (0,005)	0,057 (0,002)	0,056 (0,001)	"Bast. alta"
Experto 7 (Pesos SOFM)	"Muy alta"	"Modera da"	"Bast. alta"	"Muy al alta"	"Modera da"	"Alta"	"Máxima"	"Moderada"

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Entre paréntesis aparece la puntuación original otorgada a cada variable (previa a la normalización final).

Modelo SOFM avanzado: Expertizaje y contraexpertizaje

Tabla 4.91

Una vez que se dispone de la información acerca de los posibles indicadores a incluir en el aprendizaje del mapa SOFM, es preciso seleccionar algún modelo de agregación lingüística multigranular que permita inducir un ranking final de importancia para estos atributos.

Así, inicialmente se consideraron dos alternativas diferentes de agregación basadas en Lógica Fuzzy:

- Modelo basado en 2-tuplas.
- Aplicación de jerarquías lingüísticas (HERRERA y MARTÍNEZ, 2001).

No obstante, no existe una jerarquía lingüística natural entre los conjuntos difusos de 7 y 9 términos utilizados en este problema, razón por la que el estudio se limita exclusivamente al modelo basado en 2-tuplas.

Ahora bien, para evitar la limitación de información que supone considerar un único modelo, se aplican tres operadores de agregación diferenciados:

- *Criterio de la media ponderada extendida*. Este operador permite combinar de forma sencilla las opiniones de los expertos y los contraexpertos.
- *Operador simbólico LWA-extendido* (FLÓREZ LÓPEZ, 2002b) basado en el operador LWA clásico, definiendo como función de conjunción lingüística-extendida el operador “MIN”-extendido guiado por la medida de distancia “al menos la mitad”. Dado que este operador no actúa sobre las funciones de pertenencia de las etiquetas sino sobre su orden, se consigue respetar al máximo su significado lingüístico.
- *Operador simbólico LWA-extendido*, tomando como función de implicación el “Kleene-Dienes” y como medida de distancia “la mayoría”.

La Tabla 4.92 recoge los resultados obtenidos para las combinaciones de modelos e indicadores.

		RENT8	DIM2	2LIQ-1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19
Modelo 2-tupla	<i>Media pond. Lingüística extendida</i>	0,368 (B,-0.06)	0,446 (M,-0.43)	0,520 (M,0.16)	0,223 (BB,-0.22)	0,535 (M,0.28)	0,445 (M,-0.44)	0,543 (M,0.34)
	<i>LWA-extend. (min)</i>	0,545 (M,0.36)	0,568 (A,-0.46)	0,624 (A,-0.01)	0,309 (BB,0.47)	0,679 (A,0.43)	0,608 (A,-0.14)	0,608 (A,-0.14)
	<i>LWA-extend. (Kleene-Dienes)</i>	0,370 (B,-0.04)	0,509 (M,0.07)	0,533 (M,0.26)	0,141 (MB,0.13)	0,539 (M,0.31)	0,411 (B,0.29)	0,436 (B,0.49)
Ponderación final media		0,428	0,508	0,559	0,224	0,584	0,488	0,529
Ponderación final media normalizada ($\sum_k w_k = 1$)		0,129	0,153	0,167	0,072	0,175	0,145	0,159

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Nota: Entre paréntesis aparecen las 2-tuplas asociadas con cada ponderación.

Modelo SOFM avanzado: Agregación de información

Tabla 4.92

Las ponderaciones medias finales medias se han incluido en el algoritmo del nuevo mapa SOFM, manteniendo el resto de parámetros del modelo (arquitectura, tasa de aprendizaje, etc.).

Las Figuras 4.38, 4.39 y 4.40 resumen los mapas obtenidos, considerando tanto el “grado medio de cobertura” como el “individuo mejor cubierto”.

16		251	141		122		194	161		227	187		97	195	13		92		202, 85	59	94	87
15	137		83					209	107, 229			163		58	52		33	38, 51, 139			71	14
14		143, 206	189	81, 192	216		205, 203		257, 231		197, 127			201			48		50	114		
13	193				65	41	162	140	210	146		64	165	93	147		144	39, 11	77	45		
12	188		133	135		68	196			42	134, 99			78			82	21		53, 4		
11	86	105	191	198		136	166	121		179		79, 70	63, 115	128, 28	148	3		90	91, 40		35	
10		239		129	199	181	232		252	102		46				112	80, 72, 167	7, 49	47, 25	10		
9	218		106	215	234	204	164	145		119		186	176	113, 103			24	44, 175		6	76	
8			142	213		109	225, 217		149	132		224	117		30	29	2, 34	98	126	8, 55	1	
7	190	108	240, 243		185, 228		233		208	36		95, 172	43			116			111	5	12	26
6		160		245			101	236	155		168	124	184	180	152		110	212	173		170	
5	237			249	253		244		158, 157		171		177, 178		66, 104, 200			62, 56	60	57	73	
4		254	238	235		255				222, 221, 123		182, 61	88	153		20	19	118	174	22		27
3	131			246, 250		220	248	256				151	150	211	96	31			120	16		
2	207								219	230		32, 154			214	130	169	156	15, 84	75	18	
1		138	223		241	226		242		247		125		159		183		74	89	23	67	

Grado medio de cobertura

Fuente: Elaboración propia. Software propio.
Notas: - Los individuos están representados a través de su número asociado ("AA": 1-16; "A": 17-94; "BBB": 95-207; "BB": 208-237 ; "B": 238-257)
- Para las celdas se ha utilizado el siguiente código de colores: □ : "AA"; □ : "A"; □ : "BBB"; ■ : "BB"; ■ : "B"

Modelo SOFM ponderado: Mapa final (GMC)

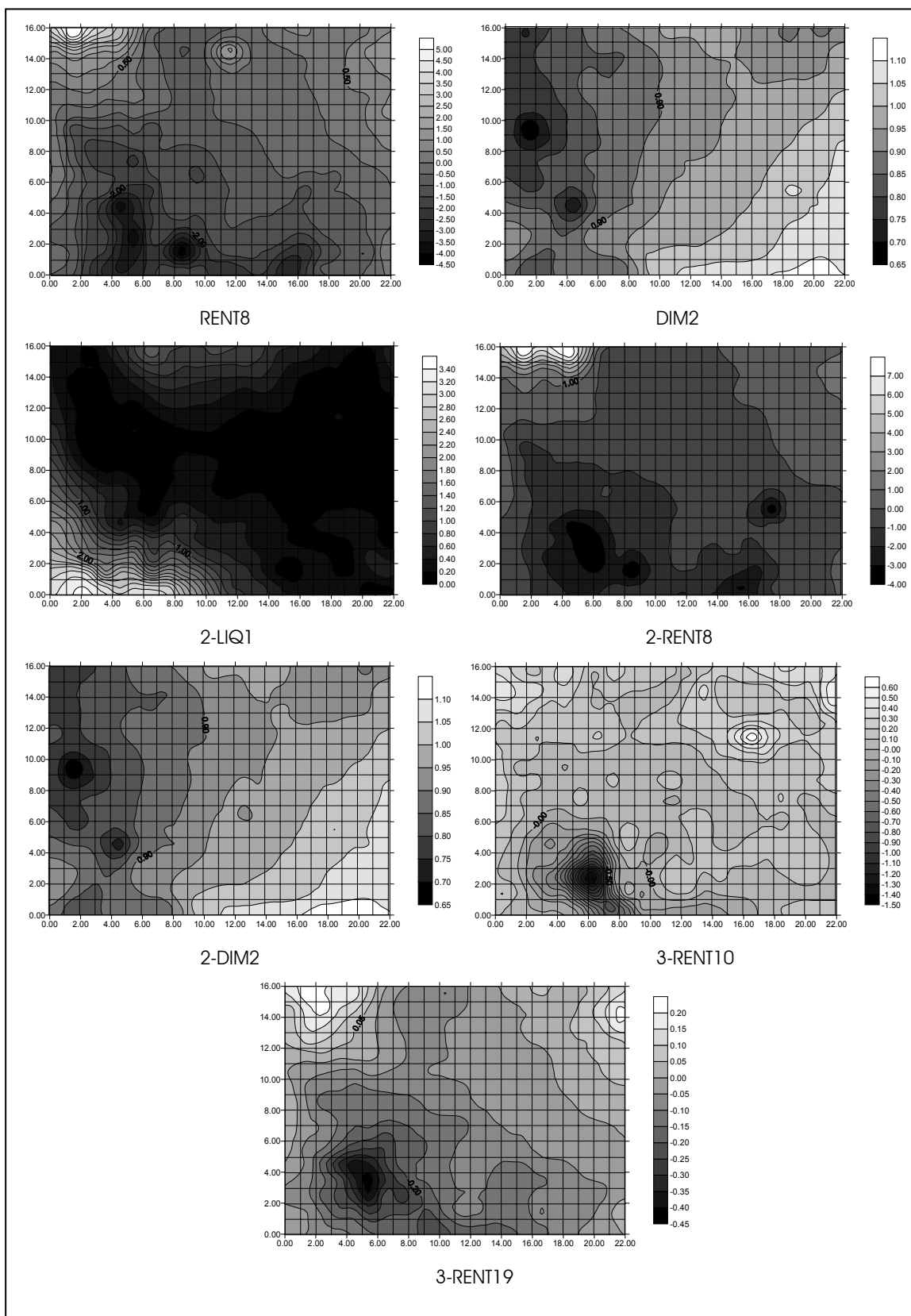
Figura 4.38

16		251	141		122		194	161		227	187		97	195	13		92	202, 85	59	94	87
15	137		83					209	107, 229			163		58	52		33	38, 51, 139		71	14
14		143, 206	189	81, 192	216		205, 203		257, 231		197, 127			201		69, 9	48		50	114	
13	193				65	41	162	140	210	146		64	165	93	147		144	39, 11	77	45	
12	188		133	135		68	196			42	134, 99			78			82	21		53, 4	
11	86	105	191	198		136	166	121		179		79, 70	63, 115	128, 28	148	3	90	91, 40			35
10		239		129	199	181	232		252	102		46			112	37, 100, 54	80, 72, 167	7, 49	47, 25	10	
9	218		106	215	234	204	164	145		119		186	176	113, 103		17	24	44, 175		6	76
8			142	213		109	225, 217		149	132		224	117		30	29	2, 34	98	8, 55	1	
7	190	108	240, 243		185, 228		233		208	36		95, 172	43			116			111	5	12
6		160		245			101	236	155		168	124	184	180	152		110	212			170
5	237			249	253		244		158, 157		171		177, 178		66, 104, 200			62, 56	57	73	
4		254	238	235		255				222, 221, 123		182, 61	88	153		20	19	118	174	22	27
3	131			246, 250		220	248	256				151	150	211	96	31			120	16	
2	207								219	230		32, 154			214	130	169	156	15, 84	75	18
1		138	223		241	226		242		247		125		159		183		74	89	23	67
																					22

Ejemplo mejor cubierto

Fuente: Elaboración propia. Software propio.
Notas: - Los individuos están representados a través de su número asociado ("AA"; 1-16; "A"; 17-94; "BBB"; 95-207; "BB"; 208-237; "B"; 238-257)
- Para las celdas se ha utilizado el siguiente código de colores: □ : "AA"; □ : "A"; □ : "BBB"; □ : "BB"; □ : "B"

Modelo SOFM ponderado: Mapa final (EMC)
Figura 4.39



Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Mapa SOFM ponderado: Pesos asociados
Figura 4.40

A partir de las figuras anteriores se pueden destacar las siguientes conclusiones:

✓ La localización de las distintas entidades resulta bastante próxima a la obtenida con el mapa no ponderado; así, las empresas más solventes se situán en la parte derecha del mapa (particularmente, en la esquina superior derecha), mientras que las firmas con problemas se localizan en el lado izquierdo (destacando la esquina inferior izquierda, dominada por entidades con rating “B”).

✓ Las categorías intermedias (“A”, “BBB” y “BB”) parecen distribuirse también a lo largo de la diagonal observada, si bien existen importantes “islas” dentro de los mapas obtenidos.

✓ Por lo que respecta a las tasas de error observadas, la variante “grado medio de cobertura” presenta de nuevo una tasa de error superior al 60%. Las tasas de error más elevadas se concentran en las clases más próximas y, particularmente, en los errores tipo 2.1, 3.1 y 5.4. Así, aunque las regiones definidas son más nítidas, las tasas de error resultan muy elevadas, por lo que el empleo de ponderaciones basadas en expertizaje no ha mejorado el desempeño de este modelo.

✓ Respecto a la variante “ejemplo mejor cubierto”, la tasa de error alcanza de nuevo cifras próximas al 10%, no obstante las regiones aparecen menos definidas que para la variante “grado medio de cobertura”, especialmente las diferencias entre el rating “AA” y la calificación “A”, así como el rating “BB” y la clase “B”. De nuevo, la presencia de ponderaciones no ha mejorado significativamente la tasa de error, pero si se compara con el mapa equivalente no ponderado, se observa una ligera mejoría en la definición de las regiones menos solventes.

✓ Por lo que respecta al análisis de la distribución de pesos del mapa, el empleo de ponderaciones incrementa la diferenciación de los distintos ratios y empresas, como se analiza a continuación:

- RENT8: Los valores más reducidos corresponden a las entidades menos solventes (rating “A”, fundamentalmente), a excepción de la empresa nº 251, que aparece como la entidad con mayor valor de este indicador, a pesar de su reducida calificación. Por lo que respecta a las entidades tipo “AA” y “A”, presentan valores medio-altos para esta variable.
- DIM2: Los tamaños mayores corresponden a las empresas más solventes (calificación “AA” y “A”), mientras que las empresas menos solventes resultan ser significativamente más reducidas.
- 2-LIQ1: En este caso, al igual que en modelo no ponderado, las entidades más problemáticas concentran los valores superiores del ratio, mientras que las empresas más solventes presentan valores inferiores; este comportamiento resulta coherente con el signo observado en los análisis MDA y logit.
- 2-RENT8: La distribución de pesos es similar a la observada para el ratio RENT8, aunque las diferencias entre las entidades sanas y quebradas resultan aún más evidentes.
- 2-DIM2: El comportamiento resulta similar al observado para el ratio DIM2, si bien en este caso las diferencias son ligeramente menos pronunciadas.

- 3-RENT10: El comportamiento de este ratio resulta muy significativo, dado que aproxima de forma fiel la distribución de las clases “A” y “BBB” (categorías intermedias), así como la clase “B” y, en menor medida, la calificación “BB”. Por su parte, el rating “AA” aparece peor caracterizado, centrándose la región observada en el individuo nº 3.
- 3-RENT19: La variable 3-RENT19 se aproxima bastante al ratio de rentabilidad 2-RENT8, mejorando ligeramente la representación de la clase superior (“AA”) y empeorando ligeramente la de la clase inferior (“B”).

Así, puede afirmarse que el empleo de ponderaciones expertas no ha disminuido el error observado en la red; sin embargo sí ha mejorado la capacidad discriminadora observada en los distintos ratios, siendo los indicadores RENT8 y 3-RENT10 los más significativos para el análisis realizado.

La Tabla 4.93 recoge las matrices de clasificación observadas para la red ponderada, así como los resultados obtenidos para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”. Por su parte, la Tabla 4.94 resume las tasas de error aparente obtenidas.

Rating real	Rating predicho											
	MAPA SOFM “Grado medio de cobertura”						MAPA SOFM (Predicho $\pm$ 1) “Grado medio de cobertura”					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	16	0	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	50	24	4	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	36	31	34	11	1	113	36	-	76	-	1	113
BB	3	4	13	7	3	30	3	4	-	23	-	30
B	0	1	2	14	3	20	0	1	2	-	17	20
Total	105	60	53	32	7	257	55	83	78	23	18	257
Rating real	Rating predicho											
	MAPA SOFM “Ejemplo mejor cubierto”						MAPA SOFM (Predicho $\pm$ 1) “Ejemplo mejor cubierto”					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	12	4	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	3	72	3	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	13	98	1	1	113	0	-	112	-	1	113
BB	0	0	2	24	4	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	0	0	20	20	0	0	0	-	20	20
Total	15	89	103	25	25	257	16	82	115	26	18	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - Mapa SOFM ponderado
Tabla 4.93

		Grado medio de cobertura (GMC)	Ejemplo mejor cubierto (EMC)
Error total		0,673	0,121
Error tipo 1: GMC: 0,000 EMC: 0,250	Error 1.2	0,000	0,250
	Error 1.3	0,000	0,000
	Error 1.4	0,000	0,000
	Error 1.5	0,000	0,000
Error tipo 2: GMC: 0,692 EMC: 0,076	Error 2.1	0,641	0,038
	Error 2.3	0,051	0,038
	Error 2.4	0,000	0,000
	Error 2.5	0,000	0,000
Error tipo 3: GMC: 0,699 EMC: 0,133	Error 3.1	0,319	0,000
	Error 3.2	0,274	0,115
	Error 3.4	0,097	0,009
	Error 3.5	0,009	0,009
Error tipo 4: GMC: 0,766 EMC: 0,200	Error 4.1	0,100	0,000
	Error 4.2	0,133	0,000
	Error 4.3	0,433	0,067
	Error 1.5	0,100	0,133
Error tipo 5: GMC: 0,850 EMC: 0,000	Error 5.1	0,000	0,000
	Error 5.2	0,050	0,000
	Error 5.3	0,100	0,000
	Error 5.4	0,700	0,000

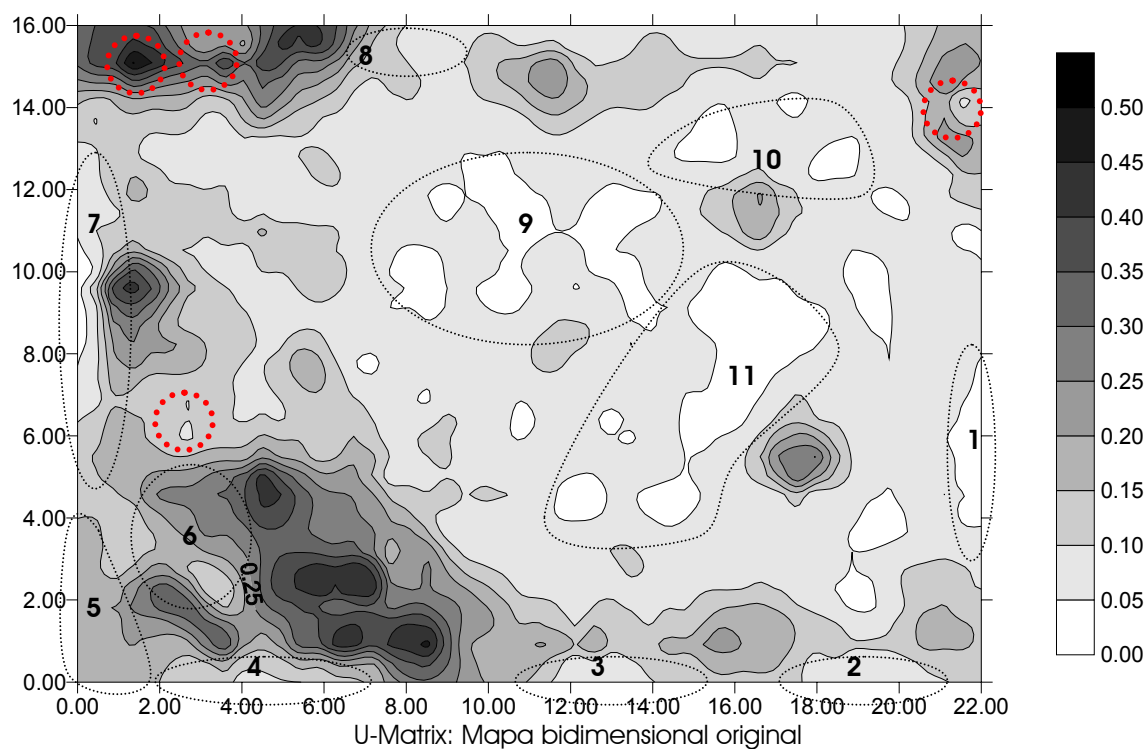
Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Error observado para el modelo ponderado de red de Kohonen Tabla 4.94

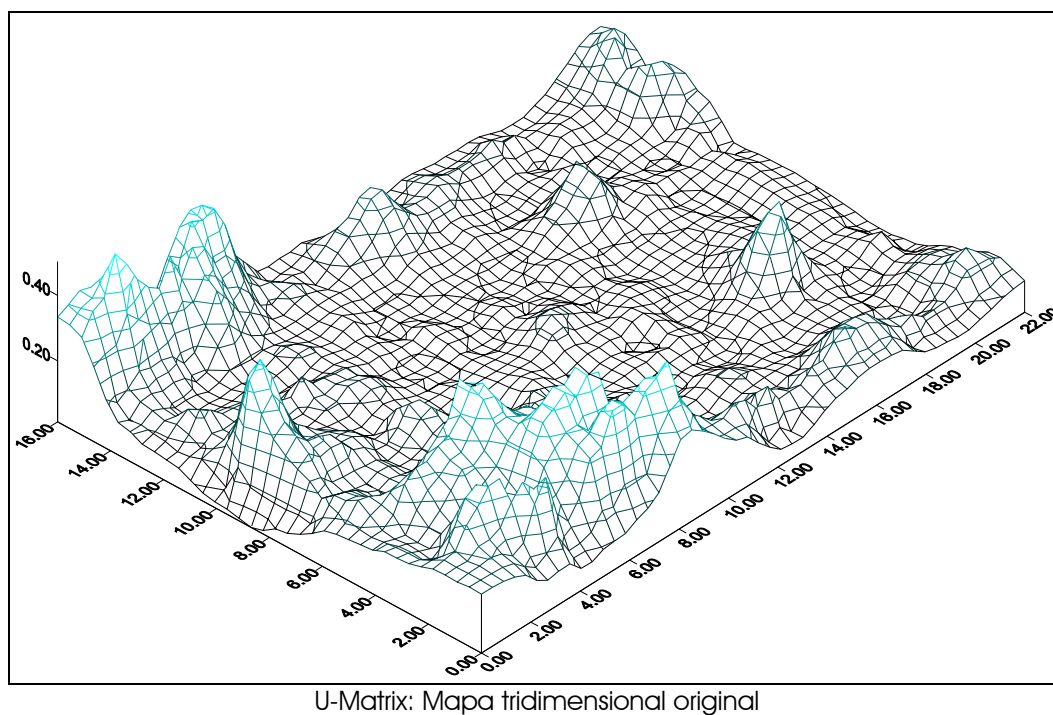
De esta forma, el “ejemplo mejor cubierto” ponderado sigue obteniendo un porcentaje de aciertos muy elevado, del orden del 87,9%; consecuentemente, su tasa de error es inferior a la obtenida por el “grado medio de cobertura” (12,06% vs. 67,32%) pero ligeramente superior al “ejemplo mejor cubierto” clásico (12,06% vs. 10,12%), aunque el mapa obtenido está mejor definido.

En cuanto al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, el “ejemplo mejor cubierto” obtiene los mejores resultados, siendo el error total del 0,39% frente al 18,29% del “grado medio de cobertura”. De esta forma, la red ponderada reduce el error ajustado respecto a la red clásica, ya que concentra más los resultados entorno a los ratings deseados, y clasifica erróneamente un único individuo de acuerdo con este criterio (entidad nº 107, rating “BBB”).

Por otro lado, las Figuras 4.41 y 4.42 representan la “matriz U” vinculada con el mapa ponderado de Kohonen, tanto de forma bidimensional como tridimensional.



Mapa topográfico bidimensional derivado de la matriz U ponderada
Figura 4.41



Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Nota: El mapa bidimensional previo recoge los clusters observados (señalados con líneas punteadas); se observan varias aseguradoras que forman clusters individuales, habiéndose señalado éstos con líneas punteadas amarillas.

Mapa topográfico tridimensional derivado de la matriz U ponderada
Figura 4.42

Por lo que respecta a los clusters observados en la “matriz U”, éstos aparecen resumidos en la Tabla 4.95 (línea blanca discontinua), analizándose posteriormente los individuos que conforman grupos individuales (línea roja discontinua).

Cluster	Entidades	RENT8	DIM2	2-LIQ1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19
Cluster 1 (“A”)	26, 76, 170	Medio	Alto	Bast. bajo	Medio-bajo	Alto	Medio-alto	Medio
Cluster 2 (“A”)	23, 74, 89	Medio	Muy alto	Medio-bajo	Medio	Muy alto	Medio-alto	Medio-alto
Cluster 3 (“BBB”)	125, 159	Bastante bajo	Bastante alto	Bajo	Bajo	Alto	Medio	Medio-bajo
Cluster 4 (“BB”)	223, 226, 241	Bajo	Medio	Muy alto	Bast. bajo	Medio-bajo	Medio	Medio
Cluster 5 (“BBB”)	131, 138, 207	Medio	Medio-alto	Bast. alto	Medio	Medio-alto	Medio-alto	Medio
Cluster 6 (“B”)	235, 238, 245, 249	Medio-bajo	Medio-bajo	Medio	Bast. bajo	Medio-bajo	Medio-alto	Bajo
Cluster 7 (“BBB”)	86, 188, 190, 193, 218, 237	Medio	Bastante bajo	Medio-bajo	Medio	Medio-bajo	Medio-alto	Medio-alto
Cluster 8 (“BBB”)	161, 194	Medio-bajo	Medio	Medio	Medio-bajo	Medio	Medio-alto	Medio-alto
Cluster 9 (“BBB”)	210, 146, 64, 165, 93, 42, 134, 99, 78, 121, 179, 79, 70, 63, 115, 128, 28, 148, 252, 102, 46, 112, 119, 186, 176, 113, 103	Medio	Medio-alto	Bastante bajo	Medio-bajo	Medio	Medio	Medio-alto
Cluster 10 (“A”)	38, 51, 139, 48, 50, 39, 11, 77	Medio-alto	Medio-alto	Bast. bajo	Medio	Medio-alto	Alto	Alto
Cluster 11 (“A”)	37, 100, 54, 80, 72, 167, 17, 24, 44, 175, 30, 29, 2, 34, 116, 180, 152	Medio-bajo	Medio-alto	Bastante bajo	Medio	Medio-alto	Medio-alto	Medio

Fuente: Elaboración propia.

Nota: La denominación de cada cluster indica también el rating prioritario del mismo.
El resto de entidades formarían el cluster general previamente comentado.

Clusters obtenidos a partir del mapa SOFM ponderado

Tabla 4.95

Como puede observarse, los grupos identificados son principalmente del tipo “A” y “BBB”, esto es, corresponden a las categorías más numerosas del conjunto de patrones analizados. Por el contrario, los rating “BB” y “B” son menos frecuentes, mientras que la categoría “AA” no forma un cluster propio.

Por lo que respecta a los individuos que constituyen grupos individuales, en el caso ponderado se pueden destacar tres entidades:

- ✓ Entidad nº 141 (rating “BBB”): Esta entidad toma valores muy altos para los indicadores RENT8, 2-RENT8 y 3-RENT19, mientras que para el resto de ratios toma valores medios, a excepción de 2-LIQ1.
- ✓ Entidad nº 14 (rating “AA”): Esta aseguradora presenta valores elevados para los ratios 3-RENT10 y 3-RENT19, bajos para el indicador 2-LIQ1 y medio-altos para el resto de variables.

- ✓ Entidades 240 y 243 (rating “B”) que, incluidas, en la misma celda, se caracterizan por una rentabilidad media-baja (RENT8, 2-RENT8, 3-RENT19), una dimensión media-baja (DIM2 y 2-DIM2) y valores medios para los ratios 2-LIQ1 y 3-RENT10.
- ✓ Entidad 251 (rating “B”) que presenta valores máximos para los ratios RENT8, 2-RENT8 y 3-RENT19, un valor elevado para 3-RENT10, bajo para 2-DIM2 y muy reducidos para DIM2 y 2-LIQ1.

De esta forma, los individuos más diferenciados de la muestra pertenecen en su mayoría a las calificaciones extremas, que parecen desarrollar estrategias específicas.

En consecuencia, si bien la red de Kohonen no permite diferenciar claramente las distintas calificaciones analizadas, resulta un instrumento confirmatorio eficaz respecto a los resultados conseguidos con otros modelos.

4.4.4.2. Paradigma lógico-estructurado: Árboles de decisión

Una vez observado el comportamiento de los modelos de Aprendizaje Máquina basados en paradigmas conexionistas, cabe analizar la eficacia clasificadora de los métodos basados en estructuras lógicas, entre los que destacan los árboles de decisión.

Estos modelos pueden aplicarse tanto a problemas clasificatorios como regresivos, y se basan en la sucesiva partición del espacio muestral mediante hiperplanos univariantes u oblicuos, generando como resultado final un conjunto de reglas lógicas del tipo “*si...entonces...*” que, bajo la forma de una estructura arbórea, facilita la interpretación de las relaciones existentes entre las distintas variables analizadas.

Existen múltiples algoritmos para la construcción de árboles de decisión, que difieren tanto respecto al tipo de datos a tratar (discretos, continuos, admisión o no de valores perdidos, etc), como a la técnica de partición (“*splitting*”) y al mecanismo utilizado para evitar procesos de sobreaprendizaje (“*prunning*” o poda del árbol). No obstante, para el análisis de la calificación crediticia de las aseguradoras europeas se ha optado por contrastar la eficacia conseguida por los modelos más conocidos, a saber:

➤ *ChAID*: Este algoritmo ha sido tradicionalmente utilizado para la construcción de árboles de decisión sencillos y eficientes, por lo que se emplea para este análisis.

➤ *ASSISTANT*: Este algoritmo suele proporcionar árboles de decisión de elevada complejidad, tanto por lo que respecta al número de ramas y hojas como respecto a la profundidad del modelo final; no obstante, la dificultad del problema analizado ha llevado a su inclusión en el análisis, al objeto de disponer de un punto de referencia adicional respecto a la validez de este tipo de modelos.

➤ *CART*: El algoritmo CART constituye uno de los modelos más eficaces para la construcción de árboles de decisión (tanto clasificatorios como regresores), por lo que se han considerado sus dos métodos de partición fundamentales (“*Gini*” y “*Twoing*”), respecto a hiperplanos univariantes y oblicuos.

➤ C4.5: Este algoritmo ha sido muy aplicado a problemas clasificatorios multiclase, constituyendo una mejora del método ID3 que incluye métodos de poda avanzados.

➤ *Sipina*: Respecto al algoritmo Sipina se considera únicamente la variante “fusbin”⁸⁴, aplicándose métodos de poda, “merge” y reproceso de los árboles generados.

Por el contrario, se rechaza la aplicación de otros algoritmos, como el ID3, CN2 o GRaCCE, debido bien a dificultades derivadas de la poda del árbol o bien a su excesiva complejidad computacional y escasa tolerancia al ruido.

De esta forma, para la caracterización del rating de las aseguradoras se construyen ocho árboles de decisión diferenciados: ChAID, ASSISTANT, CART univariante_{índice de Gini}, CART univariante_{criterio “Twoing”}, CART oblicuo_{índice de Gini}, CART oblicuo_{criterio “Twoing”}, C4.5 y Sipina_{fusbin}, aplicándose distintas técnicas de bootstrap para la estimación de su capacidad caracterizadora relativa (0.632, 0.632' y 0.632+), así como la técnica “jackknife” respecto a los modelos CART⁸⁵.

En todos los casos, los modelos se han construido bajo la hipótesis “según el tamaño de los grupos”, esto es, suponiendo que las proporciones muestrales coinciden con las poblacionales para las distintas categorías. Esta hipótesis puede sesgar los resultados hacia las clases más numerosas, sin embargo, es la alternativa más próxima a la realidad, teniendo en cuenta la procedencia de los datos y el muestreo realizado.

Asimismo, se analiza la conveniencia de construir redes bayesianas que aporten una mayor flexibilidad a los distintos árboles, al tiempo que resulten fácilmente interpretables por el usuario.

4.4.4.2.1. Construcción de árboles de decisión individuales

En las páginas siguientes se recogen los resultados obtenidos con cada uno de los algoritmos para la construcción de árboles de decisión⁸⁶. Las correspondientes matrices de decisión y el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” se resumen en la Tabla 4.96.

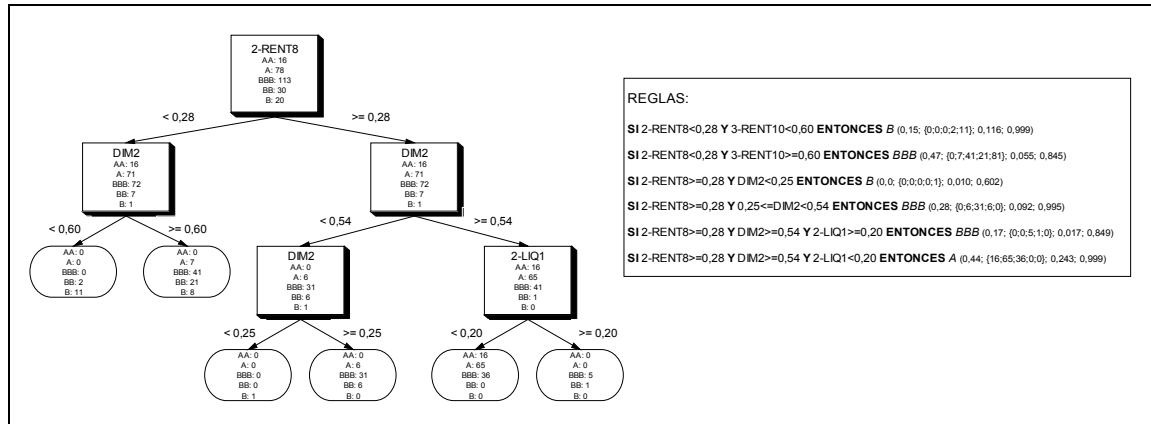
- *Algoritmo ChAID*: Respecto al algoritmo ChAID, se aplica el criterio de partición basado en el valor p , considerando dos valores críticos diferenciados: $\alpha=0,05$ (etapa de combinación de categorías o “merging”) y $\alpha=0,00001$ (etapa de partición o “splitting”).

Asimismo, se ejecuta el ajuste de Bonferroni, de forma que la Figura 4.43 refleja los resultados finales obtenidos.

⁸⁴ Esta variante es la que presenta un mejor comportamiento para la caracterización de problemas de clasificación, de acuerdo con diversas aplicaciones empíricas (RAKOTOMALALA, 1997).

⁸⁵ La inclusión de los resultados obtenidos mediante “jackknife” tiene por objeto contrastar las críticas realizadas respecto a la obtención de estimaciones excesivamente optimistas obtenidas por los modelos de “bootstrap” aplicados a árboles de decisión (BREIMAN *et al.*, 1984; KOHAVI, 1995).

⁸⁶ Para cada árbol, se resumen las reglas simplificadas relacionadas con los mismos, incluyendo cuatro parámetros adicionales: error total cometido; n° de ejemplos de cada clase incluidos en cada regla; j -value o información contenida en una regla o hipótesis respecto a la clase que tiene asociada (GOODMAN y SMYTH, 1988); y el test “intensité d’implication”, que proporciona un valor p tal que a mayor p mayor presencia predominante de una clase respecto al resto (GRAS y RATSIMBA-RAJOHN, 1996; GRAS *et al.*, 1996).



	Error aparente (err)	E0 estimado ($E_{rr_{E0}}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,401	0,504	(0,416 , 0,594)	0,466	(0,410 , 0,523)
Error tipo 1	1,000	0,982	(0,803 , 1,159)≈(0,803 , 1)	0,988	(0,875 , 1,100)≈(0,875 , 1)
Tipo 1.2	1,000	0,805	(0,422 , 1,188)≈(0,422 , 1)	0,877	(0,635 , 1,119)≈(0,635 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,177	(-0,149 , 0,502)≈(0 , 0,502)	0,111	(-0,094 , 0,317)≈(0 , 0,317)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,167	0,408	(0,088 , 0,727)	0,319	(0,117 , 0,521)
Tipo 2.1	0,000	0,014	(-0,066 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,009	(-0,042 , 0,059)≈(0 , 0,059)
Tipo 2.3	0,167	0,371	(0,081 , 0,660)	0,296	(0,113 , 0,479)
Tipo 2.4	0,000	0,016	(-0,042 , 0,074)≈(0 , 0,074)	0,000	(-0,027 , 0,047)≈(0 , 0,047)
Tipo 2.5	0,000	0,007	(-0,024 , 0,039)≈(0 , 0,039)	0,000	(-0,015 , 0,025)≈(0 , 0,025)
Error tipo 3	0,319	0,388	(0,115 , 0,662)	0,363	(0,190 , 0,536)
Tipo 3.1	0,000	0,007	(-0,028 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,004	(-0,018 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 3.2	0,319	0,269	(0,027 , 0,510)	0,287	(0,134 , 0,440)
Tipo 3.4	0,000	0,073	(-0,081 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,046	(-0,051 , 0,144)≈(0 , 0,144)
Tipo 3.5	0,000	0,040	(-0,058 , 0,138)≈(0 , 0,138)	0,025	(-0,037 , 0,087)≈(0 , 0,087)
Error tipo 4	1,000	0,870	(0,599 , 1,141)≈(0,599 , 1)	0,918	(0,747 , 1,089)≈(0,747 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,054	(-0,074 , 0,182)≈(0 , 0,182)	0,034	(-0,047 , 0,115)≈(0 , 0,115)
Tipo 4.3	0,933	0,641	(0,330 , 0,953)	0,748	(0,552 , 0,946)
Tipo 4.5	0,067	0,175	(-0,093 , 0,443)≈(0 , 0,443)	0,135	(-0,034 , 0,365)≈(0 , 0,365)
Error tipo 5	0,400	0,586	(0,156 , 1,016)≈(0,156 , 1)	0,518	(0,246 , 0,789)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,008	(-0,044 , 0,059)≈(0 , 0,059)	0,005	(-0,028 , 0,037)≈(0 , 0,037)
Tipo 5.3	0,400	0,389	(0,035 , 0,744)	0,393	(0,169 , 0,617)
Tipo 5.4	0,000	0,189	(-0,226 , 0,603)≈(0 , 0,603)	0,119	(0,038 , 0,381)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,401	0,498	-	0,462	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,167	0,051	-	0,094	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.3	0,167	0,051	-	0,094	-
Tipo 2.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,319	0,575	-	0,481	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,319	0,558	-	0,481	-
Tipo 3.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.5	0,000	0,017	-	0,000	-
Error tipo 4	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,167	-	0,106	-
Tipo 4.3	0,933	0,600	-	0,723	-
Tipo 4.5	0,067	0,233	-	0,172	-
Error tipo 5	0,400	0,650	-	0,558	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,400	0,650	-	0,558	-
Tipo 5.4	0,000	0,000	-	0,000	-

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo ChAID
Figura 4.43 (I)

	Error aparente ($\overline{err}$)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{p} = 0.642$)	0,401	0,504	(0,416 , 0,594)	0,478	(0,412 , 0,546)
	1,000	0,982	(0,803 , 1,159)≈(0,803 , 1)	0,987	(0,852 , 1,119)≈(0,852 , 1)
Error tipo 1	1,000	0,805	(0,422 , 1,188)≈(0,422 , 1)	0,854	(0,567 , 1,141)≈(0,567 , 1)
Tipo 1.2	0,000	0,177	(-0,149 , 0,502)≈(0 , 0,502)	0,133	(-0,112 , 0,376)≈(0 , 0,376)
Tipo 1.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,167	0,408	(0,088 , 0,727)	0,348	(0,108 , 0,587)
Error tipo 2	0,000	0,014	(-0,066 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,010	(-0,049 , 0,070)≈(0 , 0,070)
Tipo 2.1	0,167	0,371	(0,081 , 0,660)	0,320	(0,103 , 0,537)
Tipo 2.3	0,000	0,016	(-0,042 , 0,074)≈(0 , 0,074)	0,012	(-0,031 , 0,055)≈(0 , 0,055)
Tipo 2.4	0,000	0,007	(-0,024 , 0,039)≈(0 , 0,039)	0,005	(-0,018 , 0,029)≈(0 , 0,029)
Tipo 2.5	0,319	0,388	(0,115 , 0,662)	0,371	(0,166 , 0,576)
Error tipo 3	0,000	0,007	(-0,028 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,005	(-0,021 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 3.1	0,319	0,269	(0,027 , 0,510)	0,282	(0,100 , 0,462)
Tipo 3.2	0,000	0,073	(-0,081 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,055	(-0,061 , 0,171)≈(0 , 0,171)
Tipo 3.4	0,000	0,040	(-0,058 , 0,138)≈(0 , 0,138)	0,030	(-0,043 , 0,103)≈(0 , 0,103)
Tipo 3.5	1,000	0,870	(0,599 , 1,141)≈(0,599 , 1)	0,903	(0,699 , 1,106)≈(0,699 , 1)
Error tipo 4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.1	0,000	0,054	(-0,074 , 0,182)≈(0 , 0,182)	0,040	(-0,055 , 0,136)≈(0 , 0,136)
Tipo 4.2	0,933	0,641	(0,330 , 0,953)	0,714	(0,481 , 0,948)
Tipo 4.3	0,067	0,175	(-0,093 , 0,443)≈(0 , 0,443)	0,148	(-0,053 , 0,349)≈(0 , 0,349)
Tipo 4.5	0,400	0,586	(0,156 , 1,016)≈(0,156 , 1)	0,539	(0,217 , 0,862)≈(0,217 , 1)
Error tipo 5	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.1	0,000	0,008	(-0,044 , 0,059)≈(0 , 0,059)	0,006	(-0,033 , 0,044)≈(0 , 0,044)
Tipo 5.2	0,400	0,389	(0,035 , 0,744)	0,392	(0,126 , 0,658)
Tipo 5.3	0,000	0,189	(-0,226 , 0,603)≈(0 , 0,603)	0,142	(-0,169 , 0,452)
Tipo 5.4					

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS.

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo ChAID

Figura 4.43 (y II)

- *Algoritmo ASSISTANT*: La aplicación del algoritmo ASSISTANT genera, como era de esperar, un árbol muy complejo, con múltiples ramas y hojas terminales. En este caso, la profundidad del árbol es muy superior al de resto de métodos (con un máximo de 10), generándose 38 reglas diferentes, tal como se recoge en la Figura 4.44.



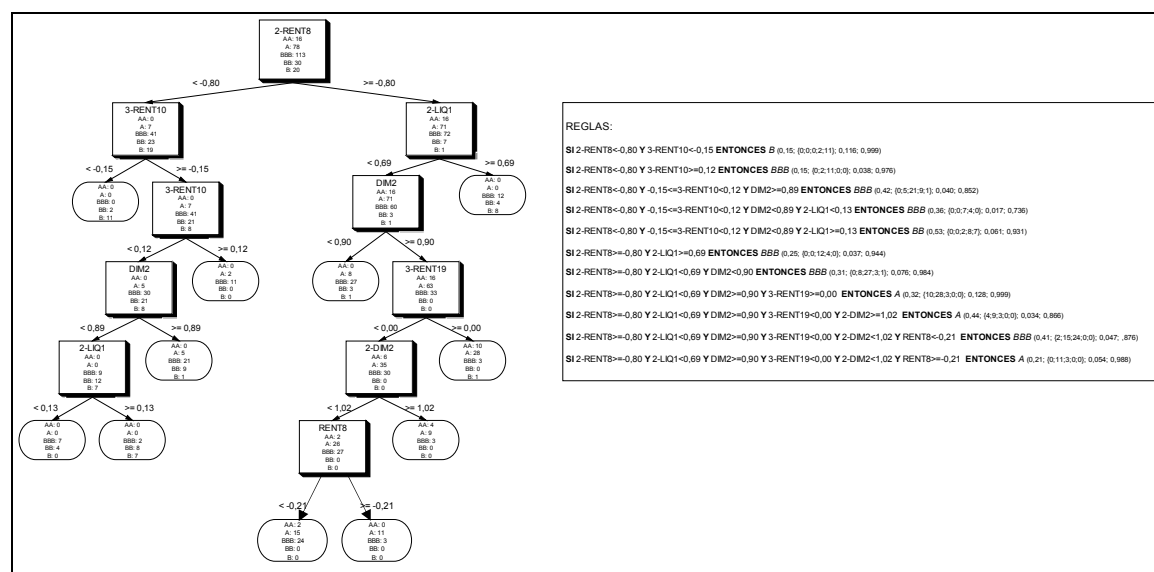
	Error aparente (err)	E0 estimado ($E_{rr_{E0}}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,171	0,546	(0,404 , 0,688)	0,408	(0,318 , 0,498)
Error tipo 1	0,375	0,773	(0,369 , 1,178)≈(0,369 , 1)	0,627	(0,371 , 0,882)
Tipo 1.2	0,375	0,569	(0,133 , 1,006)≈(0,133 , 1)	0,498	(0,222 , 0,774)
Tipo 1.3	0,000	0,204	(-0,075 , 0,484)≈(0 , 0,484)	0,129	(-0,047 , 0,306)≈(0 , 0,306)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,115	0,536	(0,296 , 0,776)	0,381	(0,229 , 0,533)
Tipo 2.1	0,000	0,129	(-0,009 , 0,266)≈(0 , 0,266)	0,082	(-0,006 , 0,168)≈(0 , 0,168)
Tipo 2.3	0,102	0,377	(0,147 , 0,607)	0,276	(0,130 , 0,421)
Tipo 2.4	0,013	0,024	(-0,025 , 0,074)≈(0 , 0,074)	0,020	(-0,011 , 0,052)≈(0 , 0,052)
Tipo 2.5	0,000	0,006	(-0,019 , 0,030)≈(0 , 0,030)	0,000	(0,004 , 0,019)
Error tipo 3	0,115	0,407	(0,224 , 0,589)	0,300	(0,184 , 0,415)
Tipo 3.1	0,009	0,026	(-0,024 , 0,076)≈(0 , 0,076)	0,020	(-0,012 , 0,051)≈(0 , 0,051)
Tipo 3.2	0,071	0,225	(0,105 , 0,345)	0,128	(0,149 , 0,301)
Tipo 3.4	0,035	0,122	(-0,017 , 0,260)≈(0 , 0,260)	0,090	(0,002 , 0,177)
Tipo 3.5	0,000	0,034	(-0,032 , 0,100)≈(0 , 0,100)	0,021	(-0,020 , 0,063)≈(0 , 0,063)
Error tipo 4	0,433	0,715	(0,341 , 1,089)≈(0,341 , 1)	0,611	(0,375 , 0,848)
Tipo 4.1	0,000	0,002	(-0,019 , 0,023)≈(0 , 0,023)	0,001	(-0,012 , 0,015)≈(0 , 0,015)
Tipo 4.2	0,000	0,040	(-0,055 , 0,134)≈(0 , 0,134)	0,025	(-0,035 , 0,081)≈(0 , 0,081)
Tipo 4.3	0,300	0,529	(0,142 , 0,915)	0,445	(0,200 , 0,689)
Tipo 4.5	0,133	0,144	(-0,073 , 0,362)≈(0 , 0,362)	0,140	(0,003 , 0,278)
Error tipo 5	0,150	0,553	(0,188 , 0,919)	0,405	(0,174 , 0,636)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,003	(-0,024 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 5.3	0,000	0,250	(-0,038 , 0,054)≈(0 , 0,539)	0,158	(-0,024 , 0,341)≈(0 , 0,341)
Tipo 5.4	0,150	0,298	(-0,044 , 0,638)≈(0 , 0,638)	0,204	(0,082 , 0,513)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,171	0,160	-	0,164	-
Error tipo 1	0,375	0,438	-	0,415	-
Tipo 1.2	0,375	0,375	-	0,375	-
Tipo 1.3	0,000	0,063	-	0,040	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,115	0,141	-	0,131	-
Tipo 2.1	0,000	0,026	-	0,016	-
Tipo 2.3	0,102	0,115	-	0,110	-
Tipo 2.4	0,013	0,000	-	0,005	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,115	0,106	-	0,109	-
Tipo 3.1	0,009	0,009	-	0,009	-
Tipo 3.2	0,071	0,071	-	0,071	-
Tipo 3.4	0,035	0,017	-	0,024	-
Tipo 3.5	0,000	0,009	-	0,006	-
Error tipo 4	0,433	0,267	-	0,328	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.3	0,300	0,167	-	0,216	-
Tipo 4.5	0,133	0,100	-	0,122	-
Error tipo 5	0,150	0,150	-	0,150	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.4	0,150	0,150	-	0,150	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.681$)	0,171	0,546	(0,404 , 0,688)	0,496	(0,373 , 0,619)
Error tipo 1	0,375	0,773	(0,369 , 1,178)≈(0,369 , 1)	0,720	(0,370 , 1,071)≈(0,370 , 1)
Tipo 1.2	0,375	0,569	(0,133 , 1,006)≈(0,133 , 1)	0,543	(0,165 , 0,922)
Tipo 1.3	0,000	0,204	(-0,075 , 0,484)≈(0 , 0,484)	0,177	(-0,065 , 0,419)≈(0 , 0,419)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,115	0,536	(0,296 , 0,776)	0,480	(0,272 , 0,688)
Tipo 2.1	0,000	0,129	(-0,009 , 0,266)≈(0 , 0,266)	0,112	(-0,008 , 0,230)≈(0 , 0,230)
Tipo 2.3	0,102	0,377	(0,147 , 0,607)	0,340	(0,141 , 0,540)
Tipo 2.4	0,013	0,024	(-0,025 , 0,074)≈(0 , 0,074)	0,023	(-0,020 , 0,066)≈(0 , 0,066)
Tipo 2.5	0,000	0,006	(-0,019 , 0,030)≈(0 , 0,030)	0,005	(-0,016 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Error tipo 3	0,115	0,407	(0,224 , 0,589)	0,368	(0,209 , 0,526)
Tipo 3.1	0,009	0,026	(-0,024 , 0,076)≈(0 , 0,076)	0,024	(-0,020 , 0,067)≈(0 , 0,067)
Tipo 3.2	0,071	0,225	(0,105 , 0,345)	0,204	(0,100 , 0,308)
Tipo 3.4	0,035	0,122	(-0,017 , 0,260)≈(0 , 0,260)	0,110	(-0,010 , 0,230)≈(0 , 0,230)
Tipo 3.5	0,000	0,034	(-0,032 , 0,100)≈(0 , 0,100)	0,029	(-0,028 , 0,087)≈(0 , 0,087)
Error tipo 4	0,433	0,715	(0,341 , 1,089)≈(0,341 , 1)	0,677	(0,353 , 1,001)≈(0,353 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,002	(-0,019 , 0,023)≈(0 , 0,023)	0,002	(-0,016 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Tipo 4.2	0,000	0,040	(-0,055 , 0,134)≈(0 , 0,134)	0,035	(-0,048 , 0,116)≈(0 , 0,116)
Tipo 4.3	0,300	0,529	(0,142 , 0,915)	0,498	(0,163 , 0,833)
Tipo 4.5	0,133	0,144	(-0,073 , 0,362)≈(0 , 0,362)	0,143	(-0,045 , 0,331)≈(0 , 0,331)
Error tipo 5	0,150	0,553	(0,188 , 0,919)	0,499	(0,183 , 0,816)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,004	(-0,033 , 0,042)≈(0 , 0,042)
Tipo 5.3	0,000	0,250	(-0,038 , 0,054)≈(0 , 0,539)	0,217	(-0,033 , 0,047)≈(0 , 0,047)
Tipo 5.4	0,150	0,298	(-0,044 , 0,638)≈(0 , 0,638)	0,278	(-0,018 , 0,573)≈(0 , 0,573)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS.

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo ASSISTANT

Figura 4.44

➤ **Algoritmo C4.5:** Si se considera el criterio de partición fundamentado en el *ratio de ganancia* y la aplicación del método de poda conocido como “*pessimistic error rate*” ($p=0,25$), así como la necesidad de alcanzar un mínimo de 10 individuos por hoja ($\approx 4\%$ del total), se obtienen los resultados resumidos en la Figura 4.45.



	Error aparente (<i>err</i>)	E0 estimado ($E_{rr_{E0}}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,342	0,505	(0,419 , 0,591)	0,445	(0,391 , 0,499)
Error tipo 1	1,000	0,911	(0,638 , 1,184)≈(0,638 , 1)	0,944	(0,771 , 1,116)≈(0,771 , 1)
Tipo 1.2	0,875	0,753	(0,356 , 1,151)≈(0,356 , 1)	0,798	(0,547 , 1,049)≈(0,547 , 1)
Tipo 1.3	0,125	0,158	(-0,133 , 0,450)≈(0 , 0,450)	0,146	(-0,038 , 0,330)≈(0 , 0,330)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,385	0,454	(0,208 , 0,700)	0,429	(0,273 , 0,584)
Tipo 2.1	0,000	0,056	(-0,107 , 0,220)≈(0 , 0,220)	0,035	(-0,067 , 0,139)≈(0 , 0,139)
Tipo 2.3	0,385	0,372	(0,163 , 0,581)	0,377	(0,245 , 0,509)
Tipo 2.4	0,000	0,023	(-0,028 , 0,074)≈(0 , 0,074)	0,015	(-0,018 , 0,047)≈(0 , 0,047)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,012 , 0,019)≈(0 , 0,019)	0,002	(-0,008 , 0,012)≈(0 , 0,012)
Error tipo 3	0,097	0,392	(0,208 , 0,576)	0,283	(0,167 , 0,400)
Tipo 3.1	0,000	0,011	(-0,025 , 0,047)≈(0 , 0,047)	0,007	(-0,016 , 0,030)≈(0 , 0,030)
Tipo 3.2	0,079	0,255	(0,092 , 0,419)	0,190	(0,087 , 0,294)
Tipo 3.4	0,018	0,096	(-0,035 , 0,227)≈(0 , 0,227)	0,067	(-0,015 , 0,150)≈(0 , 0,150)
Tipo 3.5	0,000	0,030	(-0,041 , 0,100)≈(0 , 0,100)	0,019	(-0,026 , 0,063)≈(0 , 0,063)
Error tipo 4	0,733	0,769	(0,435 , 1,103)≈(0,435 , 1)	0,756	(0,545 , 0,967)
Tipo 4.1	0,000	0,002	(-0,019 , 0,023)≈(0 , 0,023)	0,001	(-0,012 , 0,015)≈(0 , 0,015)
Tipo 4.2	0,000	0,051	(-0,057 , 0,159)≈(0 , 0,159)	0,032	(-0,036 , 0,100)≈(0 , 0,100)
Tipo 4.3	0,667	0,561	(0,257 , 0,865)	0,600	(0,408 , 0,792)
Tipo 4.5	0,067	0,155	(-0,052 , 0,362)≈(0 , 0,362)	0,123	(-0,008 , 0,253)≈(0 , 0,253)
Error tipo 5	0,450	0,515	(0,147 , 0,883)	0,491	(0,259 , 0,724)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,007	(-0,050 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,004	(-0,032 , 0,040)≈(0 , 0,040)
Tipo 5.3	0,100	0,317	(-0,029 , 0,664)≈(0 , 0,664)	0,237	(0,018 , 0,456)
Tipo 5.4	0,350	0,191	(-0,118 , 0,500)≈(0 , 0,500)	0,230	(0,054 , 0,445)

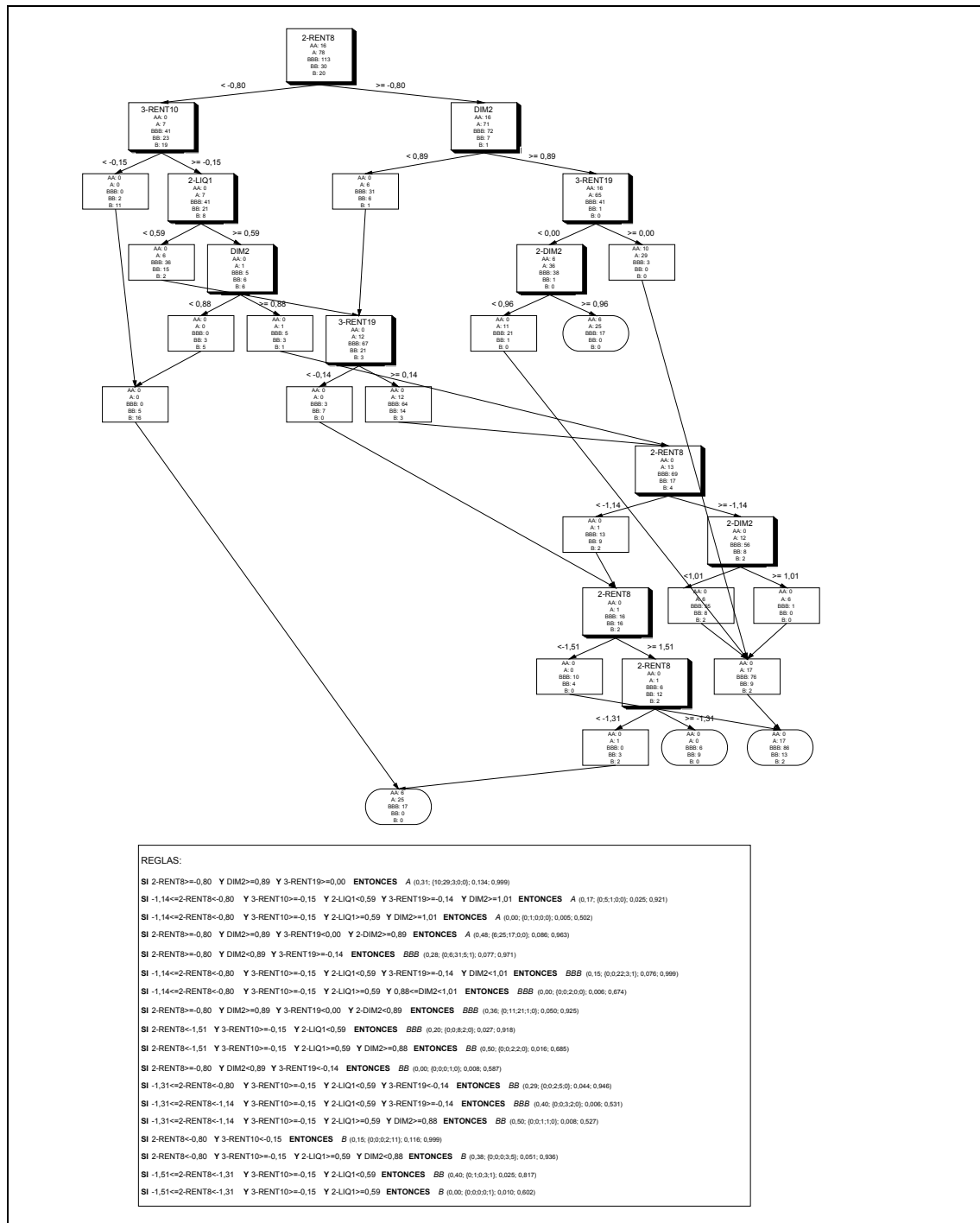
Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo C4.5
Figura 4.45 (I)

	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,342	0,307	-	0,320	-
Error tipo 1	1,000	0,688	-	0,803	-
Tipo 1.2	0,875	0,625	-	0,717	-
Tipo 1.3	0,125	0,063	-	0,086	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,385	0,321	-	0,345	-
Tipo 2.1	0,000	0,013	-	0,008	-
Tipo 2.3	0,385	0,295	-	0,328	-
Tipo 2.4	0,000	0,013	-	0,008	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,097	0,204	-	0,165	-
Tipo 3.1	0,000	0,009	-	0,006	-
Tipo 3.2	0,079	0,097	-	0,090	-
Tipo 3.4	0,018	0,071	-	0,051	-
Tipo 3.5	0,000	0,027	-	0,017	-
Error tipo 4	0,733	0,333	-	0,480	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,033	-	0,021	-
Tipo 4.3	0,667	0,233	-	0,393	-
Tipo 4.5	0,067	0,067	-	0,067	-
Error tipo 5	0,450	0,500	-	0,482	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,100	0,400	-	0,290	-
Tipo 5.4	0,350	0,100	-	0,192	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.638$)	0,342	0,505	(0,419 , 0,591)	0,471	(0,403 , 0,531)
Error tipo 1	1,000	0,911	(0,638 , 1,184)≈(0,638 , 1)	0,929	(0,713 , 1,146)≈(0,713 , 1)
Tipo 1.2	0,875	0,753	(0,356 , 1,151)≈(0,356 , 1)	0,778	(0,464 , 1,094)≈(0,464 , 1)
Tipo 1.3	0,125	0,158	(-0,133 , 0,450)≈(0 , 0,450)	0,151	(-0,079 , 0,383)≈(0 , 0,383)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,385	0,454	(0,208 , 0,700)	0,440	(0,245 , 0,635)
Tipo 2.1	0,000	0,056	(-0,107 , 0,220)≈(0 , 0,220)	0,044	(-0,085 , 0,174)≈(0 , 0,174)
Tipo 2.3	0,385	0,372	(0,163 , 0,581)	0,375	(0,209 , 0,540)
Tipo 2.4	0,000	0,023	(-0,028 , 0,074)≈(0 , 0,074)	0,018	(-0,022 , 0,059)≈(0 , 0,059)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,012 , 0,019)≈(0 , 0,019)	0,002	(-0,010 , 0,015)≈(0 , 0,015)
Error tipo 3	0,097	0,392	(0,208 , 0,576)	0,331	(0,185 , 0,477)
Tipo 3.1	0,000	0,011	(-0,025 , 0,047)≈(0 , 0,047)	0,009	(-0,020 , 0,037)≈(0 , 0,037)
Tipo 3.2	0,079	0,255	(0,092 , 0,419)	0,219	(0,089 , 0,348)
Tipo 3.4	0,018	0,096	(-0,035 , 0,227)≈(0 , 0,227)	0,080	(-0,024 , 0,184)≈(0 , 0,184)
Tipo 3.5	0,000	0,030	(-0,041 , 0,100)≈(0 , 0,100)	0,024	(-0,032 , 0,079)≈(0 , 0,079)
Error tipo 4	0,733	0,769	(0,435 , 1,103)≈(0,435 , 1)	0,762	(0,497 , 1,026)≈(0,497 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,002	(-0,019 , 0,023)≈(0 , 0,023)	0,002	(-0,015 , 0,018)≈(0 , 0,018)
Tipo 4.2	0,000	0,051	(-0,057 , 0,159)≈(0 , 0,159)	0,040	(-0,045 , 0,126)≈(0 , 0,126)
Tipo 4.3	0,667	0,561	(0,257 , 0,865)	0,583	(0,342 , 0,824)
Tipo 4.5	0,067	0,155	(-0,052 , 0,362)≈(0 , 0,362)	0,137	(-0,027 , 0,301)≈(0 , 0,301)
Error tipo 5	0,450	0,515	(0,147 , 0,883)	0,502	(0,210 , 0,793)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,007	(-0,050 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,006	(-0,040 , 0,050)≈(0 , 0,050)
Tipo 5.3	0,100	0,317	(-0,029 , 0,664)≈(0 , 0,664)	0,272	(-0,002 , 0,547)≈(0 , 0,547)
Tipo 5.4	0,350	0,191	(-0,118 , 0,500)≈(0 , 0,500)	0,224	(-0,021 , 0,469)≈(0 , 0,469)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS.

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo C4.5 Figura 4.45 (y II)

➤ *Algoritmo Sipina*: Por lo que respecta a la aplicación del algoritmo Sipina, se aplica únicamente el criterio de partición/discretización conocido como “Fusbin”, estableciendo los parámetros por defecto: $\alpha=1$, $\lambda \in [0, +\infty)$. Asimismo, se utiliza el método post-aprendizaje conocido como “merge”, que lleva a cabo la unificación de los nodos relacionados en el árbol. No obstante, el número de reglas generado por este método continúa siendo muy elevado, con un total de 18 sentencias, como se recoge en la Figura 4.46.



Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo Sipina
Figura 4.46 (I)

	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,327	0,510	(0,425 , 0,595)	0,443	(0,389 , 0,496)
Error tipo 1	1,000	0,885	(0,597 , 1,173)≈(0,597 , 1)	0,927	(0,745 , 1,109)≈(0,745 , 1)
Tipo 1.2	1,000	0,710	(0,335 , 1,084)≈(0,335 , 1)	0,817	(0,579 , 1,053)≈(0,579 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,171	(-0,111 , 0,453)≈(0 , 0,453)	0,108	(-0,070 , 0,286)≈(0 , 0,286)
Tipo 1.4	0,000	0,004	(-0,043 , 0,051)≈(0 , 0,051)	0,003	(-0,027 , 0,032)≈(0 , 0,032)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,231	0,456	(0,208 , 0,703)	0,373	(0,216 , 0,529)
Tipo 2.1	0,000	0,058	(-0,050 , 0,166)≈(0 , 0,166)	0,037	(-0,032 , 0,105)≈(0 , 0,105)
Tipo 2.3	0,218	0,377	(0,148 , 0,607)	0,318	(0,174 , 0,464)
Tipo 2.4	0,000	0,018	(-0,024 , 0,061)≈(0 , 0,061)	0,011	(-0,015 , 0,039)≈(0 , 0,039)
Tipo 2.5	0,013	0,002	(-0,011 , 0,016)≈(0 , 0,016)	0,006	(-0,002 , 0,015)≈(0 , 0,015)
Error tipo 3	0,239	0,397	(0,191 , 0,604)	0,339	(0,209 , 0,470)
Tipo 3.1	0,000	0,019	(-0,029 , 0,068)≈(0 , 0,068)	0,012	(-0,018 , 0,043)≈(0 , 0,043)
Tipo 3.2	0,188	0,237	(0,077 , 0,397)	0,219	(0,118 , 0,320)
Tipo 3.4	0,053	0,106	(-0,015 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,086	(0,010 , 0,164)
Tipo 3.5	0,000	0,034	(-0,045 , 0,113)≈(0 , 0,113)	0,021	(-0,028 , 0,144)≈(0 , 0,144)
Error tipo 4	0,700	0,755	(0,451 , 1,060)≈(0,451 , 1)	0,735	(0,543 , 0,928)
Tipo 4.1	0,000	0,003	(-0,020 , 0,026)≈(0 , 0,026)	0,002	(-0,013 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Tipo 4.2	0,000	0,056	(-0,041 , 0,154)≈(0 , 0,154)	0,035	(-0,026 , 0,097)≈(0 , 0,097)
Tipo 4.3	0,433	0,517	(0,175 , 0,860)	0,486	(0,270 , 0,703)
Tipo 4.5	0,267	0,179	(-0,056 , 0,415)≈(0 , 0,415)	0,211	(0,063 , 0,361)
Error tipo 5	0,100	0,542	(0,203 , 0,880)	0,379	(0,164 , 0,593)
Tipo 5.1	0,000	0,002	(-0,021 , 0,025)≈(0 , 0,025)	0,001	(-0,013 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Tipo 5.2	0,000	0,004	(-0,032 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,003	(-0,020 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 5.3	0,100	0,322	(0,024 , 0,620)	0,240	(0,052 , 0,429)
Tipo 5.4	0,000	0,214	(-0,140 , 0,567)≈(0 , 0,567)	0,135	(-0,088 , 0,358)≈(0 , 0,358)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,327	0,381	-	0,361	-
Error tipo 1	1,000	0,364	-	0,598	-
Tipo 1.2	1,000	0,182	-	0,483	-
Tipo 1.3	0,000	0,182	-	0,115	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,231	0,613	-	0,472	-
Tipo 2.1	0,000	0,160	-	0,101	-
Tipo 2.3	0,218	0,427	-	0,350	-
Tipo 2.4	0,000	0,027	-	0,016	-
Tipo 2.5	0,013	0,000	-	0,005	-
Error tipo 3	0,239	0,106	-	0,155	-
Tipo 3.1	0,000	0,021	-	0,013	-
Tipo 3.2	0,188	0,032	-	0,089	-
Tipo 3.4	0,053	0,032	-	0,040	-
Tipo 3.5	0,000	0,021	-	0,013	-
Error tipo 4	0,700	0,696	-	0,697	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.3	0,433	0,609	-	0,544	-
Tipo 4.5	0,267	0,087	-	0,153	-
Error tipo 5	0,100	0,474	-	0,336	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,100	0,368	-	0,270	-
Tipo 5.4	0,000	0,105	-	0,066	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.669$)	0,327	0,510	(0,425 , 0,595)	0,471	(0,404 , 0,538)
Error tipo 1	1,000	0,885	(0,597 , 1,173)≈(0,597 , 1)	0,909	(0,683 , 1,136)≈(0,638 , 1)
Tipo 1.2	1,000	0,710	(0,335 , 1,084)≈(0,335 , 1)	0,772	(0,477 , 1,066)≈(0,477 , 1)
Tipo 1.3	0,000	0,171	(-0,111 , 0,453)≈(0 , 0,453)	0,135	(-0,087 , 0,356)≈(0 , 0,356)
Tipo 1.4	0,000	0,004	(-0,043 , 0,051)≈(0 , 0,051)	0,003	(-0,034 , 0,040)≈(0 , 0,040)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,231	0,456	(0,208 , 0,703)	0,408	(0,213 , 0,602)
Tipo 2.1	0,000	0,058	(-0,050 , 0,166)≈(0 , 0,166)	0,046	(-0,039 , 0,131)≈(0 , 0,131)
Tipo 2.3	0,218	0,377	(0,148 , 0,607)	0,343	(0,163 , 0,524)
Tipo 2.4	0,000	0,018	(-0,024 , 0,061)≈(0 , 0,061)	0,014	(-0,019 , 0,048)≈(0 , 0,048)
Tipo 2.5	0,013	0,002	(-0,011 , 0,016)≈(0 , 0,016)	0,004	(-0,006 , 0,015)≈(0 , 0,015)
Error tipo 3	0,239	0,397	(0,191 , 0,604)	0,363	(0,201 , 0,526)
Tipo 3.1	0,000	0,019	(-0,029 , 0,068)≈(0 , 0,068)	0,015	(-0,023 , 0,054)≈(0 , 0,054)
Tipo 3.2	0,188	0,237	(0,077 , 0,397)	0,227	(0,101 , 0,352)
Tipo 3.4	0,053	0,106	(-0,015 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,095	(-0,001 , 0,191)≈(0 , 0,191)
Tipo 3.5	0,000	0,034	(-0,045 , 0,113)≈(0 , 0,113)	0,027	(-0,035 , 0,089)≈(0 , 0,089)
Error tipo 4	0,700	0,755	(0,451 , 1,060)≈(0,451 , 1)	0,743	(0,504 , 0,983)
Tipo 4.1	0,000	0,003	(-0,020 , 0,026)≈(0 , 0,026)	0,002	(-0,016 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Tipo 4.2	0,000	0,056	(-0,041 , 0,154)≈(0 , 0,154)	0,044	(-0,032 , 0,121)≈(0 , 0,121)
Tipo 4.3	0,433	0,517	(0,175 , 0,860)	0,499	(0,230 , 0,769)
Tipo 4.5	0,267	0,179	(-0,056 , 0,415)≈(0 , 0,415)	0,198	(0,013 , 0,383)
Error tipo 5	0,100	0,542	(0,203 , 0,880)	0,448	(0,181 , 0,714)
Tipo 5.1	0,000	0,002	(-0,021 , 0,025)≈(0 , 0,025)	0,002	(-0,017 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Tipo 5.2	0,000	0,004	(-0,032 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,003	(-0,025 , 0,032)≈(0 , 0,032)
Tipo 5.3	0,100	0,322	(0,024 , 0,620)	0,275	(0,040 , 0,509)
Tipo 5.4	0,000	0,214	(-0,140 , 0,567)≈(0 , 0,567)	0,168	(-0,110 , 0,446)≈(0 , 0,446)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo Sipina Figura 4.46 (y II)

	Error aparente ($\overline{err}$)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,323	0,479	-	0,422	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	0,875	0,813	-	0,835	-
Tipo 1.3	0,125	0,188	-	0,165	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,179	0,474	-	0,365	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.3	0,179	0,462	-	0,358	-
Tipo 2.4	0,000	0,012	-	0,008	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,221	0,301	-	0,272	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,168	0,159	-	0,162	-
Tipo 3.4	0,053	0,142	-	0,109	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 4	0,633	0,633	-	0,633	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,100	0,033	-	0,058	-
Tipo 4.3	0,466	0,567	-	0,530	-
Tipo 4.5	0,067	0,033	-	0,046	-
Error tipo 5	0,450	0,850	-	0,703	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,400	0,300	-	0,337	-
Tipo 5.4	0,050	0,550	-	0,336	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma}=0.654$)	0,323	0,479	(0,325 , 0,633)	0,442	(0,325 , 0,560)
Error tipo 1	1,000	0,930	(0,600 , 1,259)≈(0,600 , 1)	0,946	(0,694 , 1,198)≈(0,694 , 1)
Tipo 1.2	0,875	0,770	(0,345 , 1,194)≈(0,345 , 1)	0,795	(0,470 , 1,119)≈(0,470 , 1)
Tipo 1.3	0,125	0,160	(-0,135 , 0,456)≈(0 , 0,456)	0,152	(-0,074 , 0,378)≈(0 , 0,378)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,179	0,385	(0,093 , 0,677)	0,337	(0,113 , 0,560)
Tipo 2.1	0,000	0,025	(-0,071 , 0,122)≈(0 , 0,122)	0,019	(-0,054 , 0,093)≈(0 , 0,093)
Tipo 2.3	0,179	0,345	(0,075 , 0,615)	0,306	(0,099 , 0,512)
Tipo 2.4	0,000	0,012	(-0,020 , 0,045)≈(0 , 0,045)	0,009	(-0,015 , 0,034)≈(0 , 0,034)
Tipo 2.5	0,000	0,002	(-0,011 , 0,015)≈(0 , 0,015)	0,002	(-0,008 , 0,011)≈(0 , 0,011)
Error tipo 3	0,221	0,319	(0,124 , 0,514)	0,296	(0,147 , 0,445)
Tipo 3.1	0,000	0,005	(-0,019 , 0,029)≈(0 , 0,029)	0,004	(-0,015 , 0,022)≈(0 , 0,022)
Tipo 3.2	0,168	0,229	(0,063 , 0,396)	0,215	(0,088 , 0,342)
Tipo 3.4	0,053	0,068	(-0,048 , 0,184)≈(0 , 0,184)	0,064	(-0,024 , 0,153)≈(0 , 0,153)
Tipo 3.5	0,000	0,016	(-0,040 , 0,072)≈(0 , 0,072)	0,012	(-0,031 , 0,055)≈(0 , 0,055)
Error tipo 4	0,633	0,793	(0,454 , 1,132)≈(0,454 , 1)	0,755	(0,496 , 1,015)≈(0,496 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,002	(-0,018 , 0,021)≈(0 , 0,021)	0,002	(-0,014 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Tipo 4.2	0,100	0,032	(-0,048 , 0,113)≈(0 , 0,113)	0,048	(-0,013 , 0,110)≈(0 , 0,110)
Tipo 4.3	0,466	0,646	(0,308 , 0,984)	0,604	(0,345 , 0,862)
Tipo 4.5	0,067	0,113	(-0,073 , 0,298)≈(0 , 0,298)	0,102	(-0,040 , 0,244)≈(0 , 0,244)
Error tipo 5	0,450	0,564	(0,114 , 1,014)≈(0,114 , 1)	0,537	(0,193 , 0,881)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,004	(-0,043 , 0,050)≈(0 , 0,050)	0,003	(-0,033 , 0,038)≈(0 , 0,038)
Tipo 5.3	0,400	0,431	(-0,009 , 0,872)≈(0 , 0,872)	0,424	(0,087 , 0,761)
Tipo 5.4	0,050	0,129	(-0,164 , 0,422)≈(0 , 0,422)	0,110	(-0,114 , 0,334)≈(0 , 0,334)
Error real estimado mediante "jackknife": Error total: 0,420. Error tipo 1: 1,000 (tipo 1-2: 0,812; tipo 1-3: 0,188; tipo 1-4: 0,000; tipo 1-5: 0,000). Error tipo 2: 0,359 (tipo 2-1: 0,000; tipo 2-3: 0,359; tipo 2-4: 0,000; tipo 2-5: 0,000). Error tipo 3: 0,203 (tipo 3-1: 0,000; tipo 3-2: 0,150; tipo 3-4: 0,053; tipo 3-5: 0,000). Error tipo 4: 1,000 (tipo 4-1: 0,000; tipo 4-2: 0,000; tipo 4-3: 0,933; tipo 4-5: 0,067). Error tipo 5: 0,550 (tipo 5-1: 0,000; tipo 5-2: 0,000; tipo 5-3: 0,550; tipo 5-4: 0,000).					

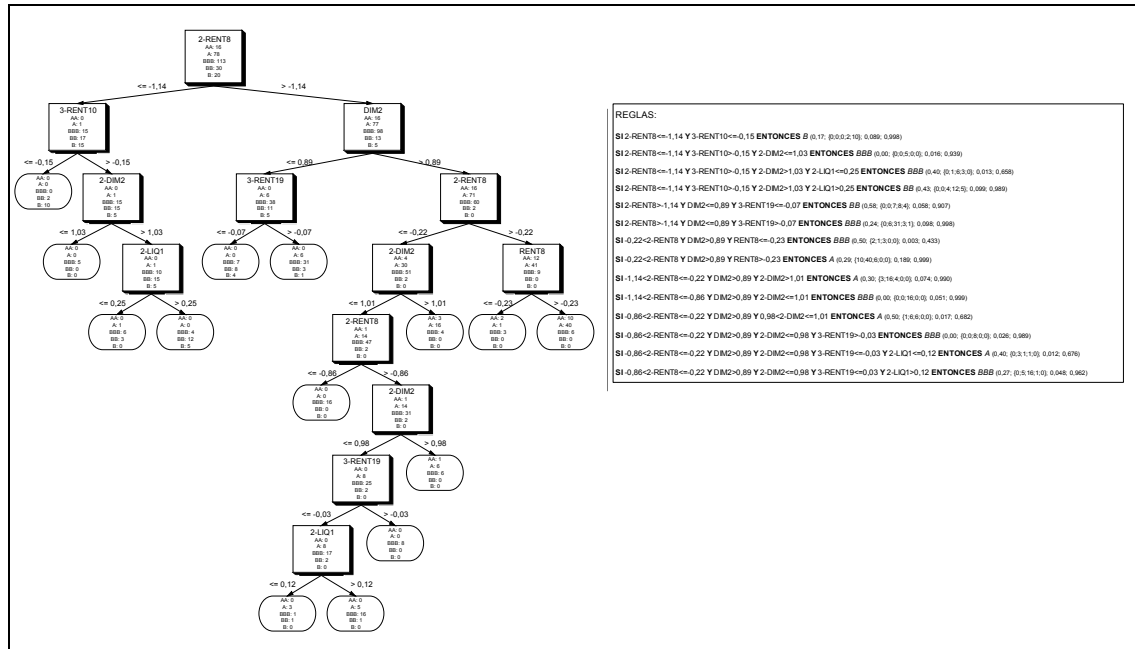
Fuente: Elaboración propia. CART® for Windows® V.4.0 y software propio.

Nota: El error real estimado mediante "jackknife" hace referencia a los resultados obtenidos como consecuencia de la ejecución del proceso de poda.

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Gini univariante Figura 4.47 (y II)

Como puede observarse, el error total estimado mediante "jackknife" supera al error estimado mediante las variantes de bootstrap 0.632 y 0.632+, siendo mayor que éste para todas las categorías analizadas, excepto el error tipo 4 y tipo 5 (si bien las diferencias son poco significativas), por lo que no se justifica el riesgo de sobreajuste del modelo comentado por BREIMAN *et al.* (1984) y KOHAVI (1995).

➤ *Algoritmo CART – Twoing univariante:* La Figura 4.48 resume los resultados obtenidos con el algoritmo CART, considerando el criterio de partición "Twoing" respecto a la formación de árboles univariantes.



	Error aparente (err)	$\hat{E}$ E0 estimado (Err_{E0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,300	0,499	(0,307 , 0,682)	0,426	(0,304 , 0,541)
Error tipo 1	1,000	0,917	(0,530 , 1,304)≈(0,530 , 1)	0,948	(0,703 , 1,192)≈(0,703 , 1)
Tipo 1.2	0,875	0,772	(0,296 , 1,249)≈(0,296 , 1)	0,810	(0,509 , 1,111)≈(0,509 , 1)
Tipo 1.3	0,125	0,145	(-0,125 , 0,415)≈(0 , 0,415)	0,138	(-0,033 , 0,308)≈(0 , 0,308)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,167	0,354	(0,109 , 0,598)	0,285	(0,130 , 0,439)
Tipo 2.1	0,000	0,018	(-0,069 , 0,106)≈(0 , 0,106)	0,011	(-0,044 , 0,067)≈(0 , 0,067)
Tipo 2.3	0,167	0,317	(0,102 , 0,532)	0,262	(0,126 , 0,398)
Tipo 2.4	0,000	0,017	(-0,024 , 0,057)≈(0 , 0,057)	0,011	(-0,015 , 0,036)≈(0 , 0,036)
Tipo 2.5	0,000	0,002	(-0,011 , 0,014)≈(0 , 0,014)	0,001	(-0,007 , 0,009)≈(0 , 0,009)
Error tipo 3	0,247	0,339	(0,125 , 0,554)	0,305	(0,170 , 0,441)
Tipo 3.1	0,000	0,003	(-0,013 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,002	(-0,008 , 0,013)≈(0 , 0,013)
Tipo 3.2	0,150	0,229	(0,062 , 0,397)	0,200	(0,094 , 0,306)
Tipo 3.4	0,097	0,090	(-0,047 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,093	(0,006 , 0,180)
Tipo 3.5	0,000	0,017	(-0,034 , 0,067)≈(0 , 0,067)	0,011	(-0,021 , 0,042)≈(0 , 0,042)
Error tipo 4	0,333	0,760	(0,360 , 1,161)≈(0,360 , 1)	0,603	(0,350 , 0,856)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,031	(-0,048 , 0,109)≈(0 , 0,109)	0,032	(-0,018 , 0,081)≈(0 , 0,081)
Tipo 4.3	0,233	0,605	(0,227 , 0,984)	0,468	(0,229 , 0,708)
Tipo 4.5	0,067	0,124	(-0,059 , 0,308)≈(0 , 0,308)	0,103	(-0,013 , 0,219)≈(0 , 0,219)
Error tipo 5	0,500	0,548	(0,162 , 0,933)	0,530	(0,286 , 0,774)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,365	(-0,025 , 0,756)≈(0 , 0,756)	0,249	(0,003 , 0,496)
Tipo 5.4	0,450	0,182	(-0,144 , 0,508)≈(0 , 0,508)	0,281	(-0,075 , 0,487)≈(0 , 0,487)

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Twoing univariante
Figura 4.48 (I)

	Error aparente ($\overline{err}$)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,300	0,498	-	0,425	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	0,875	0,813	-	0,835	-
Tipo 1.3	0,125	0,188	-	0,165	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,167	0,462	-	0,353	-
Tipo 2.1	0,000	0,026	-	0,016	-
Tipo 2.3	0,167	0,423	-	0,329	-
Tipo 2.4	0,000	0,013	-	0,008	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,247	0,336	-	0,303	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,150	0,195	-	0,178	-
Tipo 3.4	0,097	0,142	-	0,125	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 4	0,333	0,600	-	0,502	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,067	-	0,054	-
Tipo 4.3	0,233	0,533	-	0,423	-
Tipo 4.5	0,067	0,000	-	0,025	-
Error tipo 5	0,500	1,000	-	0,816	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,300	-	0,208	-
Tipo 5.4	0,450	0,700	-	0,608	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.679$)	0,300	0,499	(0,307 , 0,682)	0,456	(0,305 , 0,599)
Error tipo 1	1,000	0,917	(0,530 , 1,304) $\approx$ (0,530 , 1)	0,935	(0,632 , 1,238) $\approx$ (0,632 , 1)
Tipo 1.2	0,875	0,772	(0,296 , 1,249) $\approx$ (0,296 , 1)	0,794	(0,421 , 1,168) $\approx$ (0,421 , 1)
Tipo 1.3	0,125	0,145	(-0,125 , 0,415) $\approx$ (0 , 0,415)	0,141	(-0,071 , 0,352) $\approx$ (0 , 0,352)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,167	0,354	(0,109 , 0,598)	0,313	(0,122 , 0,505)
Tipo 2.1	0,000	0,018	(-0,069 , 0,106) $\approx$ (0 , 0,106)	0,014	(-0,054 , 0,083) $\approx$ (0 , 0,083)
Tipo 2.3	0,167	0,317	(0,102 , 0,532)	0,285	(0,116 , 0,453)
Tipo 2.4	0,000	0,017	(-0,024 , 0,057) $\approx$ (0 , 0,057)	0,013	(-0,019 , 0,045) $\approx$ (0 , 0,045)
Tipo 2.5	0,000	0,002	(-0,011 , 0,014) $\approx$ (0 , 0,014)	0,002	(-0,009 , 0,011) $\approx$ (0 , 0,011)
Error tipo 3	0,247	0,339	(0,125 , 0,554)	0,319	(0,151 , 0,487)
Tipo 3.1	0,000	0,003	(-0,013 , 0,020) $\approx$ (0 , 0,020)	0,002	(-0,010 , 0,016) $\approx$ (0 , 0,016)
Tipo 3.2	0,150	0,229	(0,062 , 0,397)	0,212	(0,081 , 0,343)
Tipo 3.4	0,097	0,090	(-0,047 , 0,228) $\approx$ (0 , 0,228)	0,092	(-0,016 , 0,200) $\approx$ (0 , 0,200)
Tipo 3.5	0,000	0,017	(-0,034 , 0,067) $\approx$ (0 , 0,067)	0,013	(-0,027 , 0,052) $\approx$ (0 , 0,052)
Error tipo 4	0,333	0,760	(0,360 , 1,161) $\approx$ (0,360 , 1)	0,667	(0,354 , 0,982) $\approx$ (0,354 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,031	(-0,048 , 0,109) $\approx$ (0 , 0,109)	0,031	(-0,030 , 0,093) $\approx$ (0 , 0,093)
Tipo 4.3	0,233	0,605	(0,227 , 0,984)	0,524	(0,228 , 0,821)
Tipo 4.5	0,067	0,124	(-0,059 , 0,308) $\approx$ (0 , 0,308)	0,112	(-0,032 , 0,256) $\approx$ (0 , 0,256)
Error tipo 5	0,500	0,548	(0,162 , 0,933)	0,538	(0,235 , 0,839)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,365	(-0,025 , 0,756) $\approx$ (0 , 0,756)	0,297	(-0,009 , 0,603) $\approx$ (0 , 0,603)
Tipo 5.4	0,450	0,182	(-0,144 , 0,508) $\approx$ (0 , 0,508)	0,240	(-0,015 , 0,495) $\approx$ (0 , 0,495)
Error real estimado mediante "jackknife": Error total: 0,428. Error tipo 1: 1,000 (tipo 1-2: 0,875; tipo 1-3: 0,125; tipo 1-4: 0,000; tipo 1-5: 0,000). Error tipo 2: 0,359 (tipo 2-1: 0,013; tipo 2-3: 0,346; tipo 2-4: 0,000; tipo 2-5: 0,000). Error tipo 3: 0,300 (tipo 3-1: 0,000; tipo 3-2: 0,212; tipo 3-4: 0,088; tipo 3-5: 0,000). Error tipo 4: 0,734 (tipo 4-1: 0,000; tipo 4-2: 0,000; tipo 4-3: 0,667; tipo 4-5: 0,067). Error tipo 5: 0,500 (tipo 5-1: 0,000; tipo 5-2: 0,000; tipo 5-3: 0,150; tipo 5-4: 0,350).					

Fuente: Elaboración propia. CART® for Windows® V.4.0 y software propio.

Nota: El error real estimado mediante "jackknife" hace referencia a los resultados obtenidos como consecuencia de la ejecución del proceso de poda.

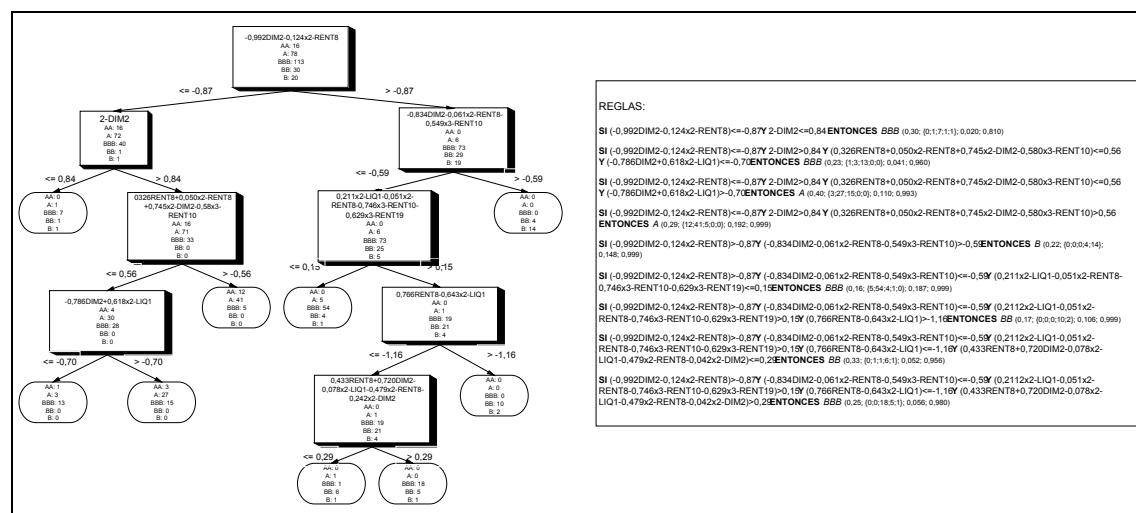
Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Twoing univariante

Figura 4.48 (y II)

De nuevo, el error estimado mediante "jackknife" (0,428) resulta inferior al conseguido mediante bootstrap 0.632+ (0,456) y muy próximo al obtenido por la variante 0.632 (0,426), lo que rechaza el riesgo de sobreajuste.

➤ *Algoritmo CART – Gini oblicuo*: Por su parte, se considera también la formación de árboles oblicuos mediante el algoritmo CART, al objeto de conseguir particiones integradas por la combinación lineal de varios atributos y, de esta forma, mejorar la capacidad caracterizadora del modelo final (Figura 4.49). El criterio de partición utilizado es el "Gini", incluyendo dos nuevas restricciones al modelo CART: (1) un mínimo de tres observaciones por nodo para el empleo de splits multivariantes; y (2)

un límite de significación de 0,20 para la eliminación de variables en el algoritmo “hacia atrás” utilizado para la formación de la combinación lineal de atributos.



	Error aparente (err)	E0 estimado (Err_{E0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,261	0,459	(0,387 , 0,532)	0,386	(0,340 , 0,432)
Error tipo 1	1,000	0,927	(0,635 , 1,219)≈(0,635 , 1)	0,954	(0,769 , 1,138)≈(0,769 , 1)
Tipo 1.2	0,938	0,836	(0,409 , 1,263)≈(0,409 , 1)	0,874	(0,604 , 1,143)≈(0,604 , 1)
Tipo 1.3	0,062	0,091	(-0,141 , 0,323)≈(0 , 0,323)	0,023	(-0,066 , 0,227)≈(0 , 0,227)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,128	0,320	(0,038 , 0,602)	0,294	(0,071 , 0,428)
Tipo 2.1	0,000	0,027	(-0,069 , 0,122)≈(0 , 0,122)	0,017	(-0,044 , 0,077)≈(0 , 0,077)
Tipo 2.3	0,115	0,280	(0,037 , 0,524)	0,219	(0,066 , 0,373)
Tipo 2.4	0,013	0,010	(-0,018 , 0,038)≈(0 , 0,038)	0,012	(-0,008 , 0,028)≈(0 , 0,028)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,017 , 0,022)≈(0 , 0,022)	0,002	(-0,011 , 0,014)≈(0 , 0,014)
Error tipo 3	0,186	0,351	(0,156 , 0,547)	0,290	(0,167 , 0,414)
Tipo 3.1	0,000	0,010	(-0,029 , 0,050)≈(0 , 0,050)	0,006	(-0,018 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 3.2	0,177	0,247	(0,076 , 0,417)	0,221	(0,113 , 0,329)
Tipo 3.4	0,009	0,072	(-0,076 , 0,221)≈(0 , 0,221)	0,049	(-0,044 , 0,143)≈(0 , 0,143)
Tipo 3.5	0,000	0,022	(-0,050 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,014	(-0,032 , 0,059)≈(0 , 0,059)
Error tipo 4	0,466	0,814	(0,425 , 1,175)≈(0,425 , 1)	0,686	(0,440 , 0,914)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,023	(-0,047 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,015	(-0,030 , 0,059)≈(0 , 0,059)
Tipo 4.3	0,333	0,643	(0,256 , 1,030)≈(0,256 , 1)	0,529	(0,284 , 0,774)
Tipo 4.5	0,133	0,148	(-0,068 , 0,363)≈(0 , 0,363)	0,142	(0,006 , 0,278)
Error tipo 5	0,300	0,570	(0,151 , 0,988)	0,471	(0,206 , 0,729)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,028	(-0,087 , 0,142)≈(0 , 0,142)	0,018	(-0,055 , 0,090)≈(0 , 0,090)
Tipo 5.3	0,150	0,418	(-0,051 , 0,888)≈(0 , 0,888)	0,319	(0,023 , 0,616)
Tipo 5.4	0,150	0,123	(-0,196 , 0,442)≈(0 , 0,442)	0,133	(-0,069 , 0,335)≈(0 , 0,335)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,261	0,479	-	0,415	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	0,938	1,000	-	0,977	-
Tipo 1.3	0,062	0,000	-	0,023	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,128	0,218	-	0,185	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.3	0,115	0,205	-	0,172	-
Tipo 2.4	0,013	0,013	-	0,013	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,186	0,487	-	0,376	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,177	0,345	-	0,283	-
Tipo 3.4	0,009	0,142	-	0,093	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 4	0,466	0,733	-	0,635	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.3	0,333	0,633	-	0,523	-
Tipo 4.5	0,133	0,100	-	0,112	-
Error tipo 5	0,300	0,600	-	0,490	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,050	-	0,032	-
Tipo 5.3	0,150	0,150	-	0,150	-
Tipo 5.4	0,150	0,450	-	0,340	-

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Gini oblicuo
Figura 4.49 (y I)

Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.667$)	0,261	0,459	(0,387 , 0,532)	0,414	(0,358 , 0,470)
Error tipo 1	1,000	0,927	(0,635 , 1,219)≈(0,635 , 1)	0,944	(0,719 , 1,169)≈(0,719 , 1)
Tipo 1.2	0,938	0,836	(0,409 , 1,263)≈(0,409 , 1)	0,859	(0,531 , 1,188)≈(0,531 , 1)
Tipo 1.3	0,062	0,091	(-0,141 , 0,323)≈(0 , 0,323)	0,084	(-0,094 , 0,263)≈(0 , 0,263)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,128	0,320	(0,038 , 0,602)	0,276	(0,059 , 0,493)
Tipo 2.1	0,000	0,027	(-0,069 , 0,122)≈(0 , 0,122)	0,021	(-0,053 , 0,094)≈(0 , 0,094)
Tipo 2.3	0,115	0,280	(0,037 , 0,524)	0,242	(0,055 , 0,430)
Tipo 2.4	0,013	0,010	(-0,018 , 0,038)≈(0 , 0,038)	0,011	(-0,011 , 0,032)≈(0 , 0,032)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,017 , 0,022)≈(0 , 0,022)	0,002	(-0,013 , 0,017)≈(0 , 0,017)
Error tipo 3	0,186	0,351	(0,156 , 0,547)	0,313	(0,163 , 0,464)
Tipo 3.1	0,000	0,010	(-0,029 , 0,050)≈(0 , 0,050)	0,008	(-0,022 , 0,039)≈(0 , 0,039)
Tipo 3.2	0,177	0,247	(0,076 , 0,417)	0,231	(0,099 , 0,362)
Tipo 3.4	0,009	0,072	(-0,076 , 0,221)≈(0 , 0,221)	0,058	(-0,056 , 0,172)≈(0 , 0,172)
Tipo 3.5	0,000	0,022	(-0,050 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,017	(-0,039 , 0,072)≈(0 , 0,072)
Error tipo 4	0,466	0,814	(0,425 , 1,175)≈(0,425 , 1)	0,734	(0,434 , 1,012)≈(0,434 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,023	(-0,047 , 0,093)≈(0 , 0,093)	0,018	(-0,036 , 0,072)≈(0 , 0,072)
Tipo 4.3	0,333	0,643	(0,256 , 1,030)≈(0,256 , 1)	0,572	(0,274 , 0,870)≈(0,274 , 1)
Tipo 4.5	0,133	0,148	(-0,068 , 0,363)≈(0 , 0,363)	0,145	(-0,022 , 0,310)≈(0 , 0,310)
Error tipo 5	0,300	0,570	(0,151 , 0,988)	0,508	(0,185 , 0,830)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,028	(-0,087 , 0,142)≈(0 , 0,142)	0,022	(-0,067 , 0,109)≈(0 , 0,109)
Tipo 5.3	0,150	0,418	(-0,051 , 0,888)≈(0 , 0,888)	0,356	(-0,005 , 0,718)≈(0 , 0,718)
Tipo 5.4	0,150	0,123	(-0,196 , 0,442)≈(0 , 0,442)	0,129	(-0,117 , 0,375)≈(0 , 0,375)
Error real estimado mediante "jackknife": Error total: 0,440. Error tipo 1: 1,000 (tipo 1-2: 1,000; tipo 1-3: 0,000; tipo 1-4: 0,000; tipo 1-5: 0,000). Error tipo 2: 0,154 (tipo 2-1: 0,000; tipo 2-3: 0,154; tipo 2-4: 0,000; tipo 2-5: 0,000). Error tipo 3: 0,416 (tipo 3-1: 0,000; tipo 2-3: 0,381; tipo 3-4: 0,018; tipo 3-5: 0,000). Error tipo 4: 1,000 (tipo 4-1: 0,000; tipo 4-2: 0,033; tipo 4-3: 0,867; tipo 4-5: 0,100). Error tipo 5: 0,400 (tipo 5-1: 0,000; tipo 5-2: 0,050; tipo 5-3: 0,350; tipo 5-4: 0,000).					

Fuente: Elaboración propia. CART® for Windows® V.4.0 y software propio.

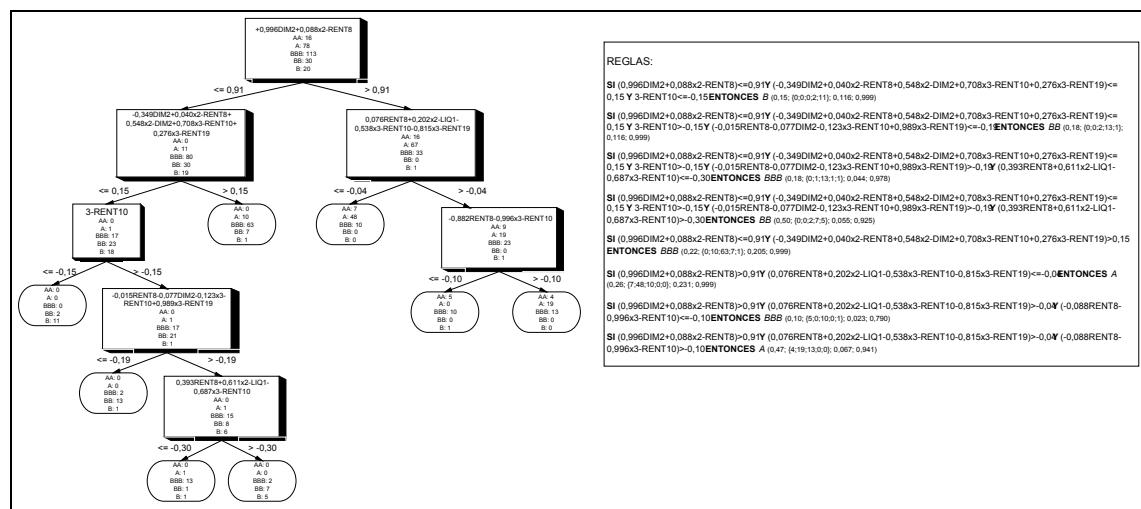
Nota: El error real estimado mediante "jackknife" hace referencia a los resultados obtenidos como consecuencia de la ejecución del proceso de poda.

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Gini oblicuo

Figura 4.49 (y II)

Como puede observarse, en este caso el error estimado mediante jackknife sí resulta ligeramente superior al obtenido mediante bootstrap, si bien las diferencias son poco significativas (44% vs. 41,4%).

➤ *Algoritmo CART – Twoing oblicuo*: Por lo que respecta a la construcción de árboles oblicuos mediante el criterio de partición "Twoing", la Figura 4.50 refleja los resultados observados (con idénticas restricciones de partida que para el caso anterior y la aplicación de algoritmo jackknife para la estimación del error real tras la ejecución del proceso de poda).



Error aparente ($\overline{err}$)	$\hat{Err}_{E0}$ E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632				
Error total	0,284	0,461	0,396	(0,343 , 0,449)
Error tipo 1	1,000	0,959	0,974	(0,834 , 1,114)≈(0,834 , 1)
Tipo 1.2	0,688	0,880	0,809	(0,577 , 1,042)≈(0,577 , 1)
Tipo 1.3	0,312	0,079	0,165	(0,027 , 0,303)
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	-
Error tipo 2	0,141	0,309	0,247	(0,078 , 0,417)
Tipo 2.1	0,000	0,022	0,014	(-0,040 , 0,069)≈(0 , 0,069)
Tipo 2.3	0,141	0,278	0,228	(0,079 , 0,375)
Tipo 2.4	0,000	0,008	0,005	(-0,014 , 0,024)≈(0 , 0,024)
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,001	(-0,009 , 0,011)≈(0 , 0,011)
Error tipo 3	0,239	0,369	0,321	(0,202 , 0,440)
Tipo 3.1	0,000	0,006	0,004	(-0,015 , 0,011)≈(0 , 0,011)
Tipo 3.2	0,204	0,262	0,241	(0,146 , 0,335)
Tipo 3.4	0,035	0,076	0,061	(-0,038 , 0,160)≈(0 , 0,160)
Tipo 3.5	0,000	0,025	0,016	(-0,047 , 0,078)≈(0 , 0,078)
Error tipo 4	0,333	0,786	0,619	(0,384 , 0,855)
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,029	0,018	(-0,030 , 0,066)≈(0 , 0,066)
Tipo 4.3	0,267	0,614	0,486	(0,232 , 0,742)
Tipo 4.5	0,066	0,143	0,115	(-0,045 , 0,274)≈(0 , 0,274)
Error tipo 5	0,450	0,576	0,530	(0,243 , 0,817)
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,031	0,020	(-0,052 , 0,092)≈(0 , 0,092)
Tipo 5.3	0,150	0,376	0,293	(-0,019 , 0,604)≈(0 , 0,604)
Tipo 5.4	0,300	0,169	0,217	(-0,008 , 0,442)≈(0 , 0,442)
Bootstrap 0.632'				
Error total	0,284	0,473	0,403	-
Error tipo 1	1,000	1,000	1,000	-
Tipo 1.2	0,688	0,571	0,614	-
Tipo 1.3	0,312	0,429	0,386	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	-
Error tipo 2	0,141	0,579	0,417	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 2.3	0,141	0,553	0,401	-
Tipo 2.4	0,000	0,026	0,016	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	-
Error tipo 3	0,239	0,322	0,291	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 3.2	0,204	0,119	0,150	-
Tipo 3.4	0,035	0,203	0,141	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	0,000	-
Error tipo 4	0,333	0,500	0,439	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 4.3	0,267	0,500	0,414	-
Tipo 4.5	0,066	0,000	0,024	-
Error tipo 5	0,450	1,000	0,797	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 5.3	0,150	0,250	0,213	-
Tipo 5.4	0,300	0,750	0,584	-
Bootstrap 0.632+				
Error total ($\hat{\gamma} = 0.670$)	0,284	0,461	0,418	(0,355 , 0,482)
Error tipo 1	1,000	0,959	0,969	(0,801 , 1,138)≈(0,801 , 1)
Tipo 1.2	0,688	0,880	0,834	(0,554 , 1,114)≈(0,554 , 1)
Tipo 1.3	0,312	0,079	0,135	(-0,031 , 0,301)≈(0 , 0,301)
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	-
Error tipo 2	0,141	0,309	0,269	(0,066 , 0,472)
Tipo 2.1	0,000	0,022	0,017	(-0,049 , 0,083)≈(0 , 0,083)
Tipo 2.3	0,141	0,278	0,245	(0,066 , 0,423)
Tipo 2.4	0,000	0,008	0,006	(-0,017 , 0,029)≈(0 , 0,029)
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,001	(-0,011 , 0,014)≈(0 , 0,014)
Error tipo 3	0,239	0,369	0,338	(0,195 , 0,481)
Tipo 3.1	0,000	0,006	0,005	(-0,017 , 0,027)≈(0 , 0,027)
Tipo 3.2	0,204	0,262	0,248	(0,135 , 0,361)
Tipo 3.4	0,035	0,076	0,066	(-0,052 , 0,186)≈(0 , 0,186)
Tipo 3.5	0,000	0,025	0,019	(-0,056 , 0,094)≈(0 , 0,094)
Error tipo 4	0,333	0,786	0,677	(0,394 , 0,961)
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,029	0,022	(-0,036 , 0,079)≈(0 , 0,079)
Tipo 4.3	0,267	0,614	0,531	(0,224 , 0,838)
Tipo 4.5	0,066	0,143	0,125	(-0,067 , 0,316)≈(0 , 0,316)
Error tipo 5	0,450	0,576	0,546	(0,201 , 0,891)
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,031	0,024	(-0,063 , 0,111)≈(0 , 0,111)
Tipo 5.3	0,150	0,376	0,322	(-0,053 , 0,697)≈(0 , 0,697)
Tipo 5.4	0,300	0,169	0,200	(-0,070 , 0,471)≈(0 , 0,471)
Error real estimado mediante "jackknife": Error total: 0,455. Error tipo 1: 1,000 (tipo 1-2: 1,000; tipo 1-3: 0,000; tipo 1-4: 0,000; tipo 1-5: 0,000). Error tipo 2: 0,141 (tipo 2-1: 0,000; tipo 2-3: 0,141; tipo 2-4: 0,000; tipo 2-5: 0,000). Error tipo 3: 0,354 (tipo 3-1: 0,000; tipo 2-3: 0,354; tipo 3-4: 0,000; tipo 3-5: 0,000). Error tipo 4: 1,000 (tipo 4-1: 0,000; tipo 4-2: 0,000; tipo 4-3: 1,000; tipo 4-5: 0,000). Error tipo 5: 1,000 (tipo 5-1: 0,000; tipo 5-2: 0,050; tipo 5-3: 0,950; tipo 5-4: 0,000).				

Fuente: Elaboración propia. CART® for Windows® V.4.0 y software propio.

Construcción de árboles de decisión mediante el algoritmo CART-Twoing oblicuo

Figura 4.50 (y II)

Respecto a este modelo, el error estimado mediante jackknife vuelve a ser superior al obtenido mediante bootstrap 0.632+ (45,5% vs. 41,8%, respectivamente), por lo que en presencia de árboles oblicuos sí se observa ligeramente la tendencia prevista de excesivo optimismo del bootstrap.

Rating real	Rating predicho											
	ChAID						ChAID (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	16	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	0	65	13	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	36	77	0	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	0	28	0	2	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	8	0	12	20	0	0	8	-	12	20
Total	0	117	126	0	14	257	16	78	121	30	12	257
Rating real	Rating predicho											
	ASSISTANT						ASSISTANT (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	10	6	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	0	69	8	1	0	78	-	77	-	1	0	78
BBB	1	8	100	4	0	113	1	-	112	-	0	113
BB	0	0	9	17	4	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	0	3	17	20	0	0	0	-	20	20
Total	11	83	117	25	21	257	17	77	112	31	20	257
Rating real	Rating predicho											
	C4.5						C4.5 (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	14	2	0	0	16	14	-	2	0	0	16
A	0	48	30	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	9	102	2	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	0	20	8	2	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	2	7	11	20	0	0	2	-	18	20
Total	0	71	156	17	13	257	14	78	117	30	18	257
Rating real	Rating predicho											
	Sipina -Fusbin						Sipina - Fusbin (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	16	0	0	0	16	16	-	0	0	0	16
A	0	60	17	0	1	78	-	77	-	0	1	78
BBB	0	21	86	6	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	0	13	9	8	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	2	0	18	20	0	0	2	-	18	20
Total	0	97	118	15	27	257	16	77	115	30	19	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Árboles de decisión
Tabla 4.96 (I)

	Rating predicho											
Rating real	CART – Gini univariante						CART – Gini univariante (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	14	2	0	0	16	14	-	2	0	0	16
A	0	64	14	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	19	88	6	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	3	14	11	2	30	0	3	-	27	-	30
B	0	0	8	1	11	20	0	0	8	-	12	20
Total	0	100	126	18	13	257	14	81	123	27	12	257
	Rating predicho											
Rating real	CART – Twoing univariante						CART – Twoing univariante (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	14	2	0	0	16	14	-	2	0	0	16
A	0	65	13	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	17	85	11	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	1	7	20	2	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	1	9	10	20	0	0	1	-	19	20
Total	0	97	108	40	12	257	14	79	116	29	19	257
	Rating predicho											
Rating real	CART – Gini oblicuo						CART – Gini oblicuo (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	15	1	0	0	16	15	-	1	0	0	16
A	0	68	9	1	0	78	-	77	-	1	0	78
BBB	0	20	92	1	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	0	10	16	4	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	3	3	14	20	0	0	3	-	17	20
Total	0	103	115	21	18	257	15	77	117	31	17	257
	Rating predicho											
Rating real	CART – Twoing oblicuo						CART – Twoing oblicuo (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	11	5	0	0	16	11	-	5	0	0	16
A	0	67	11	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	23	86	4	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	0	8	20	2	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	3	6	11	20	0	0	3	-	17	20
Total	0	103	115	21	18	257	15	79	117	29	17	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Árboles de decisión

Tabla 4.96 (y II)

De acuerdo con los árboles construidos mediante los criterios ChAID, ASSISTANT, C4.5, Sipina Fusbin y CART (Gini y Twoing, univariantes y oblicuos), se pueden destacar los siguientes resultados:

✓ Por lo que respecta a las matrices de clasificación previas, los algoritmos ASSISTANT y Sipina generan los resultados más compactos (ratings concentrados

entorno a la clase real de pertenencia, con porcentajes de acierto del 82,9% y 67,3%, respectivamente), si bien a costa de un número muy elevado de reglas (38 y 18 sentencias, respectivamente). Esta situación puede ser consecuencia de procesos de sobreajuste en los modelos, para lo que se precisa analizar el error real estimado mediante bootstrap.

✓ Por lo que respecta al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, los resultados entre los modelos son bastante similares, alcanzando cifras iguales o superiores al 95% en todos los casos.

✓ La aplicación de las técnicas de bootstrap permite observar que el algoritmo CART presenta el mejor comportamiento de todos los algoritmos analizados, destacando particularmente la variante “Gini oblicuo”, con una tasa de error total próxima al 41% para la variante 0.632+ (si bien las tasas de error tipo 1 y tipo 4 superan el 70%); por su parte, la estimación mediante “jackknife” sitúa esta cifra en el 45%.

✓ Como era de esperar, la construcción de árboles oblicuos se ha demostrado más eficaz para la caracterización del problema que la construcción de árboles univariantes, tanto por lo que respecta al criterio “Gini” según la variante 0.632+ (error total del 41,4% vs. 44,2%) como al criterio “Twoing” (error total del 41,8% vs. 45,6%); no obstante, su interpretación resulta significativamente más compleja.

✓ Centrando la atención exclusivamente en los árboles univariantes, el modelo CART “Gini” obtiene el mínimo error (44,2%), seguido del modelo CART “Twoing”, que alcanza también una tasa de error reducida, próxima al 45,6%. Como puede observarse, las tasas de error obtenidas por estos modelos están próximas a las conseguidas mediante los modelos MDA (44%) y *logit ordenado* (45,4%).

✓ Comparando los resultados anteriores con los derivados de la RNA más eficiente (Perceptrón Multicapa con aprendizaje “SCG” y combinación de redes individuales), puede observarse que el algoritmo CART Gini-oblicuo obtiene un desempeño ligeramente superior para la variantes bootstrap 0.632 (tasa de error del 38,6% vs. 41,0%), si bien en el caso de la variante 0.632+ los resultados son prácticamente idénticos (41,4% vs. 41,6%). Así, parece existir un mayor nivel de sobreajuste en el árbol que en la red, consecuencia del mayor número de parámetros libres del primero.

✓ Por su parte, los modelos Sipina y C4.5 demuestran también un buen desempeño (tasas de error del 47,1%), presentando los peores resultados respecto a las tasas parciales de error tipo 1 y tipo 4.

✓ El modelo ChAID obtiene una tasa media de error cercana al 48%, que puede considerarse aceptable y que se aproxima a los resultados derivados del modelo *logit multinomial*.

✓ El algoritmo ASSISTANT presenta unos resultados iniciales muy adecuados (con una tasa de error del 40,8% para la variante 0.632), sin embargo la ausencia de un criterio sólido de poda ha llevado a obtener un gran sobreajuste en el árbol final que, con un total de 48 reglas diferentes, obtiene una tasa de error final del 49,6% tras el ajuste 0.632+.

✓ El algoritmo SIPINA presenta un comportamiento similar al ASSISTANT, alcanzando una tasa de error inicial del 44,3% (variante 0.632), que sin embargo se

incrementa hasta alcanzar el 47,1% tras el ajuste practicado por la variante 0.632+. De nuevo el número de reglas generadas es muy elevado (18 reglas), lo que ha llevado al sobreajuste del grafo final.

Finalmente, cabe comentar que el mejor árbol final generado (modelo *CART-Gini oblicuo*), con un número reducido de reglas de decisión (nueve en total), resulta más complejo de interpretar al emplearse particiones basadas en la combinación lineal de variables independientes. De esta forma, a pesar de su mayor eficacia, podría resultar más conveniente el empleo del árbol obtenido mediante *Gini univariante*, que si bien incrementa ligeramente el error cometido (hasta el 42,2%-44,2% según la variante de bootstrap), resulta más fácil de interpretar.

Por su parte, las reglas generadas mediante *Gini oblicuo* presentan ciertas similitudes con las observadas para el modelo MDA, basado también en la combinación lineal de atributos, si bien a partir de hipótesis de partida más restrictivas y estadísticamente más robustas. Así, cabe destacar:

El modelo generado propone una primera partición muy clara para los individuos analizados, basada en las siguientes reglas de decisión:

“Si $-0,992 \cdot \text{DIM2} - 0,124 \cdot \text{RENT8} \leq 0,87$ entonces {AA, A, BBB}”

“Si $-0,992 \cdot \text{DIM2} - 0,124 \cdot \text{RENT8} > 0,87$ entonces {BBB, BB, B}”

De esta forma, las variables relacionadas con el tamaño de la empresa (en logaritmos neperianos) y la relación combinada entre el beneficio operativo y financiero (para los dos últimos años) parecen ser las más significativas para la caracterización inicial del rating de aseguradoras, observándose una *relación directa* entre éstas y la calificación final obtenida (a mayor puntuación en estos indicadores, mayor rating de la entidad).

A partir de esta partición inicial, se van desarrollando sucesivas sub-particiones que permiten caracterizar a las distintas categorías⁸⁷, destacando particularmente dos:

- El rating A obtenido por aquellas entidades que, perteneciendo al conjunto {AA, A, BBB} de la primera partición y presentando una dimensión superior a 0,84, además verifican la expresión:

$$0,326 \cdot \text{RENT8} + 0,050 \cdot \text{RENT8} + 0,745 \cdot \text{DIM2} - 0,580 \cdot \text{RENT10} > -0,56,$$

esto es, se verifica la relación directa observada entre las mejores calificaciones y las variables “ratio combinado” y “dimensión”, al tiempo que el atributo ROE actúa de forma negativa. En este caso no puede afirmarse con rotundidad a qué se debe este comportamiento, al tratarse de la tercera partición sucesiva observada sobre los datos.

- El rating B obtenido por aquellas entidades que, perteneciendo al conjunto {BBB, BB, B} de la primera partición verifican la expresión:

$$-0,834 \cdot \text{DIM2} - 0,061 \cdot \text{RENT8} - 0,549 \cdot \text{RENT10} > -0,59,$$

⁸⁷ Con excepción del rating “AA”, que no tiene asociado ningún nodo terminal.

lo que viene a contrastar de nuevo el comportamiento observado para las variables DIM2 y 2-RENT8, observándose también en este caso una relación inversa entre los menores rating y el ROE obtenido por las entidades.

Una vez analizados los distintos árboles individuales generados por cada modelo, a continuación se estudian las redes bayesianas derivadas de los mismos, así como la posibilidad de su combinación en un “agregador de clasificadores”.

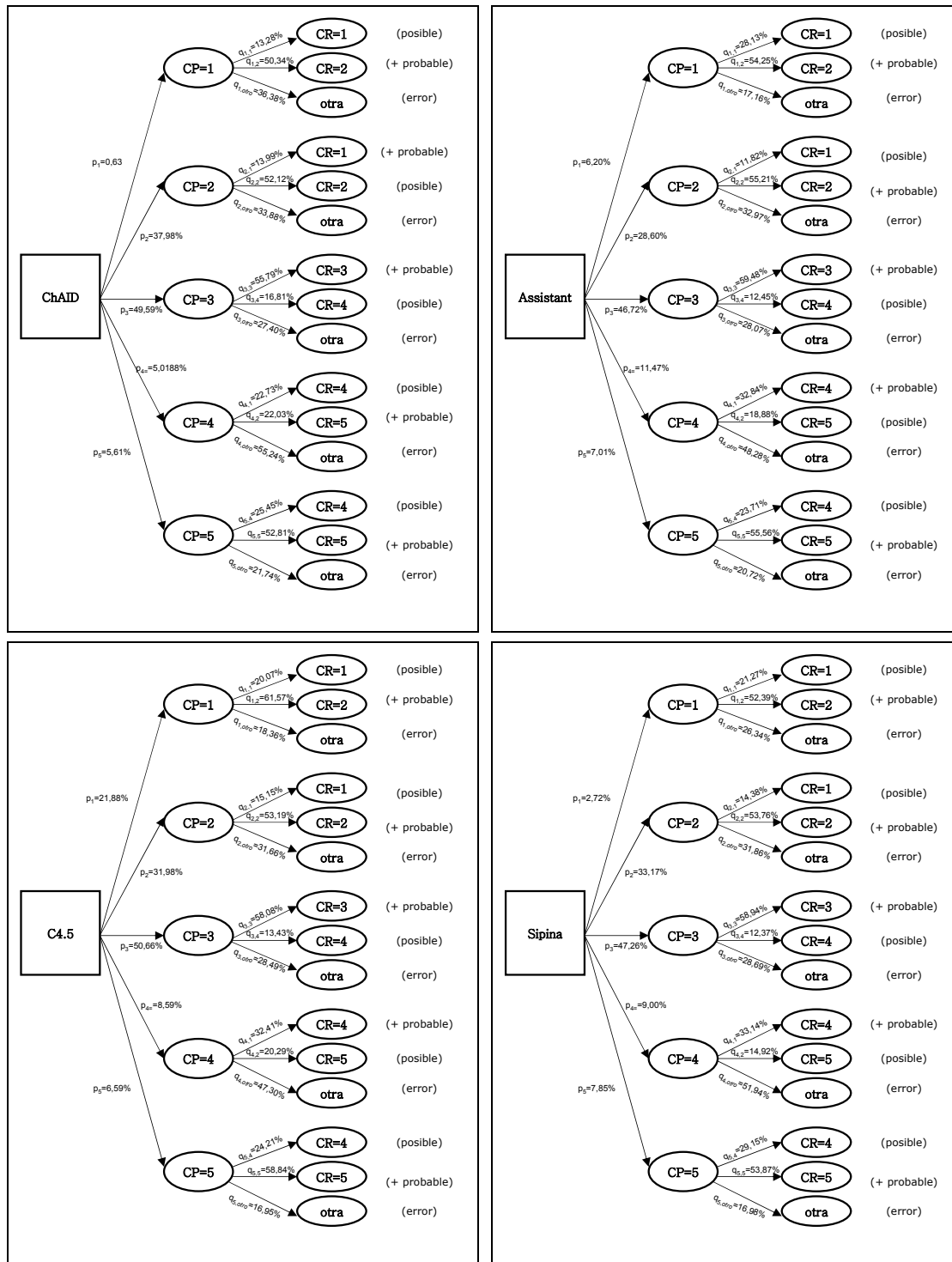
4.4.4.2.2. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas

Como se ha podido observar en la representación de los distintos árboles y mediante el análisis de las tasas de error generadas, los principales problemas de caracterización se concentran en un número restringido de categorías. En particular, las clases más afectadas son aquellas con un menor número de individuos y, especialmente, los ratings “AA” (tipo 1) y “BB” (tipo 4).

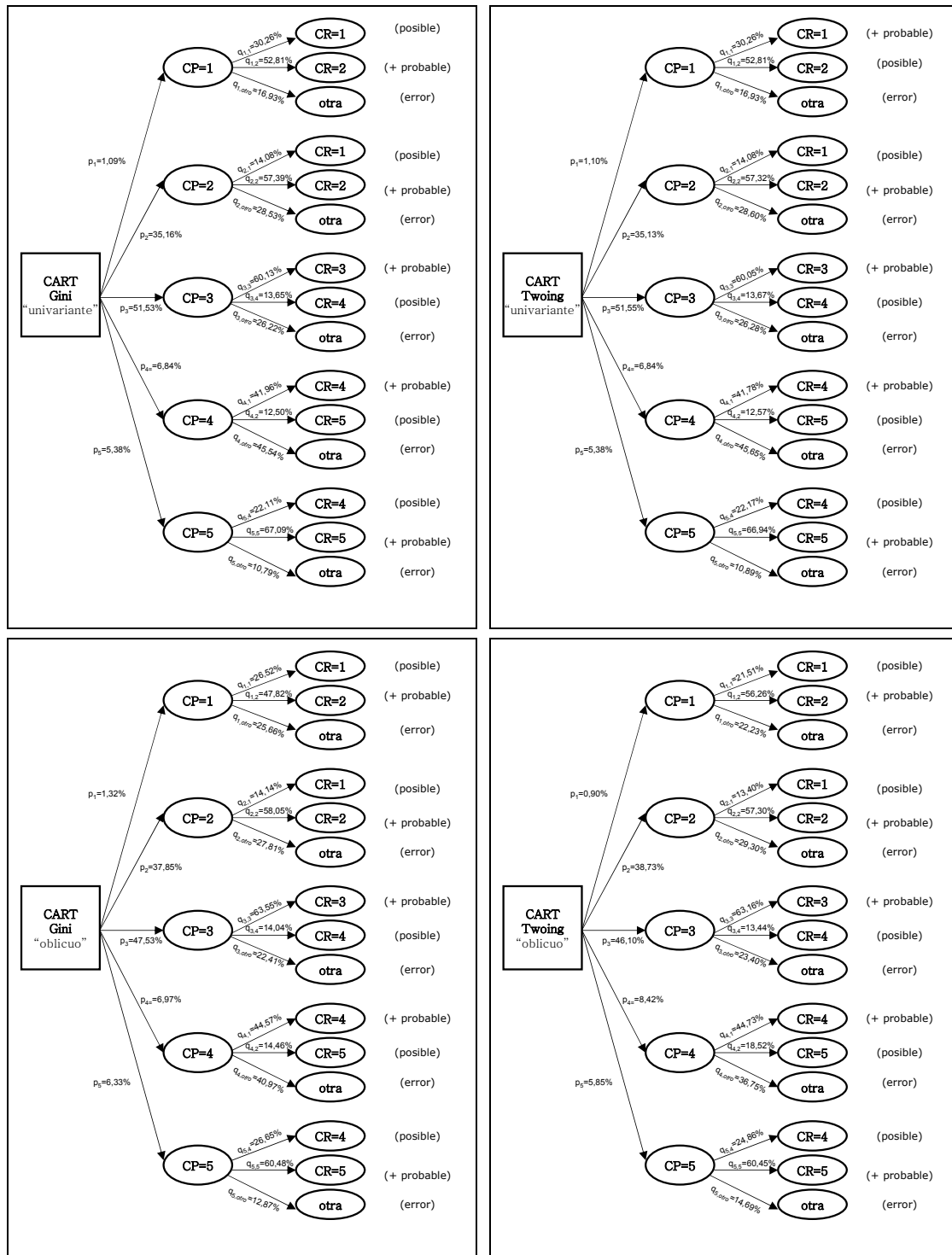
Asimismo, dentro de cada clase el error se concentra en subcategorías muy concretas. Así, el error “tipo 1” responde principalmente al subconjunto “tipo 1.2”; el error “tipo 2” se concentra en torno al “tipo 2.3”; el error “tipo 3” se centra en la subcategoría “3.2”; el error “tipo 4” responde fundamentalmente al “tipo 4.3”; y el error “tipo 5” está relacionado sobre todo con el “tipo 5.3” o “5.4” (según los árboles).

De esta forma, se plantea la construcción de redes bayesianas que, a partir de los resultados iniciales, permitan identificar las categorías “*más probable*” y “*posible*” de los distintos modelos, mejorando el desempeño global del sistema, particularmente para las categorías con menor número de individuos, y consiguiendo resultados comprensibles por el usuario, si bien a costa de reducir el nivel de precisión de los clasificadores.

Teniendo en cuenta los resultados característicos de cada árbol (variante 0.632+, errores normalizados), se obtienen los modelos de redes bayesianas recogidos en la Figura 4.51. Asimismo, la Tabla 4.97 resume las variaciones observadas en el error total cometido por los distintos modelos (variante 0.632+).



Árboles de decisión: Redes bayesianas
Figura 4.51 (I)



Fuente: Elaboración propia.

Notas: CP= categoría pronosticada; CR=categoría real.

Árboles de decisión: Redes bayesianas
Figura 4.48 (y II)

	ChAID	Assistant	C4.5	Sipina	CART Gini-uni	CART Twoing-uni	CART Gini-obli	CART Twoing-obli
Árbol	47,8%	49,6%	47,1%	47,1%	44,2%	45,6%	41,4%	41,8%
Red bayes.	30,9%	30,6%	30,1%	30,8%	27,4%	27,5%	25,2%	26,3%
Variación proporcional	-35,4%	-38,3%	-36,1%	-34,6%	-38,0%	-39,7%	-39,1%	-37,1%

Fuente: Elaboración propia.

Nota: La variación proporcional responde a la fórmula: $(\text{Error}_{\text{red}} - \text{Error}_{\text{arbol}}) / \text{Error}_{\text{arbol}}$

Evolución del error total: Árboles de decisión vs. redes bayesianas

Tabla 4.97

Como era de esperar, la red bayesiana reduce significativamente el error cometido por los modelos, con recortes situados entre el 34% y el 40%. Centrando la atención en el modelo “CART-Gini oblicuo”, que había presentado el mejor resultado de los observados para los árboles individuales, el error total final derivado de su red bayesiana (probabilidad de pertenencia a una categoría distinta a la “más probable” o “posible”) toma el valor:

$$p(\text{error}) = p(\text{otra}) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,\text{otra}} = 1,32\% \times 25,66\% + 37,85\% \times 27,81\% + 47,53\% \times 22,41\% + 6,97\% \times 40,97\% + 6,33\% \times 12,87\% \approx 25,2\%$$

De esta forma, la red bayesiana permite conseguir los dos objetivos básicos perseguidos, a saber:

- ✓ Reducir el error total del modelo, que se aproxima al 25%.
- ✓ Minorar los errores parciales, dado que las clases menos numerosas pueden predecirse a través de múltiples resultados predichos (ej: CR=“AA” (clase 1) a partir de CP=1 y CP=2; CR=“BB” (clase 4) a partir de CP=3, CP=4, CP=5; CR=“B” (clase 5) a partir de CP=4 y CP=5).

Como principal inconveniente, la red incrementa la incertidumbre acerca de los resultados predichos en cada momento, al ofrecer al usuario dos alternativas de decisión, aunque la existencia de probabilidades asociadas a dichas alternativas facilita la toma de decisiones.

4.4.4.2.3. Construcción de bosques de decisión

De forma adicional al desarrollo de árboles de decisión individuales, se considera la conveniencia de utilizar “bosques de decisión” para el análisis de los ratings de entidades aseguradoras europeas.

En particular, se desarrollan tres modelos de bosques de decisión, basados en dos estrategias diferenciadas: la combinación de árboles procedentes de distintos algoritmos constructivos (“enfoque combinatorio”) y la unificación de árboles procedentes de un único algoritmo mediante las técnicas “boosting” (“TreeNet”) y “bagging” (“RandomForests”) respecto a árboles tipo CART.

- ✓ *Enfoque combinatorio*: Agregación de distintos algoritmos constructivos mediante el esquema del voto por la mayoría ponderado, utilizando la técnica de los escenarios para ajustar los resultados obtenidos.
- ✓ *TreeNet®*: Basado en la técnica “*stochastic gradient boosting*” (FRIEDMAN, 1999a; 1999b; SALFORD SYSTEMS, 2001), actúa como la expansión de una serie temporal, de forma que cada árbol de decisión ajusta la solución proporcionada por los árboles anteriores.
- ✓ *RandomForests®*: Basado en la técnica “*bagger*” (“*bootstrap aggregation*”), combina múltiples árboles de decisión individuales, construidos a partir de submuestras de bootstrap, a través de un esquema de votación basado en el principio del “voto por la mayoría” (BREIMAN, 2001a; 2001b; 2003; BREIMAN y CUTLER, 2004; SALFORD SYSTEMS, 2004).

A continuación se resumen los resultados obtenidos por cada metodología respecto a la muestra analizada.

4.4.4.2.3.1. Enfoque combinatorio

La construcción de árboles de decisión basados en distintos algoritmos constructivos se ha basado en la combinación de cuatro modelos diferentes (ChAID, C4.5, CART-Gini univariante y CART Gini oblicuo), que comparten dos características básicas:

- En todos los casos, el número de reglas generadas por el modelo es inferior a 15 [margen de comprensibilidad máximo para el cerebro humano (BONISSONE y DECKER, 1986)].
- En todos los casos las reglas generadas son univariantes, lo que facilita su interpretación.

Así, una vez decididos los modelos a agrupar, se plantea la aplicación una técnica basada en escenarios, como sigue:

- ✓ Para cada modelo se calcula su desempeño relativo, mediante la fórmula:

$$Desempeño_i = D_i = 1 - (\text{porcentaje observado de error final } 0.632 +)_{\text{modelo } i},$$

con $i=1, \dots, I$ (en este caso, $I=4$).

- ✓ Para cada k -ésimo ejemplo se construye un agregador de clasificadores basado en el voto por la mayoría ponderado:

$$S(k)_l = \frac{1}{\sum_{i=1}^I D_i} \sum_{i=1}^I D_i \times R_{i,l}(k),$$

siendo $R_{i,l}(k)$ el resultado obtenido por el i -ésimo clasificador ante la presentación del k -ésimo ejemplo en relación con la l -ésima clase, tal que:

$$R_{i,l}(k) = \begin{cases} 1 & \text{si } R_i(k) = l \\ 0 & \text{si } R_i(k) \neq l \end{cases}.$$

De esta forma, para cada ejemplo se tienen 5 valores diferenciados (tantos como clases), cada uno de ellos representativo de su posibilidad de pertenencia a cada categoría para el total de patrones analizados.

Posteriormente, se puede determinar la clase prevista de pertenencia del ejemplo mediante el empleo de alguno de los siguientes escenarios:

- *Escenario optimista*: El ejemplo pertenece a la clase l^* tal que:

$$l^* = \min\{l / S(k)_l \neq 0\}$$

- *Escenario indiferente*: El ejemplo pertenece a la clase l^* tal que:

$$S(k)_{l^*} = \max_l S(k)_l.$$

- *Escenario pesimista*: El ejemplo pertenece a la clase l^* tal que:

$$l^* = \max\{l / S(k)_l \neq 0\},$$

De esta forma, el sistema se adapta a la aversión al riesgo del decisor, consiguiendo al mismo tiempo aprovecharse de las ventajas de la agregación de modelos clasificatorios (reducción del sesgo, etc.)

La Tabla 4.98 resume los resultados obtenidos con dichos escenarios.

Bosque de decisión mediante enfoque combinatorio: Error cometido
 Tabla 4.98 (I)

	Error aparente (ϵ_{FF}^*)	E0 estimado ($\hat{E}_{FF0}$) $\sigma=0.05$		Error real estimado $\sigma=0.05$		Error aparente (ϵ_{FF}^*)		E0 estimado ($\hat{E}_{FF0}$) $\sigma=0.05$		Error real estimado $\sigma=0.05$	
		Media	Intervalo de confianza $\sigma=0.05$	Media	Intervalo de confianza $\sigma=0.05$			Media	Intervalo de confianza $\sigma=0.05$	Media	Intervalo de confianza $\sigma=0.05$
Boef. 0.632											
Error total	0.405	0.510	(0.429, 0.592)	0.471	(0.420, 0.523)	0.335	0.946	0.446	(0.368, 0.544)	0.418	(0.368, 0.467)
Tipo 1	1.000	0.822	(0.405, 1.239)=[0.405, 1]	0.888	(0.624, 1.150)=[0.624, 1]	1.000	0.988	0.948	(0.700, 1.196)=[0.700, 1]	0.967	(0.810, 1.124)=[0.810, 1]
Tipo 1.3	0.000	0.000	(0.377, 1.263)=[0.377, 1]	0.000	(0.636, 1.162)=[0.636, 1]	0.000	0.000	0.000	(0.583, 1.220)=[0.583, 1]	0.000	(0.724, 1.076)=[0.724, 1]
Tipo 1.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 1.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.3	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3	0.407	0.481	(0.306, 0.657)	0.454	(0.343, 0.565)	0.204	0.360	0.340	(0.170, 0.542)	0.303	(0.188, 0.416)
Tipo 3.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3.2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 4	1.000	0.940	(0.756, 1.124)=[0.756, 1]	0.962	(0.846, 1.078)=[0.846, 1]	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 4.2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 4.3	0.833	0.764	(0.000, 0.261)=[0.000, 1]	0.789	(0.000, 0.261)=[0.000, 1]	0.867	0.719	0.041	(0.000, 0.138)=[0.000, 1]	0.026	(0.000, 0.138)=[0.000, 1]
Tipo 4.5	0.067	0.061	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]	0.063	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]	0.067	0.121	0.121	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]	0.166	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]
Tipo 5	0.450	0.758	(0.344, 1.151)=[0.344, 1]	0.645	(0.396, 1.151)=[0.396, 1]	0.450	0.583	0.583	(0.194, 0.971)=[0.194, 1]	0.282	(0.002, 0.561)=[0.002, 1]
Tipo 5.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 5.2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 5.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 5.4	0.000	0.129	(0.074, 1.011)=[0.074, 1]	0.082	(0.212, 0.856)=[0.212, 1]	0.000	0.444	0.129	(0.055, 0.832)=[0.055, 1]	0.222	(0.038, 0.482)=[0.038, 1]
Boef. 0.632'											
Error total	0.405	0.514	(0.429, 0.592)	0.474	(0.420, 0.523)	0.335	0.920	0.420	(0.368, 0.544)	0.398	(0.368, 0.467)
Tipo 1	1.000	0.722	(0.405, 1.239)=[0.405, 1]	0.824	(0.624, 1.150)=[0.624, 1]	1.000	1.000	1.000	(0.700, 1.196)=[0.700, 1]	0.730	(0.810, 1.124)=[0.810, 1]
Tipo 1.2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 1.3	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 1.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 1.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.3	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 2.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3	0.407	0.657	(0.306, 0.657)	0.572	(0.343, 0.565)	0.204	0.397	0.397	(0.170, 0.542)	0.254	(0.188, 0.416)
Tipo 3.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3.2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 3.5	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 4	1.000	0.917	(0.756, 1.124)=[0.756, 1]	0.947	(0.846, 1.078)=[0.846, 1]	0.933	0.778	0.778	(0.700, 1.196)=[0.700, 1]	0.330	(0.810, 1.124)=[0.810, 1]
Tipo 4.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 4.2	0.100	0.194	(0.000, 0.261)=[0.000, 1]	0.159	(0.000, 0.261)=[0.000, 1]	0.000	0.042	0.042	(0.000, 0.138)=[0.000, 1]	0.000	(0.000, 0.138)=[0.000, 1]
Tipo 4.3	0.833	0.722	(0.000, 0.261)=[0.000, 1]	0.763	(0.000, 0.261)=[0.000, 1]	0.867	0.653	0.653	(0.000, 0.138)=[0.000, 1]	0.153	(0.000, 0.138)=[0.000, 1]
Tipo 4.5	0.067	0.061	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]	0.063	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]	0.067	0.121	0.121	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]	0.166	(0.000, 0.191)=[0.000, 1]
Tipo 5	0.450	0.758	(0.344, 1.151)=[0.344, 1]	0.645	(0.396, 1.151)=[0.396, 1]	0.450	0.583	0.583	(0.194, 0.971)=[0.194, 1]	0.282	(0.002, 0.561)=[0.002, 1]
Tipo 5.1	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 5.2	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 5.4	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	0.000	0.000	(0.000, 0.000)	0.000	(0.000, 0.000)
Tipo 5.4	0.000	0.125	(0.074, 1.011)=[0.074, 1]	0.079	(0.212, 0.856)=[0.212, 1]	0.000	0.444	0.125	(0.055, 0.832)=[0.055, 1]	0.222	(0.038, 0.482)=[0.038, 1]

[illegible]

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: En el caso del modelo 0.632' no puede calcularse el intervalo de confianza asociado al dividirse la muestra en dos únicos grupos (validación cruzada con dos grupos).

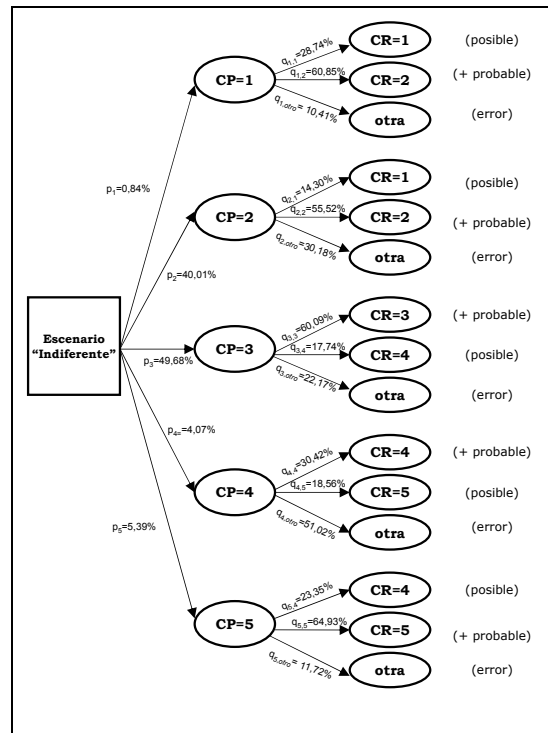
Los parámetros relacionados con cada modelo toman los valores: optimista=0,652; indiferente=0,638; pesimista=0,664.

Bosque de decisión mediante enfoque combinatorio: Error cometido

Tabla 4.98 (y II)

A excepción del escenario optimista, que consigue una tasa media de error estimado del 47,1-48,4% y, por tanto, superior a la obtenida por cualquiera de los grafos individuales (salvo el algoritmo ASSISTANT), el resto de escenarios obtienen desempeños próximos al del mejor árbol combinado (CART Gini-oblicuo), con un 41,8-43,3% de error para el escenario indiferente y un 42,5-45,8% para el escenario pesimista (variantes 0.632 y 0.632+, respectivamente)⁸⁸.

Finalmente, centrando la atención en el escenario “indiferente”, se puede construir la red bayesiana recogida en la Figura 4.52.



Fuente: Elaboración propia.

Bosque de decisión mediante enfoque combinatorio: Red bayesiana para el escenario indiferente

Figura 4.52

A partir de la figura anterior, podría calcularse el error estimado derivado de la red bayesiana, que se aproxima al 25,8%.

$$p(\text{error}) = p(\text{otra}) = \sum_i p_i \times q_{i,\text{otra}} = 0,84\% \times 10,41\% + 40,01\% \times 30,18\% + 49,68\% \times 22,17\% + 4,07\% \times 51,02\% + 5,39\% \times 11,72\% \approx 25,8\%$$

De esta forma, la agregación de clasificadores constituye una alternativa atractiva para el análisis de la calificación crediticia, si bien la construcción del modelo final resulta más compleja que en el caso de los grafos individuales.

⁸⁸ Este resultado refuerza la tesis que aboga por la agregación de clasificadores de cara a conseguir mejores niveles de desempeño (BREIMAN, 1966; BREIMAN *et al.*, 1984; KWOK y CARTER, 1990; BUNTINE, 1991; CLARK y PREGIBON, 1992; DIZDAVERIC *et al.*, 1999)

4.4.4.2.3.2. Modelos basados en un único algoritmo constructivo

A continuación se resumen los resultados obtenidos respecto a la aplicación de técnicas “boosting” y “bagging” respecto al algoritmo CART.

❶ **TreeNet®**

El modelo TreeNet® constituye uno de los bosques de decisión más conocidos, basado en la expansión de una serie temporal a partir de la adición de múltiples árboles de decisión; de esta forma, cuanto mayor es el número de modelos individuales, mayor es la precisión del bosque final (FRIEDMAN, 1999a; 1999b).

La aplicación de TreeNet® a problemas de clasificación genera como resultado final una puntuación o “score” para cada categoría e individuo, seleccionándose como solución la clase con mayor probabilidad final de pertenencia.

La principal ventaja de TreeNet® radica en su elevada capacidad de caracterización, que suele superar ampliamente la de los árboles individuales. Por el contrario, el inconveniente más destacado radica en la dificultad para su interpretación, dado que pondera la salida de distintos modelos que no son directamente conocidos por el usuario. Para reducir esta complejidad, en este trabajo se limita el número de nodos para cada grafo individual a un máximo de 6, estableciendo un mínimo de 5 individuos para cada hoja, y una combinación máxima de 500 árboles individuales.

No obstante, la dificultad del problema analizado lleva a que finalmente se combinen 35 grafos, resumiéndose los resultados obtenidos en las Tablas 4.99 y 4.100, que recogen la matriz de clasificación para el modelo total y el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, así como el error estimado mediante bootstrap.

Rating real	Rating predicho											
	TreeNet						TreeNet (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	12	4	0	0	16	12	-	4	0	0	16
A	0	57	21	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	10	98	5	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	1	15	12	2	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	6	2	12	20	0	0	6	-	14	20
Total	0	80	144	19	14	257	14	77	120	31	15	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - TreeNet®
Tabla 4.99

De esta forma, el algoritmo TreeNet® se aproxima al resultado obtenido por el árbol de decisión individual más eficiente respecto a la muestra total (69,65% de porcentaje de aciertos vs. 73,93% del Gini oblicuo), mejorando el resultado obtenido por el escenario indiferente (66,5%). Por su parte, la aplicación del ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” alcanza una capacidad de caracterización muy elevada, superior al 95%, lo que informa de la robustez del modelo, al situar las clases predichas en las inmediaciones de las categorías reales.

Error específico	Error aparente (err)	E0 estimado ($E_{rr_{E0}}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,304	0,420	(0,341 , 0,499)	0,377	(0,327 , 0,427)
Error tipo 1	1,000	0,884	(0,568 , 1,169)≈(0,568 , 1)	0,927	(0,727 , 1,107)
Tipo 1.2	0,750	0,735	(0,331 , 1,139)≈(0,331 , 1)	0,741	(0,485 , 0,996)
Tipo 1.3	0,250	0,149	(-0,163 , 0,460)≈(0 , 0,460)	0,186	(-0,011 , 0,383)≈(0 , 0,383)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,269	0,397	(0,201 , 0,594)	0,350	(0,226 , 0,474)
Tipo 2.1	0,000	0,030	(-0,054 , 0,114)≈(0 , 0,114)	0,019	(-0,034 , 0,077)≈(0 , 0,072)
Tipo 2.3	0,269	0,350	(0,156 , 0,544)	0,320	(0,198 , 0,443)
Tipo 2.4	0,000	0,017	(-0,019 , 0,053)≈(0 , 0,053)	0,011	(-0,012 , 0,033)≈(0 , 0,033)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,133	0,245	(0,106 , 0,382)	0,203	(0,116 , 0,290)
Tipo 3.1	0,000	0,004	(-0,013 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,003	(-0,008 , 0,013)≈(0 , 0,013)
Tipo 3.2	0,088	0,169	(0,065 , 0,273)	0,139	(0,073 , 0,205)
Tipo 3.4	0,044	0,062	(-0,036 , 0,159)≈(0 , 0,159)	0,055	(-0,007 , 0,117)≈(0 , 0,117)
Tipo 3.5	0,000	0,010	(-0,020 , 0,039)≈(0 , 0,039)	0,006	(-0,013 , 0,025)≈(0 , 0,025)
Error tipo 4	0,600	0,792	(0,512 , 1,070)≈(0,512 , 1)	0,721	(0,544 , 0,897)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,014	(-0,044 , 0,072)≈(0 , 0,072)	0,021	(-0,016 , 0,058)≈(0 , 0,058)
Tipo 4.3	0,500	0,657	(0,382 , 0,931)	0,599	(0,425 , 0,772)
Tipo 4.5	0,067	0,121	(-0,048 , 0,289)≈(0 , 0,289)	0,101	(-0,006 , 0,207)≈(0 , 0,207)
Error tipo 5	0,400	0,480	(0,191 , 0,769)	0,451	(0,268 , 0,633)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,005	(-0,032 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,003	(-0,020 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 5.3	0,300	0,309	(0,033 , 0,586)≈(0 , 0,586)	0,306	(0,131 , 0,481)
Tipo 5.4	0,100	0,166	(-0,099 , 0,430)≈(0 , 0,430)	0,142	(-0,026 , 0,309)≈(0 , 0,309)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,304	0,440	-	0,390	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	0,750	0,690	-	0,712	-
Tipo 1.3	0,250	0,310	-	0,288	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,269	0,419	-	0,363	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.3	0,269	0,393	-	0,347	-
Tipo 2.4	0,000	0,026	-	0,016	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,133	0,234	-	0,196	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,088	0,141	-	0,121	-
Tipo 3.4	0,044	0,085	-	0,070	-
Tipo 3.5	0,000	0,008	-	0,005	-
Error tipo 4	0,600	0,792	-	0,721	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.3	0,500	0,639	-	0,588	-
Tipo 4.5	0,067	0,153	-	0,121	-
Error tipo 5	0,400	0,605	-	0,530	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,300	0,417	-	0,374	-
Tipo 5.4	0,100	0,188	-	0,156	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.646$)	0,304	0,420	(0,341 , 0,499)	0,388	(0,388 , 0,445)
Error tipo 1	1,000	0,884	(0,568 , 1,169)≈(0,568 , 1)	0,916	(0,688 , 1,122)≈(0,688 , 1)
Tipo 1.2	0,750	0,735	(0,331 , 1,139)≈(0,331 , 1)	0,739	(0,447 , 1,031)≈(0,447 , 1)
Tipo 1.3	0,250	0,149	(-0,163 , 0,460)≈(0 , 0,460)	0,177	(-0,048 , 0,402)≈(0 , 0,402)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,269	0,397	(0,201 , 0,594)	0,361	(0,220 , 0,504)
Tipo 2.1	0,000	0,030	(-0,054 , 0,114)≈(0 , 0,114)	0,022	(-0,039 , 0,082)≈(0 , 0,082)
Tipo 2.3	0,269	0,350	(0,156 , 0,544)	0,327	(0,187 , 0,468)
Tipo 2.4	0,000	0,017	(-0,019 , 0,053)≈(0 , 0,053)	0,012	(-0,014 , 0,038)≈(0 , 0,038)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,133	0,245	(0,106 , 0,382)	0,214	(0,114 , 0,313)
Tipo 3.1	0,000	0,004	(-0,013 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,003	(-0,009 , 0,014)≈(0 , 0,014)
Tipo 3.2	0,088	0,169	(0,065 , 0,273)	0,146	(0,071 , 0,222)
Tipo 3.4	0,044	0,062	(-0,036 , 0,159)≈(0 , 0,159)	0,057	(-0,014 , 0,127)≈(0 , 0,127)
Tipo 3.5	0,000	0,010	(-0,020 , 0,039)≈(0 , 0,039)	0,007	(-0,014 , 0,028)≈(0 , 0,028)
Error tipo 4	0,600	0,792	(0,512 , 1,070)≈(0,512 , 1)	0,739	(0,536 , 0,939)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,014	(-0,044 , 0,072)≈(0 , 0,072)	0,019	(-0,023 , 0,061)≈(0 , 0,061)
Tipo 4.3	0,500	0,657	(0,382 , 0,931)	0,613	(0,415 , 0,811)
Tipo 4.5	0,067	0,121	(-0,048 , 0,289)≈(0 , 0,289)	0,106	(-0,016 , 0,227)≈(0 , 0,227)
Error tipo 5	0,400	0,480	(0,191 , 0,769)	0,458	(0,249 , 0,666)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,005	(-0,032 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,004	(-0,023 , 0,030)≈(0 , 0,030)
Tipo 5.3	0,300	0,309	(0,033 , 0,586)≈(0 , 0,586)	0,306	(0,107 , 0,507)
Tipo 5.4	0,100	0,166	(-0,099 , 0,430)≈(0 , 0,430)	0,148	(-0,044 , 0,338)≈(0 , 0,338)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Bosque de decisión TreeNet®: Error cometido

Tabla 4.100

A la vista de los resultados anteriores se puede concluir lo siguiente:

✓ El porcentaje de aciertos mediante TreeNet® (61,2-62,3% para las variantes 0.632+ y 0.632 respectivamente) resulta superior al obtenido por el mejor árbol de decisión individual (58,6%-61,4% para CART-Gini oblicuo), así como al conseguido con la combinación de modelos presentada en el escenario indiferente (56,7-58,2%).

✓ No obstante, la combinación de múltiples algoritmos para la construcción de bosques de decisión ha generado un esquema más sencillo que el obtenido mediante TreeNet® (4 vs. 35 árboles individuales), lo que unido a la escasa diferencia entre el desempeño obtenido por ambos modelos (del orden de tres puntos porcentuales), justifica la conveniencia de aplicar modelos multialgorítmicos para la resolución de problemas complejos.

✓ La comparación de los resultados indicados con los obtenidos por modelos anteriores permite observar que el desempeño de TreeNet® resulta ligeramente superior al de la red neuronal tipo Perceptrón Multicapa con aprendizaje “SCG” (próximo al 59%), aunque este último modelo es más sencillo y presenta menos parámetros libres.

✓ En cuanto a los modelos estadísticos clásicos, TreeNet® alcanza un desempeño manifiestamente superior al MDA (porcentaje de aciertos del 56% para la variante bootstrap 0.632+), logit multinomial (porcentaje de aciertos del 53,3%) y logit ordinal (porcentaje de aciertos del 54,6%).

Como conclusión, el algoritmo TreeNet® mejora los resultados obtenidos por los árboles de decisión individuales, pero precisa combinar un número excesivo de árboles de decisión, lo que limita su oportunidad, particularmente respecto al escenario indiferente previamente presentado.

② *RandomForests®*

A diferencia del modelo TreeNet®, el bosque de decisión conocido como RandomForests® utiliza un modelo de bootstrapping para la generación de múltiples árboles de decisión a partir de submuestras aleatorias derivadas de la muestra total (BREIMAN, 2001a; 2001b; 2003; 2004; Salford Systems, 2004). Las predicciones de los árboles individuales se combinan mediante un esquema de votación basado en el voto por la mayoría, que permite obtener una solución final única para cada individuo analizado.

Para el análisis de los ratings de aseguradoras europeas se establece un conjunto de limitaciones al modelo, tendentes a reducir su complejidad: (1) construcción de un máximo de 500 árboles de decisión individuales; (2) inclusión de un mínimo de 25 individuos por nodo padre⁸⁹; y (3) la consideración de los 3 atributos más explicativos para la selección aleatoria del criterio de partición de cada nodo.

A pesar de estas restricciones, el modelo final combina el máximo permitido de 500 árboles, si bien la similitud entre los grafos resulta superior al modelo TreeNet®, debido a la propia formulación del algoritmo. Las Tablas 4.101 y 4.102 recogen los resultados finales obtenidos, tanto respecto al error aparente (modelo total y ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”) como respecto al error real estimado mediante bootstrap.

⁸⁹ Este algoritmo no permite limitar el número máximo de individuos por nodo terminal.

Rating real	Rating predicho											
	RandomForests						RandomForests (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	15	1	0	0	16	15	-	1	0	0	16
A	0	57	21	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	16	93	4	0	113	0	-	113	-	0	113
BB	0	1	15	14	0	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	6	14	0	20	0	0	6	-	14	20
Total	0	89	136	32	0	257	15	79	120	29	14	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – RandomForests®
Tabla 4.101

Como puede observarse, el algoritmo RandomForests® obtiene peores resultados que el modelo TreeNet® (63,80% vs. 69,65% de porcentaje de aciertos), e incluso que el mejor de los árboles de decisión individuales (73,93% del Gini oblicuo). Por otro lado, el modelo final resulta mucho más complejo que las alternativas previas, al combinar un total de 500 árboles, lo que dificulta su interpretación. Finalmente, este esquema no es capaz de caracterizar a las categorías extremas del rating (“AA” y “B”), lo que limita su aplicabilidad práctica.

El ajuste “predicho±1 categoría” resulta muy eficaz, con un porcentaje de aciertos que supera el 96,9%, esto es, el modelo es robusto aunque inadecuado para la solución del problema analizado.

Error específico	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,362	0,457	(0,365 , 0,550)	0,422	(0,364 , 0,481)
Error tipo 1	1,000	0,976	(0,804 , 1,150)≈(0,804 , 1)	0,985	(0,876 , 1,095)
Tipo 1.2	0,937	0,866	(0,598 , 1,135)≈(0,598 , 1)	0,892	(0,723 , 1,062)
Tipo 1.3	0,063	0,110	(-0,112 , 0,332)≈(0 , 0,332)	0,093	(-0,048 , 0,233)≈(0 , 0,233)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,269	0,382	(0,204 , 0,558)	0,340	(0,228 , 0,452)
Tipo 2.1	0,000	0,011	(-0,043 , 0,065)≈(0 , 0,065)	0,007	(-0,027 , 0,041)≈(0 , 0,041)
Tipo 2.3	0,269	0,361	(0,185 , 0,535)	0,327	(0,249 , 0,470)
Tipo 2.4	0,000	0,010	(-0,016 , 0,036)≈(0 , 0,036)	0,006	(-0,010 , 0,023)≈(0 , 0,023)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,177	0,297	(0,123 , 0,471)	0,253	(0,143 , 0,363)
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,142	0,202	(0,065 , 0,340)	0,180	(0,093 , 0,267)
Tipo 3.4	0,035	0,089	(-0,036 , 0,213)≈(0 , 0,213)	0,069	(-0,010 , 0,147)≈(0 , 0,147)
Tipo 3.5	0,000	0,006	(-0,028 , 0,040)≈(0 , 0,040)	0,004	(-0,018 , 0,025)≈(0 , 0,025)
Error tipo 4	0,533	0,807	(0,551 , 1,063)≈(0,551 , 1)	0,707	(0,544 , 0,868)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,018	(-0,041 , 0,078)≈(0 , 0,078)	0,024	(-0,014 , 0,061)≈(0 , 0,061)
Tipo 4.3	0,500	0,661	(0,389 , 0,934)	0,602	(0,430 , 0,774)
Tipo 4.5	0,000	0,128	(-0,055 , 0,310)≈(0 , 0,310)	0,081	(-0,035 , 0,196)≈(0 , 0,196)
Error tipo 5	1,000	0,603	(0,186 , 1,020)≈(0,186 , 1)	0,748	(0,486 , 1,013)≈(0,486 , 1)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,300	0,310	(-0,047 , 0,574)≈(0 , 0,574)	0,306	(0,081 , 0,473)
Tipo 5.4	0,700	0,292	(-0,157 , 0,742)≈(0 , 0,742)	0,442	(0,158 , 0,727)

Bosque de decisión RandomForests®: Error cometido
Tabla 4.102 (I)

Error específico	Error aparente (err)	E0 estimado ($E_{err_{E0}}$)		Error real estimado	
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,362	0,482	-	0,438	-
Error tipo 1	1,000	1,000	-	1,000	-
Tipo 1.2	0,937	0,889	-	0,907	-
Tipo 1.3	0,063	0,111	-	0,093	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,269	0,445	-	0,380	-
Tipo 2.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 2.3	0,269	0,432	-	0,372	-
Tipo 2.4	0,000	0,013	-	0,008	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,177	0,268	-	0,235	-
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,142	0,175	-	0,163	-
Tipo 3.4	0,035	0,093	-	0,072	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 4	0,533	0,792	-	0,697	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,028	-	0,030	-
Tipo 4.3	0,500	0,736	-	0,649	-
Tipo 4.5	0,000	0,028	-	0,018	-
Error tipo 5	1,000	0,813	-	0,881	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,042	-	0,026	-
Tipo 5.3	0,300	0,438	-	0,387	-
Tipo 5.4	0,700	0,333	-	0,468	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.648$)	0,362	0,457	(0,365 , 0,550)	0,430	(0,364 , 0,497)
Error tipo 1	1,000	0,976	(0,804 , 1,150)≈(0,804 , 1)	0,983	(0,859 , 1,108)≈(0,859 , 1)
Tipo 1.2	0,937	0,866	(0,598 , 1,135)≈(0,598 , 1)	0,886	(0,693 , 1,080)≈(0,693 , 1)
Tipo 1.3	0,063	0,110	(-0,112 , 0,332)≈(0 , 0,332)	0,097	(-0,063 , 0,257)≈(0 , 0,257)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,269	0,382	(0,204 , 0,558)	0,350	(0,222 , 0,477)
Tipo 2.1	0,000	0,011	(-0,043 , 0,065)≈(0 , 0,065)	0,008	(-0,031 , 0,047)≈(0 , 0,047)
Tipo 2.3	0,269	0,361	(0,185 , 0,535)	0,335	(0,209 , 0,461)
Tipo 2.4	0,000	0,010	(-0,016 , 0,036)≈(0 , 0,036)	0,007	(-0,012 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,177	0,297	(0,123 , 0,471)	0,263	(0,138 , 0,389)
Tipo 3.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 3.2	0,142	0,202	(0,065 , 0,340)	0,185	(0,087 , 0,285)
Tipo 3.4	0,035	0,089	(-0,036 , 0,213)≈(0 , 0,213)	0,074	(-0,016 , 0,163)≈(0 , 0,163)
Tipo 3.5	0,000	0,006	(-0,028 , 0,040)≈(0 , 0,040)	0,004	(-0,020 , 0,029)≈(0 , 0,029)
Error tipo 4	0,533	0,807	(0,551 , 1,063)≈(0,551 , 1)	0,730	(0,546 , 0,915)
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,018	(-0,041 , 0,078)≈(0 , 0,078)	0,022	(-0,020 , 0,065)≈(0 , 0,065)
Tipo 4.3	0,500	0,661	(0,389 , 0,934)	0,616	(0,420 , 0,812)
Tipo 4.5	0,000	0,128	(-0,055 , 0,310)≈(0 , 0,310)	0,092	(-0,040 , 0,223)≈(0 , 0,223)
Error tipo 5	1,000	0,603	(0,186 , 1,020)≈(0,186 , 1)	0,714	(0,414 , 1,014)≈(0,414 , 1)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,300	0,310	(-0,047 , 0,574)≈(0 , 0,574)	0,307	(0,050 , 0,497)
Tipo 5.4	0,700	0,292	(-0,157 , 0,742)≈(0 , 0,742)	0,406	(0,083 , 0,730)

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SPSS

Bosque de decisión RandomForests®: Error cometido Tabla 4.102 (y II)

En consecuencia, el algoritmo RandomForests® genera un porcentaje real estimado de aciertos inferior al modelo TreeNet® (57,0% vs. 61,2% para el bootstrap 0.632+), al tiempo que combina un número de árboles superior.

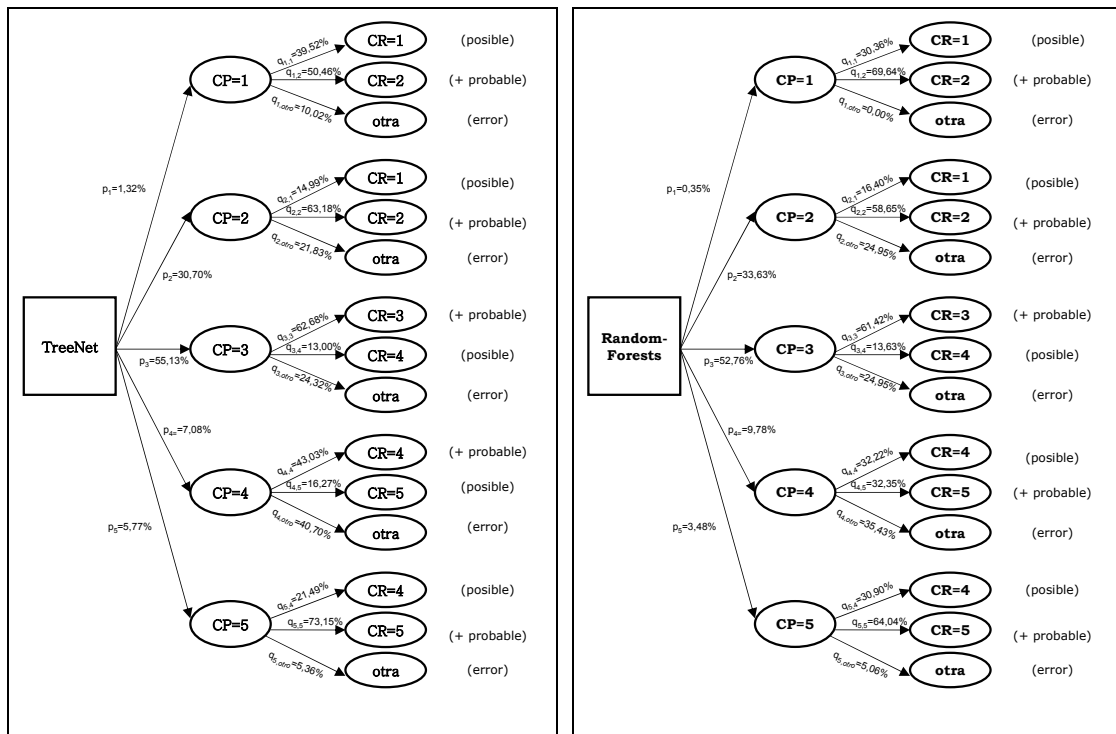
Asimismo, el porcentaje de aciertos obtenido resulta inferior al de las redes neuronales artificiales tipo Perceptrón Multicapa con aprendizaje SCG (58,4%-59% para la red total y la combinación de redes parciales), similar al derivado del escenario indiferente para la combinación de los 4 árboles comentados (56,7%), y tan sólo ligeramente superior al desempeño del logit multinomial (53,3%), logit ordinal (54,6%) y MDA (56%).

Así pues, puede concluirse que el algoritmo RandomForests® no resulta eficiente para la solución del problema analizado, al obtener una tasa de error elevada y presentar una inteligibilidad muy reducida.

4.4.4.2.3.3. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas

Al objeto de mejorar la capacidad predictiva de los bosques de decisión TreeNet® y RandomForests®, y, en particular, de las clases menos numerosas (“AA”, “BB”, “B”), se lleva a cabo la construcción de redes bayesianas, a partir de la variante de bootstrap 0.632+.

De esta forma, a partir de los resultados iniciales se identifican las categorías “más probable” y “posible” para cada output, lo que permite mejorar el desempeño global del sistema, si bien reduciendo el nivel de precisión de los clasificadores (Figura 4.53).



Fuente: Elaboración propia.

Notas: CP= categoría pronosticada; CR=categoría real

Bosques de decisión TreeNet® y RandomForests®: Redes bayesianas
Figura 4.53

Como puede observarse, la aplicación de redes bayesianas reduce significativamente las tasas de error, que se sitúan en cifras próximas al 23% (Treenet®) y 25% (Random Forests®):

$$p(\text{error})_{\text{TreeNet}} = p(\text{otra}) = \sum_i p_i \times q_{i,\text{otra}} = 1,32\% \times 10,02\% + 30,70\% \times 21,83\% + 55,13\% \times 24,32\% + 7,08\% \times 40,70\% + 5,77\% \times 5,36\% \approx 23,4\%$$

$$p(\text{error})_{\text{RandomForests}} = p(\text{otra}) = \sum_i p_i \times q_{i,\text{otra}} = 0,35\% \times 0,00\% + 33,63\% \times 24,95\% + 52,76\% \times 24,95\% + 9,78\% \times 35,43\% + 3,48\% \times 5,06\% \approx 25,2\%$$

A pesar de la significativa reducción del error, el principal inconveniente derivado del empleo de redes bayesianas radica en la predicción no unívoca de los ratings analizados, aunque la consideración de las categorías “más probable” y “posible” suelen considerarse suficientemente adecuadas para la gestión de riesgos.

4.4.4.3. Paradigma lógico/estructurado: sistemas inductivos basados en el conocimiento

La determinación del rating de las entidades aseguradoras europeas a partir de sus ratios financieros constituye un problema clasificatorio que puede ser modelado mediante sistemas expertos basados en técnicas de inducción que infieren reglas lógicas del tipo:

“si (antecedente) entonces (consecuente)”

La integración de estos modelos con la Lógica Borrosa permite aplicar al estudio las dos alternativas más conocidas del modelado de sistemas:

1. *Sistemas de Modelado Borroso*, caracterizados por predicados representados por números borrosos sin un significado lingüístico definido.
2. *Sistemas de Modelado Lingüístico o Cualitativo*, integrados por antecedentes y consecuentes con un significado lingüístico claro y comprensible mediante lenguaje natural, procedentes de variables lingüísticas preestablecidas.

Seguidamente se analizan los resultados obtenidos con cada tipo de alternativa, de acuerdo con los algoritmos más eficaces en cada ámbito.

4.4.4.3.1. Sistemas inductivos de modelado borroso

Para la extracción de reglas de modelado borroso se ha utilizado el algoritmo de aproximación clasificatorio propuesto por BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998), basado en la generación de reglas de decisión a partir de los clusters presentes en la muestra analizada; asimismo, se ha aplicado el mecanismo de refinamiento de reglas conocido como ARDIES (*“Ajuste de Reglas Difusas basado en el Enfriamiento Simulado”*).

Los parámetros básicos de ambos sistemas se definen como sigue:

➤ Algoritmo de Benítez Sánchez: Los parámetros establecidos para la extracción de reglas a través de este algoritmo son los siguientes:

- *Selección de las variables relevantes para el problema*: Se opta por incluir los siete ratios previamente seleccionados como variables explicativas del problema, dado que éstos son consecuencia de un proceso previo de selección.
- *Método utilizado para la optimización del agrupamiento difuso derivado del procedimiento de Chiu*: Se aplica el algoritmo de las *c*-medias borrosas (*“fuzzy c-means”*) o FCM (BEZDEK, 1981), que proporciona óptimos resultados en un tiempo reducido de procesamiento.

Respecto a los parámetros específicos del mismo, considerando la existencia de siete variables exógenas (*nv*) se testean diversas posibilidades, que llevan a establecer: $r_a' = 0,071$ (constante); $r_a = 7 \times 0,071 = 0,500$; y $r_b = 0,735$. Se ha

utilizado la métrica euclídea para estimar el número y centro inicial de los grupos, así como el parámetro $s=2$.

Por lo que respecta a los umbrales de parada superior e inferior, se establecen en 0,5 y 0,15, respectivamente.

- *Criterio seleccionado para la determinación del grado de pertenencia de cada individuo a cada grupo difuso:* La selección del algoritmo FCM ha llevado a elegir la función FCM como media de pertenencia, lo que lleva a la constitución de grupos difusos bastante extensos.
- *Valor del α -corte utilizado para la formación del grupo difuso y construcción de etiquetas:* Se utiliza el método basado en frecuencias, con $\alpha=0,5$ y una expansión del soporte $\eta=0,05$.
- *Determinación de los operadores lógicos empleados en el sistema de inferencia de reglas:* Al objeto de asegurar que el grado de pertenencia de cada ejemplo respecto al total de etiquetas sea igual a 1, se selecciona el operador conjuntivo “producto”, el operador disyuntivo “suma probabilística” y el operador de inferencia “mínimo”. Asimismo, se incluye la posibilidad de aplicar el operador medio de agregación de YAGER *et al.* (1994) para aquellos ejemplos no cubiertos por ninguna regla.
- *Interfaz de defuzzificación:* Se considera la defuzzificación basada en el centro de gravedad o centroide de las etiquetas.

➤ ARDIES:

- *Modelos aplicados:* Se consideran cuatro variantes: modelo sin ARDIES, modelo ARDIES original de enfriamiento simulado, modificadores lingüísticos y la combinación de las dos alternativas previas (modelo mixto).
- *Número máximo de cadenas:* Se establece un máximo de 40 cadenas. En todos los casos se incluye un término “elitista” al objeto de preservar la mejor solución obtenida para el conjunto de cadenas.
- *Número máximo de cadenas sin cambios:* 10 cadenas.
- *Longitud de la cadena:* La construcción de números borrosos trapezoidales lleva a establecer como longitud de la cadena: $4 \times \text{total\_números\_borrosos}$.
- *Mecanismo de perturbación:* Se aplica la perturbación uniforme con $\tau=0,05$ y $\rho=0,03$.
- *Temperatura inicial del sistema y criterio de enfriamiento:* La temperatura inicial del sistema, determinada mediante la generación de un conjunto inicial de perturbaciones y el cálculo del correspondiente incremento medio del error, se establece en 0,01. En cuanto al esquema de enfriamiento, se aplica el criterio exponencial con $\rho=0,9$.
- *Criterio de aceptación de cambios:* Se aplica el criterio de Metropolis, al proporcionar una probabilidad de aceptación media respecto a las alternativas de Hinton-Sejnowski y Metrópolis para Cauchy.

4.4.4.3.1.1. Aplicación del algoritmo de Benítez Sánchez

La aplicación del algoritmo ha generado los siguientes esquemas de antecedentes y consecuentes:

$RENT8, DIM2, 2-LIQ1, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10, 3-RENT19 \rightarrow \ll AA \gg$

$RENT8, DIM2, 2-LIQ1, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10, 3-RENT19 \rightarrow \ll A \gg$

$RENT8, DIM2, 2-LIQ1, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10, 3-RENT19 \rightarrow \ll BBB \gg$

$RENT8, DIM2, 2-LIQ1, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10, 3-RENT19 \rightarrow \ll BB \gg$

$RENT8, DIM2, 2-LIQ1, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10, 3-RENT19 \rightarrow \ll B \gg$

Las Figuras 4.54, 4.55, 4.56 y 4.57 resumen las reglas generadas considerando las siete variables previas, de acuerdo con las distintas variantes aplicadas.

Modelo inicial (sin ARDIES):

Si $RENT8 \in (-1.289, -0.260, 0.394, 1.523)$ Y $DIM2 \in (0.948, 0.977, 1.038, 1.082)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.007, 0.047, 0.277, 0.607)$ Y $2-RENT8 \in (-0.918, -0.188, 0.415, 1.657)$ Y $2-DIM2 \in (0.943, 0.979, 1.033, 1.093)$ Y $3-RENT10 \in (0.036, 0.092, 0.213, 0.585)$ Y $3-RENT19 \in (-0.111, -0.027, 0.039, 0.227)$ ENTONCES
"AA"

Si $RENT8 \in (-1.944, -0.519, 0.228, 1.754)$ Y $DIM2 \in (0.758, 0.922, 1.018, 1.144)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.045, 0.089, 0.256, 0.959)$ Y $2-RENT8 \in (-1.448, -0.513, 0.294, 1.530)$ Y $2-DIM2 \in (0.763, 0.926, 1.017, 1.148)$ Y $3-RENT10 \in (-0.033, 0.097, 0.197, 0.7951)$ Y $3-RENT19 \in (-0.158, -0.046, 0.029, 0.254)$ ENTONCES
"A"

Si $RENT8 \in (-3.566, -1.062, -0.218, 4.137)$ Y $DIM2 \in (0.723, 0.850, 0.971, 1.092)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.164, 0.092, 0.522, 3.530)$ Y $2-RENT8 \in (-3.826, -0.922, -0.237, 8.584)$ Y $2-DIM2 \in (0.728, 0.857, 0.973, 1.094)$ Y $3-RENT10 \in (-0.174, 0.049, 0.177, 0.683)$ Y $3-RENT19 \in (-0.278, -0.100, -0.020, 0.217)$ ENTONCES
"BBB"

Si $RENT8 \in (-5.221, -1.825, -0.826, 0.805)$ Y $DIM2 \in (0.758, 0.844, 0.950, 1.041)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.157, 0.155, 0.945, 3.545)$ Y $2-RENT8 \in (-4.553, -1.524, -0.830, 0.755)$ Y $2-DIM2 \in (0.753, 0.837, 0.948, 1.041)$ Y $3-RENT10 \in (-1.384, -0.017, 0.090, 0.315)$ Y $3-RENT19 \in (-0.445, -0.164, -0.084, 0.073)$ ENTONCES
"BB"

Si $RENT8 \in (-4.611, -1.855, -0.922, 6.297)$ Y $DIM2 \in (0.599, 0.809, 0.889, 1.046)$ Y $2-LIQ1 \in (0.051, 0.594, 1.732, 3.056)$ Y $2-RENT8 \in (-4.215, -2.229, -0.994, 8.641)$ Y $2-DIM2 \in (0.603, 0.805, 0.898, 1.039)$ Y $3-RENT10 \in (-1.617, -0.326, 0.033, 0.334)$ Y $3-RENT19 \in (-0.475, -0.236, -0.086, 0.286)$ ENTONCES
"B"

Modelo refinado con ARDIES:

Si $RENT8 \in (-0.841, -0.288, 0.636, 1.029)$ Y $DIM2 \in (0.835, 1.047, 1.085, 1.209)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.355, 0.217, 0.430, 0.489)$ Y $2-RENT8 \in (-0.552, -0.201, 0.643, 0.870)$ Y $2-DIM2 \in (0.886, 1.032, 1.057, 1.177)$ Y $3-RENT10 \in (-0.036, 0.085, 0.636, 0.828)$ Y $3-RENT19 \in (-0.072, 0.026, 0.033, 0.126)$ ENTONCES "AA"
Si $RENT8 \in (-1.466, 0.100, 0.294, 1.881)$ Y $DIM2 \in (0.803, 0.916, 0.970, 1.429)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.065, 0.094, 0.105, 1.183)$ Y $2-RENT8 \in (-2.145, 0.160, 1.178, 2.021)$ Y $2-DIM2 \in (0.553, 1.050, 1.106, 1.138)$ Y $3-RENT10 \in (0.008, 0.022, 0.140, 1.024)$ Y $3-RENT19 \in (-0.173, 0.084, 0.114, 0.346)$ ENTONCES "A"
Si $RENT8 \in (-6.567, -4.127, -0.840, 3.508)$ Y $DIM2 \in (0.665, 0.918, 1.157, 1.188)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.079, 0.269, 0.869, 3.921)$ Y $2-RENT8 \in (-1.513, -0.389, 0.119, 7.728)$ Y $2-DIM2 \in (0.736, 0.827, 0.979, 1.020)$ Y $3-RENT10 \in (-0.483, -0.074, 0.143, 0.781)$ Y $3-RENT19 \in (-0.234, -0.222, -0.171, 0.116)$ ENTONCES "BBB"
Si $RENT8 \in (-5.359, -4.718, -3.115, -0.920)$ Y $DIM2 \in (0.720, 0.828, 0.978, 1.058)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.492, -0.087, 0.657, 2.211)$ Y $2-RENT8 \in (-4.831, -2.698, -1.177, -1.003)$ Y $2-DIM2 \in (0.810, 0.816, 0.936, 0.939)$ Y $3-RENT10 \in (-0.931, -0.776, -0.125, 0.276)$ Y $3-RENT19 \in (-0.285, -0.281, -0.107, 0.013)$ ENTONCES "BB"
Si $RENT8 \in (-5.539, -4.945, -1.245, 5.704)$ Y $DIM2 \in (0.571, 0.627, 1.005, 1.049)$ Y $2-LIQ1 \in (-1.145, -0.188, 1.392, 2.741)$ Y $2-RENT8 \in (-3.952, -2.836, 3.636, 9.375)$ Y $2-DIM2 \in (0.560, 0.805, 0.890, 1.031)$ Y $3-RENT10 \in (-2.480, -1.993, -0.344, -0.022)$ Y $3-RENT19 \in (-0.243, -0.233, -0.080, 0.233)$ ENTONCES "B"

Modelo refinado con MODIFICADORES LINGÜÍSTICOS:

Si $RENT8 \in (-1.289, -0.260, 0.394, 1.523)$ Y $DIM2 \in (0.948, 0.977, 1.038, 1.082)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.007, 0.047, 0.277, 0.607)$ Y $2-RENT8 \in (-0.918, -0.188, 0.415, 1.657)$ Y $2-DIM2 \in (0.943, 0.979, 1.033, 1.093)$ Y $3-RENT10 \in (0.036, 0.092, 0.213, 0.585)$ Y $3-RENT19 \in (-0.111, -0.027, 0.039, 0.227)$ ENTONCES "AA"
Si $RENT8 \in (-1.944, -0.519, 0.228, 1.754)$ Y $DIM2 \in (0.758, 0.922, 1.018, 1.144)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.045, 0.089, 0.256, 0.959)$ Y $2-RENT8 \in (-1.448, -0.513, 0.294, 1.530)$ Y $2-DIM2 \in (0.763, 0.926, 1.017, 1.148)$ Y $3-RENT10 \in (-0.033, 0.097, 0.197, 0.7951)$ Y $3-RENT19 \in (-0.158, -0.046, 0.029, 0.254)$ ENTONCES "A"
Si $RENT8 \in (-3.566, -1.062, -0.218, 4.137)$ Y $DIM2 \in (0.723, 0.850, 0.971, 1.092)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.164, 0.092, 0.522, 3.530)$ Y $2-RENT8 \in (-3.826, -0.922, -0.237, 8.584)$ Y $2-DIM2 \in (0.728, 0.857, 0.973, 1.094)$ Y $3-RENT10 \in (-0.174, 0.049, 0.177, 0.683)$ Y $3-RENT19 \in (-0.278, -0.100, -0.020, 0.217)$ ENTONCES "BBB"
Si $RENT8 \in (-5.221, -1.825, -0.826, 0.805)$ Y $DIM2 \in (0.758, 0.844, 0.950, 1.041)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.157, 0.155, 0.945, 3.545)$ Y $2-RENT8 \in (-4.553, -1.524, -0.830, 0.755)$ Y $2-DIM2 \in \text{"No"} (0.753, 0.837, 0.948, 1.041)$ Y $3-RENT10 \in (-1.384, -0.017, 0.090, 0.315)$ Y $3-RENT19 \in (-0.445, -0.164, -0.084, 0.073)$ ENTONCES "BB"
Si $RENT8 \in (-4.611, -1.855, -0.922, 6.297)$ Y $DIM2 \in (0.599, 0.809, 0.889, 1.046)$ Y $2-LIQ1 \in (0.051, 0.594, 1.732, 3.056)$ Y $2-RENT8 \in \text{"No"} (-4.215, -2.229, -0.994, 8.641)$ Y $2-DIM2 \in (0.603, 0.805, 0.898, 1.039)$ Y $3-RENT10 \in (-1.617, -0.326, 0.033, 0.334)$ Y $3-RENT19 \in (-0.475, -0.236, -0.086, 0.286)$ ENTONCES "B"

Modelo refinado con MÉTODO MIXTO (ARDIES + MODIFICADORES LINGÜÍSTICOS):

Si $RENT8 \in (-1.386, 0.242, 0.850, 1.668)$ Y $DIM2 \in (0.952, 0.992, 1.026, 1.075)$ Y $2-LIQ1 \in (0.001, 0.029, 0.165, 0.553)$ Y $2-RENT8 \in (-0.686, 0.259, 0.685, 1.663)$ Y $2-DIM2 \in (0.930, 1.016, 1.058, 1.085)$ Y $3-RENT10 \in \text{"No"}$ (0.196, 0.277, 0.380, 0.673) Y $3-RENT19 \in (-0.026, -0.014, 0.002, 0.213)$ ENTONCES "AA"

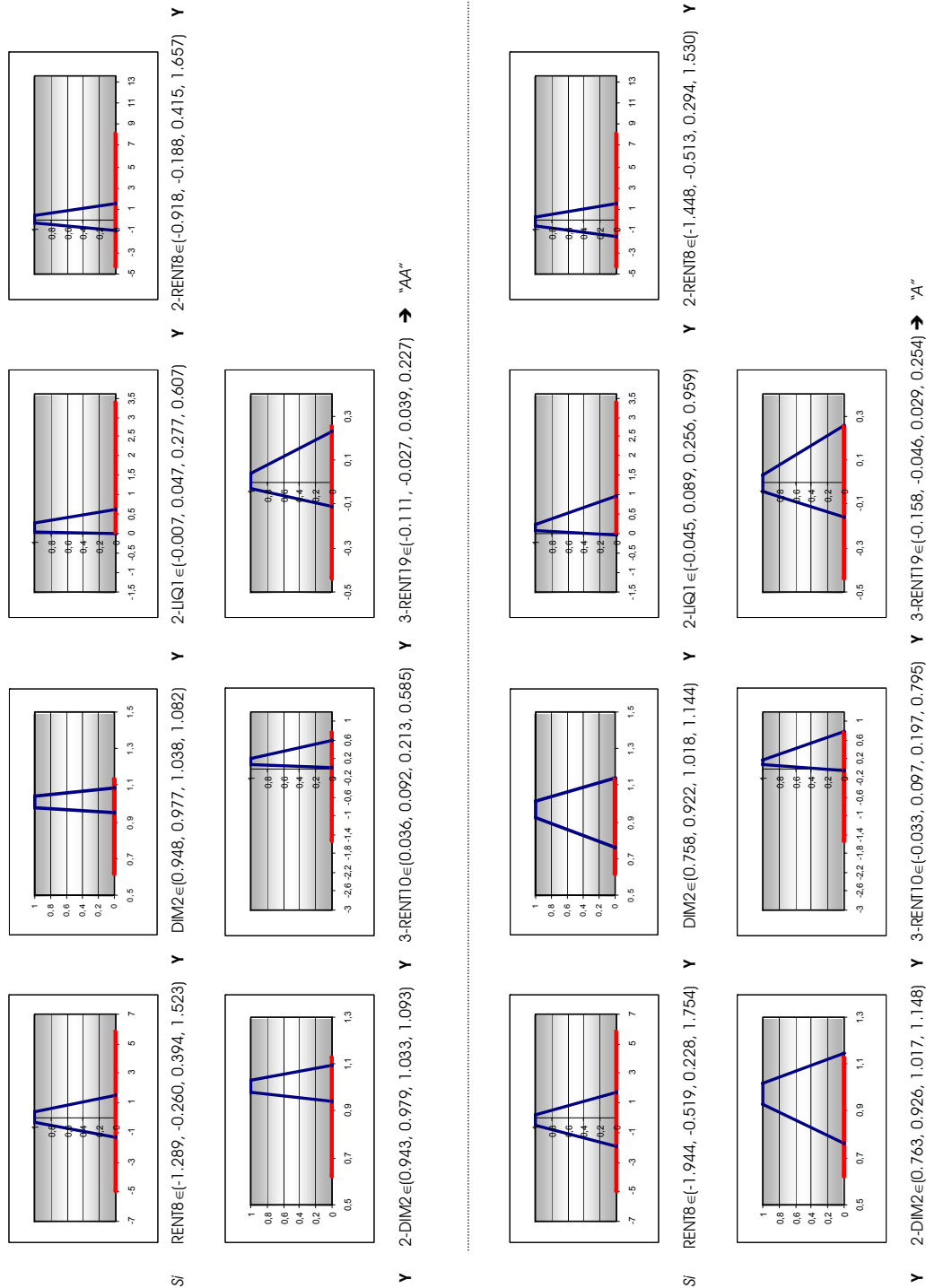
Si $RENT8 \in (-1.619, 0.013, 0.497, 2.071)$ Y $DIM2 \in (0.750, 0.926, 1.030, 1.129)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.114, 0.134, 0.308, 0.942)$ Y $2-RENT8 \in (-1.789, -0.276, 0.336, 1.518)$ Y $2-DIM2 \in (0.777, 0.940, 1.011, 1.131)$ Y $3-RENT10 \in (-0.058, 0.070, 0.160, 0.755)$ Y $3-RENT19 \in (-0.206, -0.062, 0.079, 0.302)$ ENTONCES "A"

Si $RENT8 \in (-4.113, -0.678, -0.381, 2.677)$ Y $DIM2 \in (0.676, 0.877, 0.972, 1.119)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.020, 0.043, 0.803, 3.482)$ Y $2-RENT8 \in (-4.322, -2.503, -0.317, 9.720)$ Y $2-DIM2 \in (0.685, 0.879, 0.950, 1.119)$ Y $3-RENT10 \in (-0.202, 0.095, 0.143, 0.517)$ Y $3-RENT19 \in (-0.288, -0.075, -0.040, 0.199)$ ENTONCES "BBB"

Si $RENT8 \in (-6.849, -5.278, -1.387, 2.677)$ Y $DIM2 \in (0.755, 0.829, 0.959, 1.047)$ Y $2-LIQ1 \in (-0.015, 0.135, 1.020, 3.204)$ Y $2-RENT8 \in (-4.881, -3.884, -0.124, 1.055)$ Y $2-DIM2 \in \text{"No"}$ (0.755, 0.874, 0.937, 1.031) Y $3-RENT10 \in (-1.351, -1.224, 0.026, 0.168)$ Y $3-RENT19 \in (-0.378, -0.350, -0.169, 0.048)$ ENTONCES "BB"

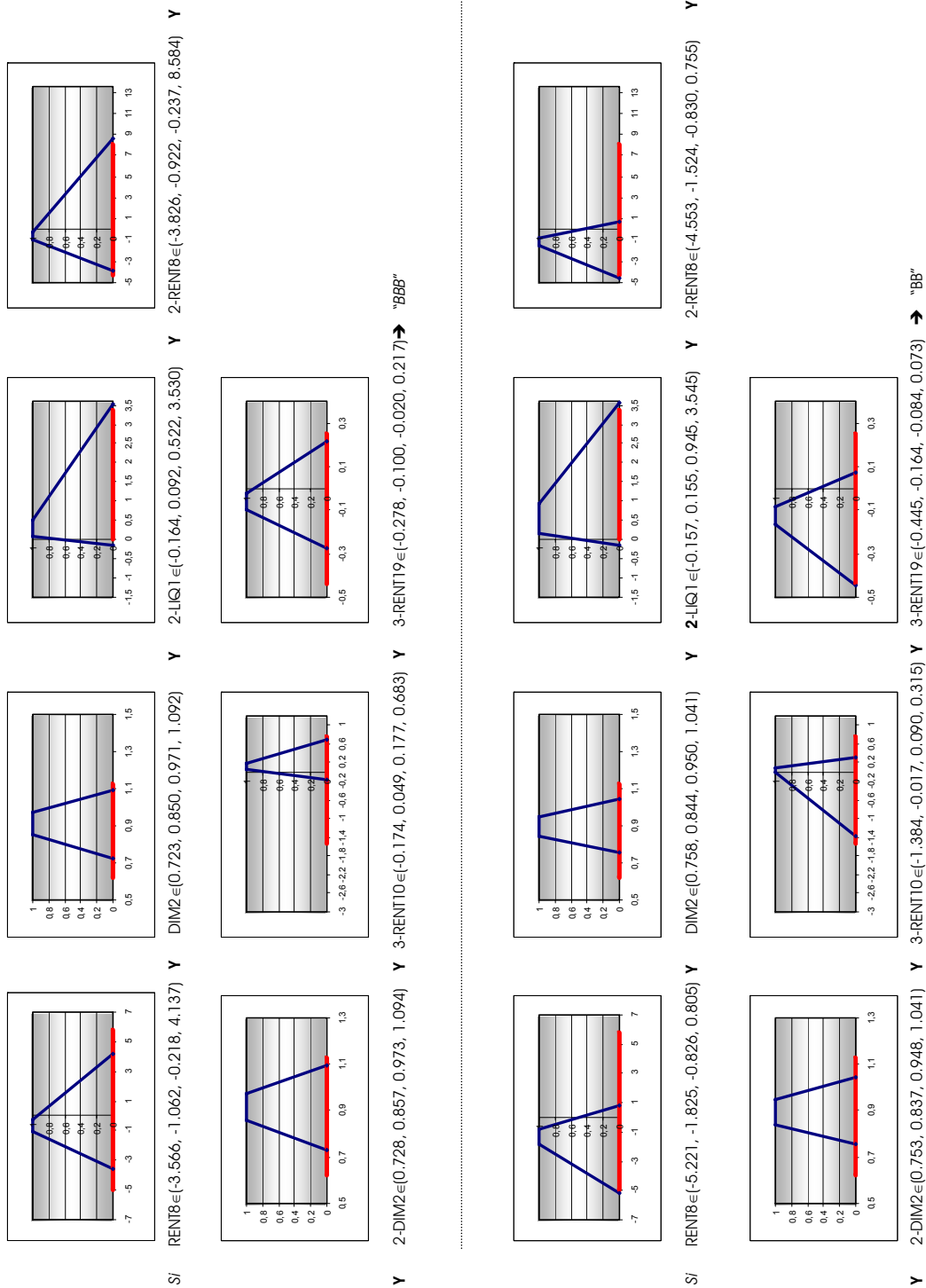
Si $RENT8 \in (-4.282, -2.946, 0.251, 5.848)$ Y $DIM2 \in (0.513, 0.695, 0.880, 1.056)$ Y $2-LIQ1 \in (0.203, 0.505, 1.851, 2.950)$ Y $2-RENT8 \in (-5.243, -2.348, 1.607, 13.384)$ Y $2-DIM2 \in (0.616, 0.846, 0.913, 0.981)$ Y $3-RENT10 \in (-1.681, -0.445, -0.042, 0.238)$ Y $3-RENT19 \in (-0.428, -0.392, -0.189, 0.417)$ ENTONCES "B"

Por su parte, la Tabla 4.103 recoge la matriz de clasificación obtenida, así como los resultados derivados del ajuste "predicho ± 1 categoría".



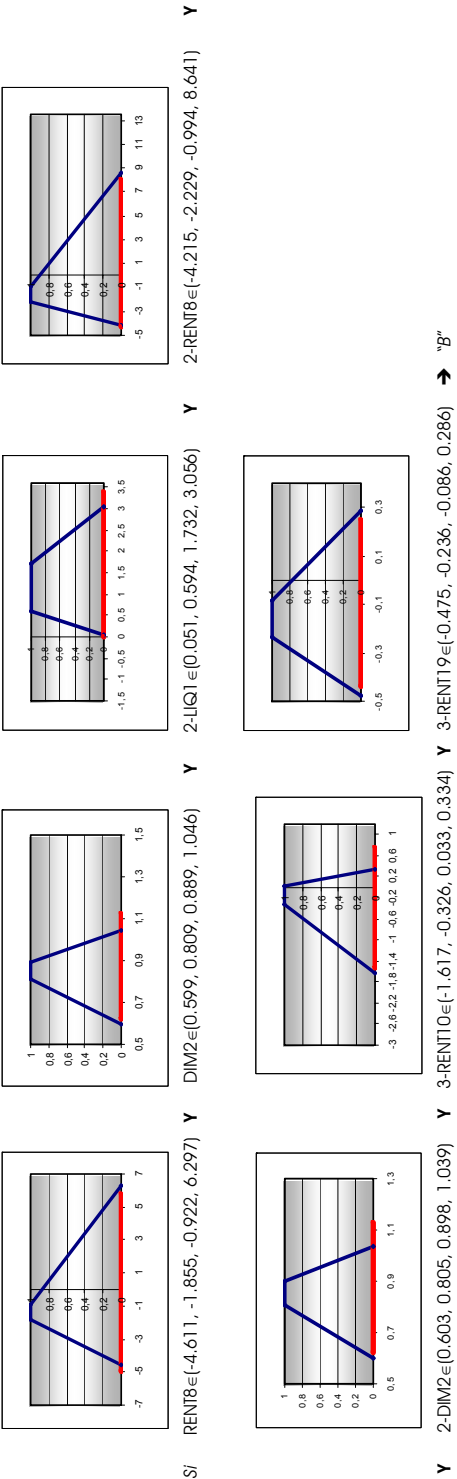
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo inicial

Figura 4.54 (I)



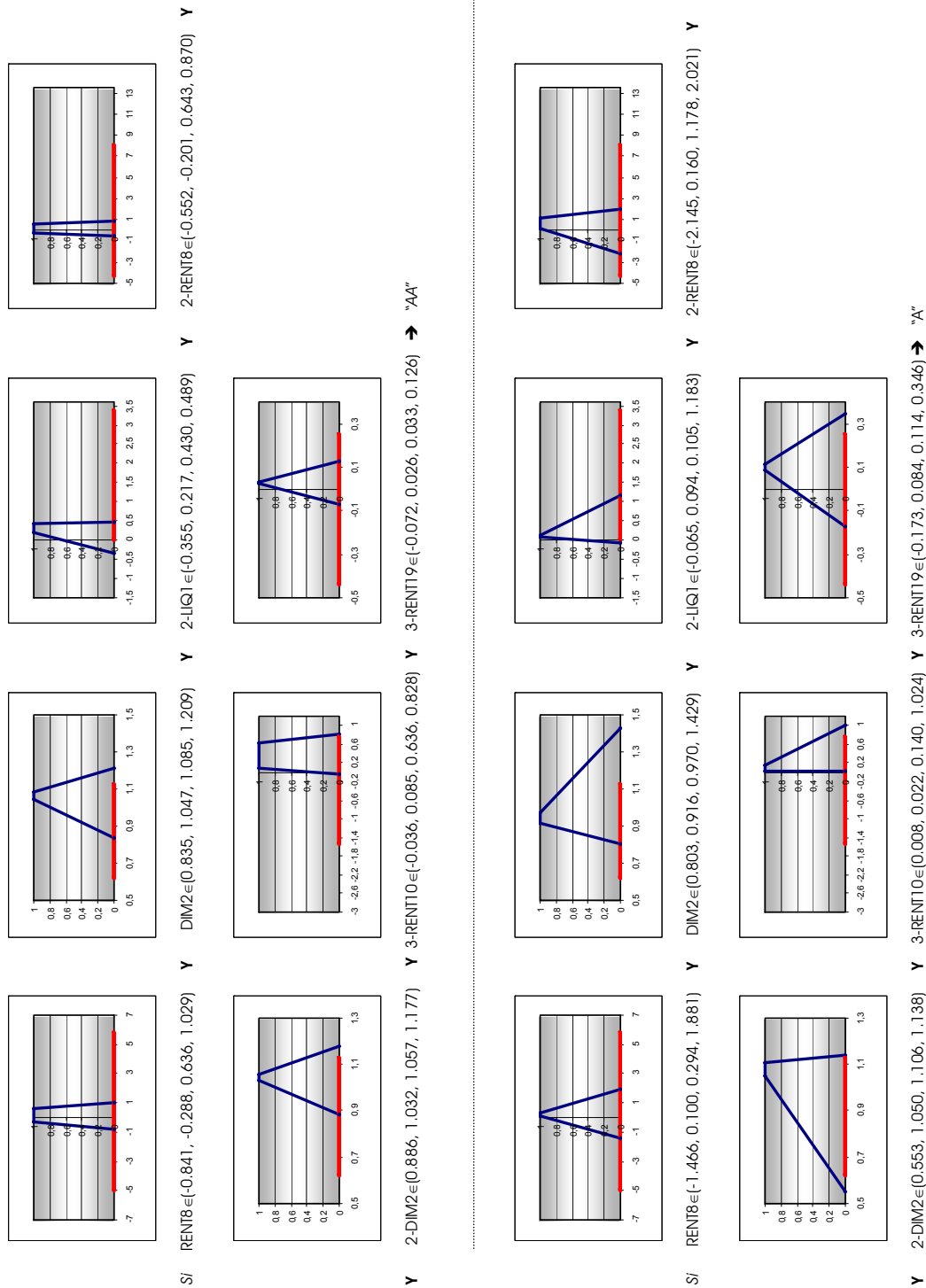
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo inicial

Figura 4.54 (II)



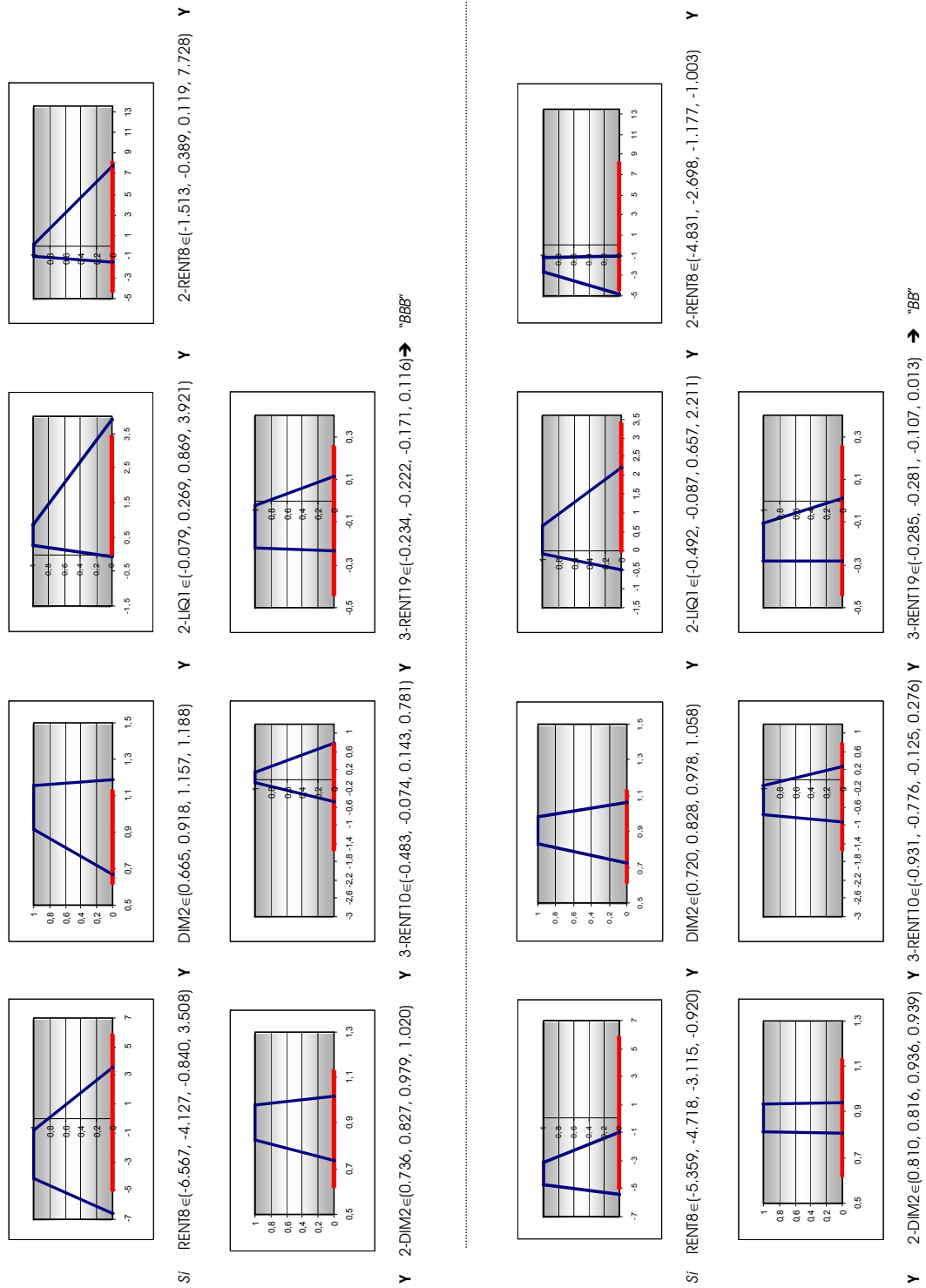
Fuente: Elaboración propia

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo inicial
Figura 4.54 (y III)



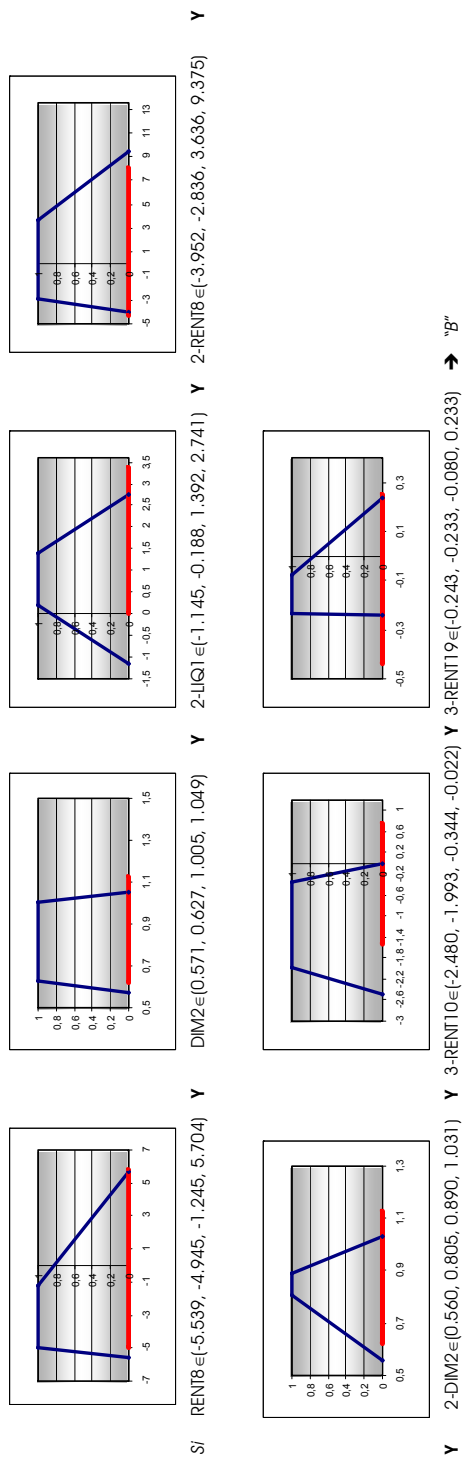
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo ajustado con ARDIES

Figura 4.55 (I)



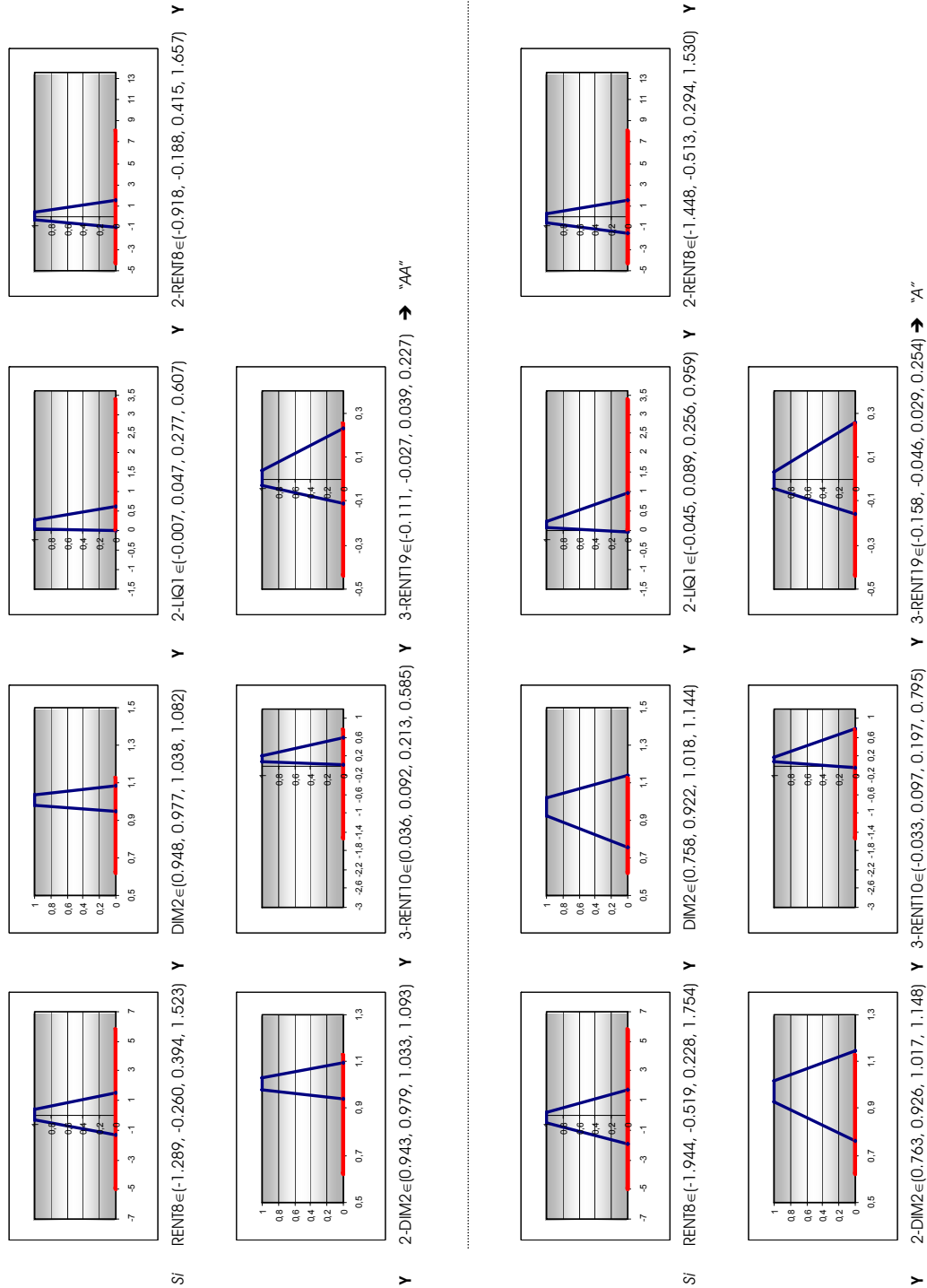
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo ajustado con ARDIES,

Figura 4.55 (II)



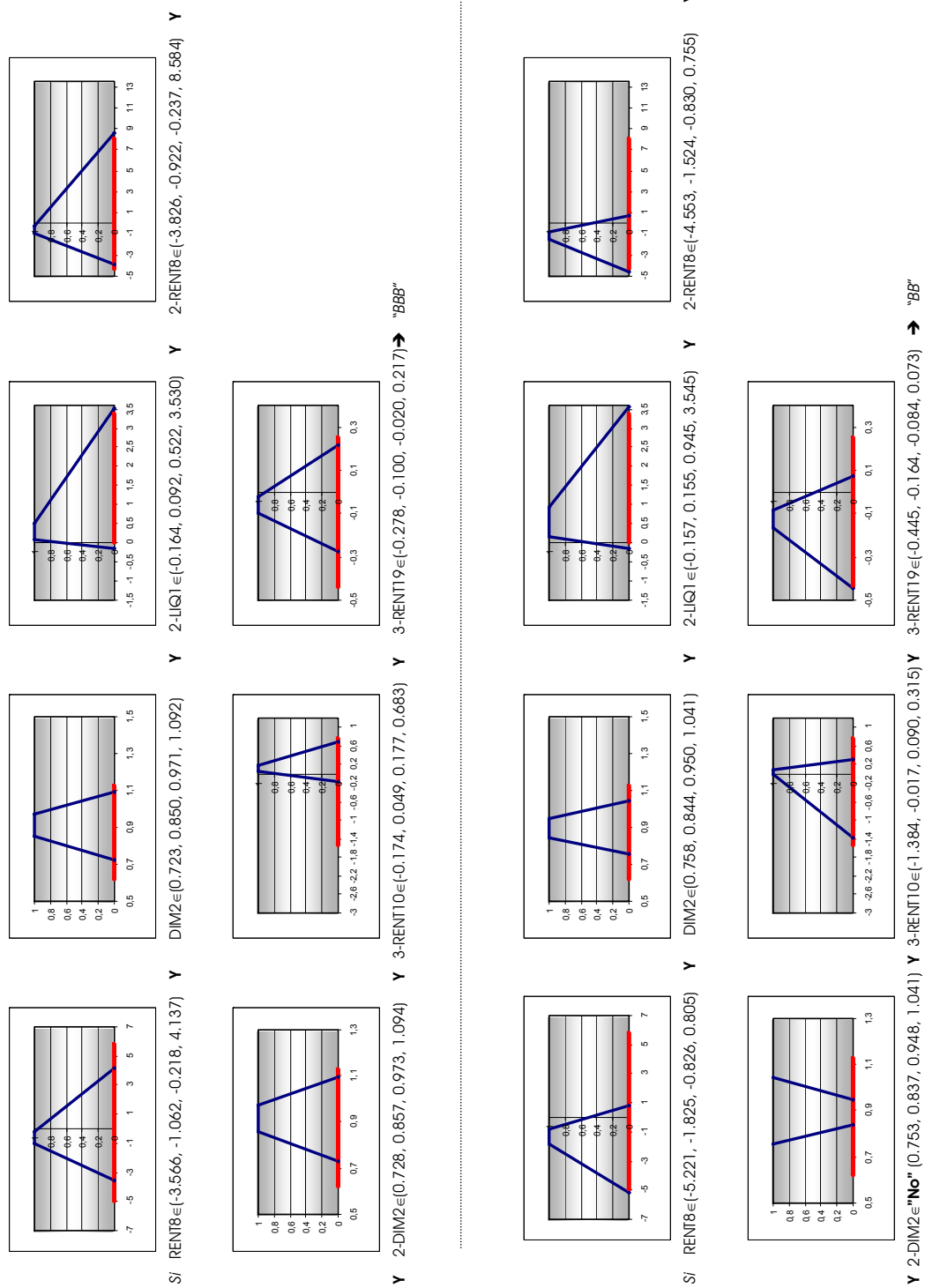
Fuente: Elaboración propia

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo ajustado con ARDIES
 Figura 4.55 (y III)



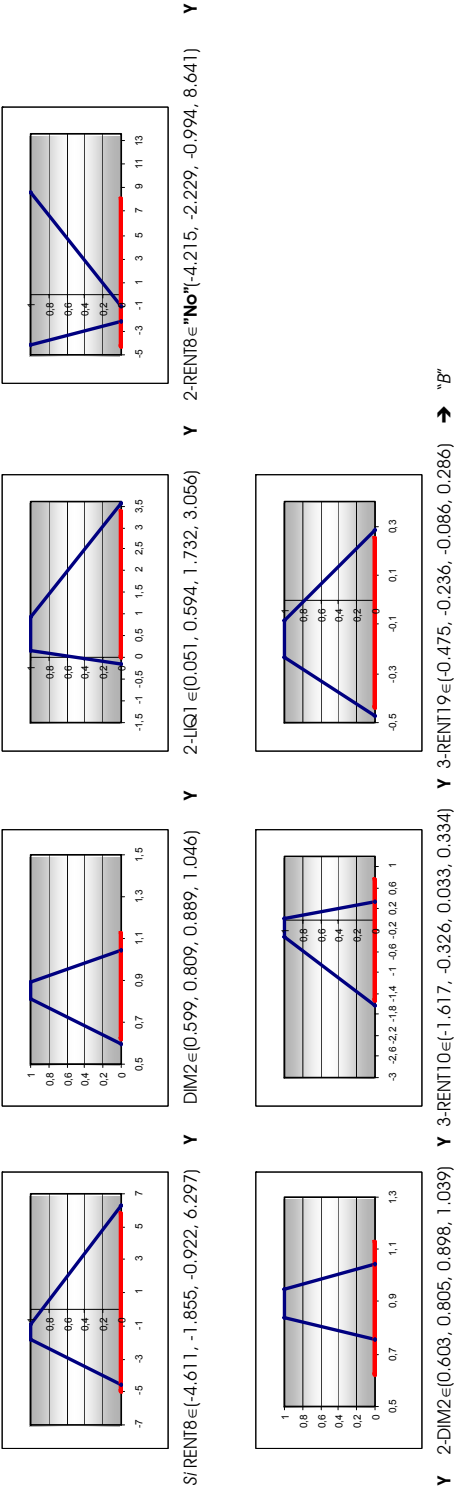
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo con modificadores lingüísticos

Figura 4.56 (I)



Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo con modificadores lingüísticos

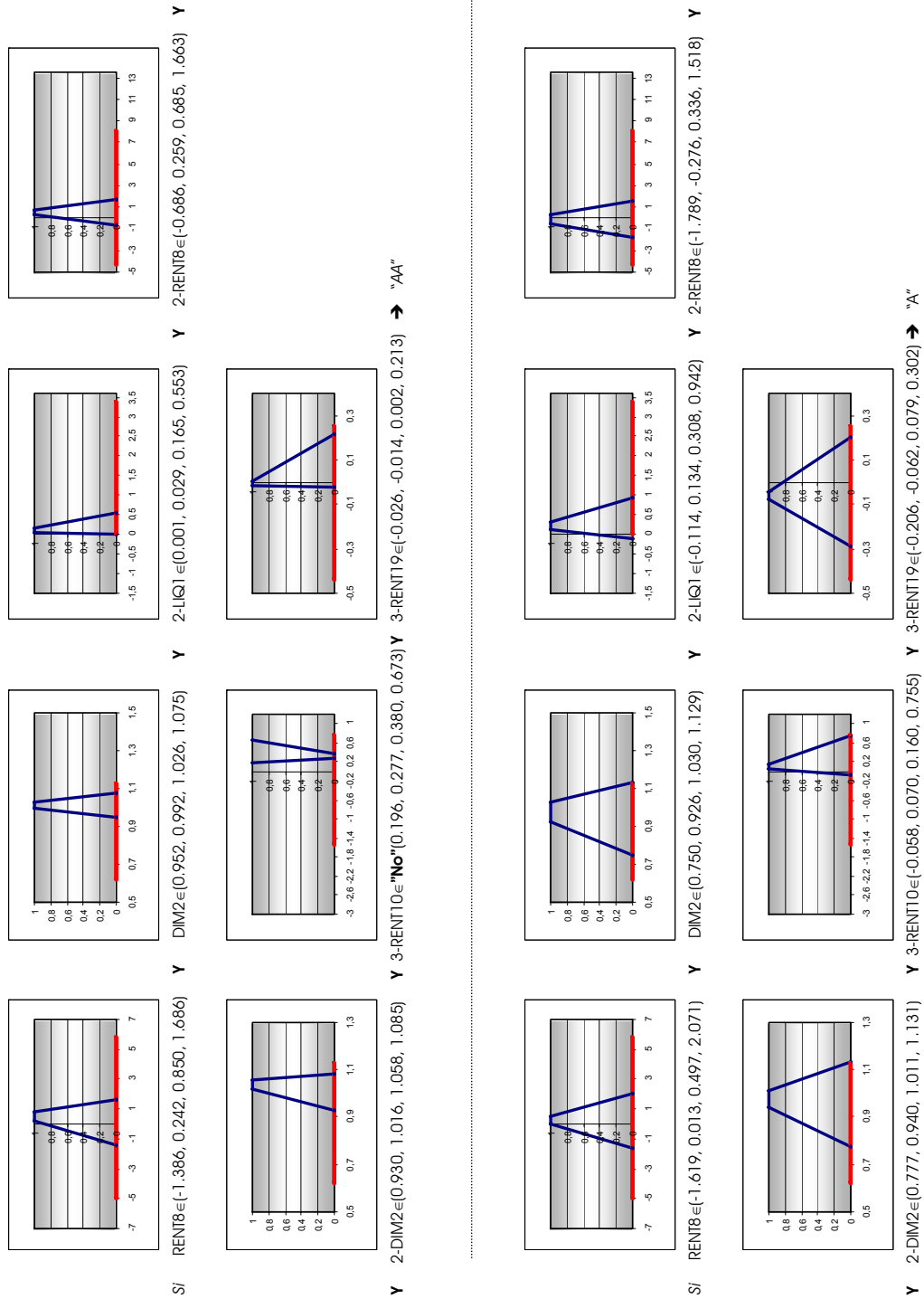
Figura 4.56 (II)



Fuente: Elaboración propia

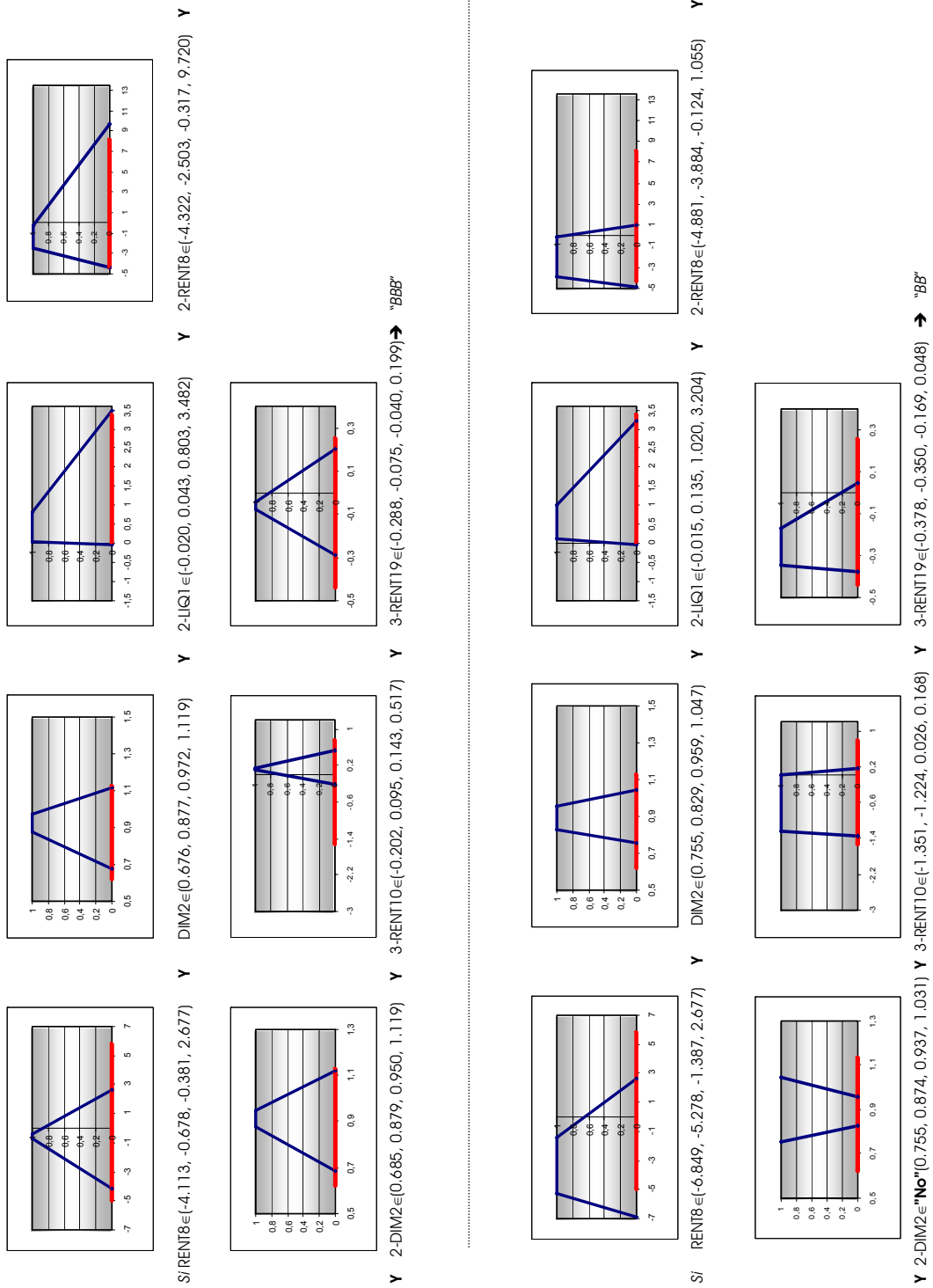
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo con modificadores lingüísticos

Figura 4.56 (y III)



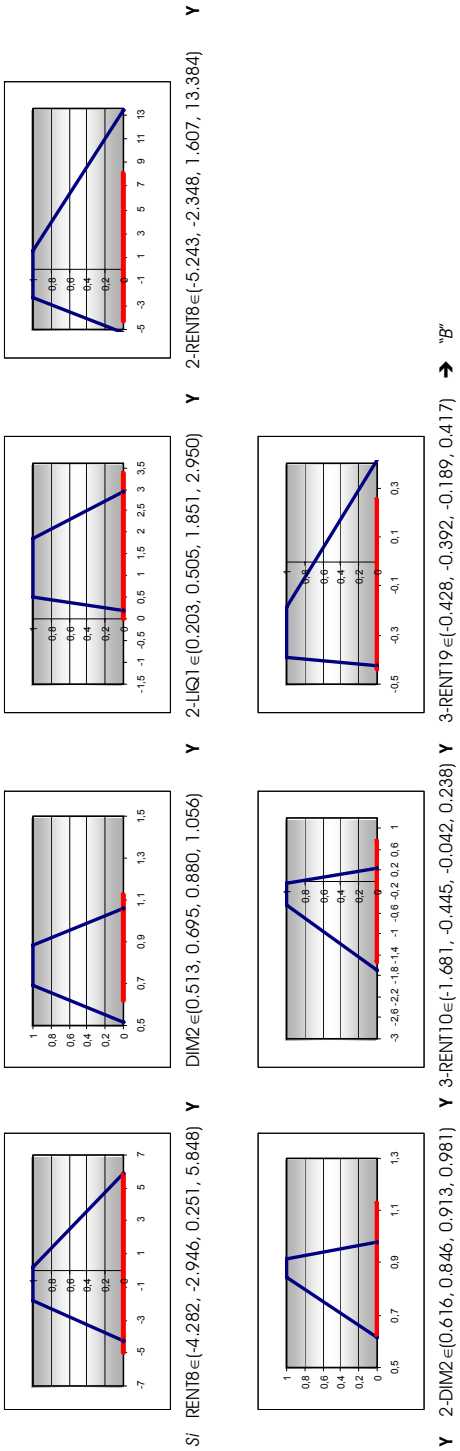
Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo mixto

Figura 4.57 (I)



Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo mixto

Figura 4.57 (II)



Fuente: Elaboración propia

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Modelo mixto
Figura 4.57 (y III)

Rating real	Modelo inicial						Modelo inicial (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	9	6	1	0	0	16	15	-	1	0	0	16
A	6	42	28	1	1	78	-	76	-	1	1	78
BBB	2	15	75	14	7	113	2	-	104	-	7	113
BB	0	0	9	16	5	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	1	4	15	20	0	0	1	-	19	20
Total	17	63	114	35	28	257	17	76	106	31	27	257
Rating predicho												
Rating real	Modelo con ARDIES						Modelo con ARDIES (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	6	9	1	0	0	16	15	-	1	0	0	16
A	2	61	14	1	0	78	-	77	-	1	0	78
BBB	2	14	86	5	6	113	2	-	105	-	6	113
BB	1	1	15	11	2	30	1	1	-	28	-	30
B	0	0	4	1	15	20	0	0	4	-	16	20
Total	11	85	120	18	23	257	18	78	110	29	22	257
Rating predicho												
Rating real	Modelo con modificadores lingüísticos						Modelo con modif. lingüísticos (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	9	6	1	0	0	16	15	-	1	0	0	16
A	6	42	30	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	2	15	95	1	0	113	2	-	111	-	0	113
BB	0	0	23	5	2	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	5	5	10	20	0	0	5	-	15	20
Total	17	63	154	11	12	257	17	78	117	30	15	257
Rating predicho												
Rating real	Modelo con método mixto						Modelo con método mixto (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	6	8	2	0	0	16	14	-	2	0	0	16
A	0	53	24	1	0	78	-	77	-	1	0	78
BBB	0	12	98	0	3	113	0	-	110	-	3	113
BB	0	0	16	9	5	30	0	0	-	30	-	30
B	0	0	1	1	18	20	0	0	1	-	19	20
Total	6	73	141	11	26	257	14	77	113	31	22	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - Sistema borroso de Benítez Sánchez

Tabla 4.103

De esta forma, el modelo ajustado mediante el algoritmo mixto es el que genera el mayor porcentaje de acierto (71,6%) y el menor error aparente (28,4%), seguido del modelo con ARDIES (error del 30,4%), la variante con modificadores lingüísticos (error del 37,4%) y el modelo original (error del 38,9%). Por lo que respecta al ajuste "predicho ± 1 categoría", el modelo mixto presenta también los resultados más compactos (error total: 2,7%; tipo 1: 12,5%; tipo 2: 1,3%; tipo 3: 2,7%; tipo 4: 0,0%; tipo 5: 5,0%), seguido del esquema con modificadores lingüísticos (error total: 3,1%), del modelo inicial (error total: 5,1%) y del modelo con ARDIES (6,2%).

La Tabla 4.104 recoge los errores reales estimados según bootstrap.

Error específico (sin ARDIES)	Error aparente (err)	E0 estimado (Err_{E0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,389	0,477	(0,394 , 0,559)	0,445	(0,392 , 0,496)
Error tipo 1	0,438	0,850	(0,528 , 1,729) $\approx$ (0,528 , 1)	0,698	(0,495 , 0,902)
Tipo 1.2	0,375	0,703	(0,316 , 1,090) $\approx$ (0,316 , 1)	0,582	(0,338 , 0,827)
Tipo 1.3	0,063	0,147	(-0,081 , 0,376) $\approx$ (0 , 0,376)	0,116	(-0,028 , 0,261) $\approx$ (0 , 0,261)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,462	0,530	(0,322 , 0,738)	0,505	(0,374 , 0,636)
Tipo 2.1	0,077	0,066	(-0,025 , 0,156) $\approx$ (0 , 0,156)	0,070	(0,013 , 0,127)
Tipo 2.3	0,358	0,436	(0,261 , 0,611)	0,407	(0,297 , 0,518)
Tipo 2.4	0,013	0,014	(-0,016 , 0,046) $\approx$ (0 , 0,046)	0,014	(-0,005 , 0,034) $\approx$ (0 , 0,034)
Tipo 2.5	0,013	0,014	(-0,031 , 0,058) $\approx$ (0 , 0,058)	0,014	(-0,015 , 0,041) $\approx$ (0 , 0,041)
Error tipo 3	0,336	0,344	(0,176 , 0,513)	0,341	(0,235 , 0,448)
Tipo 3.1	0,018	0,007	(-0,013 , 0,028) $\approx$ (0 , 0,028)	0,011	(-0,002 , 0,024) $\approx$ (0 , 0,024)
Tipo 3.2	0,132	0,138	(0,042 , 0,234)	0,136	(0,075 , 0,196)
Tipo 3.4	0,124	0,114	(0,002 , 0,226)	0,118	(0,047 , 0,188)
Tipo 3.5	0,062	0,085	(-0,028 , 0,199) $\approx$ (0 , 0,199)	0,077	(0,005 , 0,149)
Error tipo 4	0,467	0,598	(0,269 , 0,926)	0,550	(0,342 , 0,757)
Tipo 4.1	0,000	0,006	(-0,028 , 0,040) $\approx$ (0 , 0,040)	0,004	(-0,018 , 0,025) $\approx$ (0 , 0,025)
Tipo 4.2	0,000	0,010	(-0,031 , 0,051) $\approx$ (0 , 0,051)	0,006	(-0,020 , 0,032) $\approx$ (0 , 0,032)
Tipo 4.3	0,300	0,356	(0,084 , 0,628)	0,335	(0,163 , 0,507)
Tipo 4.5	0,167	0,226	(-0,024 , 0,476) $\approx$ (0 , 0,476)	0,204	(0,046 , 0,362)
Error tipo 5	0,250	0,448	(0,052 , 0,844)	0,375	(0,125 , 0,625)
Tipo 5.1	0,000	0,003	(-0,030 , 0,036) $\approx$ (0 , 0,036)	0,002	(-0,019 , 0,023) $\approx$ (0 , 0,023)
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,125	(-0,096 , 0,346) $\approx$ (0 , 0,346)	0,097	(-0,042 , 0,237) $\approx$ (0 , 0,237)
Tipo 5.4	0,200	0,320	(-0,041 , 0,682) $\approx$ (0 , 0,682)	0,276	(0,048 , 0,505)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,389	0,532	-	0,479	-
Error tipo 1	0,438	1,000	-	0,793	-
Tipo 1.2	0,375	1,000	-	0,770	-
Tipo 1.3	0,063	0,000	-	0,023	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,462	0,694	-	0,609	-
Tipo 2.1	0,077	0,027	-	0,045	-
Tipo 2.3	0,358	0,667	-	0,553	-
Tipo 2.4	0,013	0,000	-	0,005	-
Tipo 2.5	0,013	0,000	-	0,005	-
Error tipo 3	0,336	0,279	-	0,300	-
Tipo 3.1	0,018	0,000	-	0,007	-
Tipo 3.2	0,132	0,167	-	0,084	-
Tipo 3.4	0,124	0,056	-	0,081	-
Tipo 3.5	0,062	0,056	-	0,058	-
Error tipo 4	0,467	0,818	-	0,689	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.3	0,300	0,545	-	0,455	-
Tipo 4.5	0,167	0,273	-	0,234	-
Error tipo 5	0,250	0,286	-	0,273	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,143	-	0,109	-
Tipo 5.4	0,200	0,143	-	0,164	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.702$)	0,389	0,477	(0,394 , 0,559)	0,451	(0,393 , 0,509)
Error tipo 1	0,438	0,850	(0,528 , 1,729) $\approx$ (0,528 , 1)	0,728	(0,501 , 1,348) $\approx$ (0,501 , 1)
Tipo 1.2	0,375	0,703	(0,316 , 1,090) $\approx$ (0,316 , 1)	0,606	(0,333 , 0,879)
Tipo 1.3	0,063	0,147	(-0,081 , 0,376) $\approx$ (0 , 0,376)	0,122	(-0,039 , 0,284) $\approx$ (0 , 0,284)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,462	0,530	(0,322 , 0,738)	0,510	(0,363 , 0,657)
Tipo 2.1	0,077	0,066	(-0,025 , 0,156) $\approx$ (0 , 0,156)	0,069	(0,005 , 0,133)
Tipo 2.3	0,358	0,436	(0,261 , 0,611)	0,413	(0,290 , 0,536)
Tipo 2.4	0,013	0,014	(-0,016 , 0,046) $\approx$ (0 , 0,046)	0,014	(-0,007 , 0,036) $\approx$ (0 , 0,036)
Tipo 2.5	0,013	0,014	(-0,031 , 0,058) $\approx$ (0 , 0,058)	0,014	(-0,018 , 0,045) $\approx$ (0 , 0,045)
Error tipo 3	0,336	0,344	(0,176 , 0,513)	0,342	(0,223 , 0,461)
Tipo 3.1	0,018	0,007	(-0,013 , 0,028) $\approx$ (0 , 0,028)	0,010	(-0,004 , 0,025) $\approx$ (0 , 0,025)
Tipo 3.2	0,132	0,138	(0,042 , 0,234)	0,136	(0,069 , 0,204)
Tipo 3.4	0,124	0,114	(0,002 , 0,226)	0,117	(0,038 , 0,196)
Tipo 3.5	0,062	0,085	(-0,028 , 0,199) $\approx$ (0 , 0,199)	0,078	(-0,001 , 0,159) $\approx$ (0 , 0,159)
Error tipo 4	0,467	0,598	(0,269 , 0,926)	0,559	(0,327 , 0,791)
Tipo 4.1	0,000	0,006	(-0,028 , 0,040) $\approx$ (0 , 0,040)	0,004	(-0,020 , 0,028) $\approx$ (0 , 0,028)
Tipo 4.2	0,000	0,010	(-0,031 , 0,051) $\approx$ (0 , 0,051)	0,007	(-0,022 , 0,036) $\approx$ (0 , 0,036)
Tipo 4.3	0,300	0,356	(0,084 , 0,628)	0,339	(0,148 , 0,531)
Tipo 4.5	0,167	0,226	(-0,024 , 0,476) $\approx$ (0 , 0,476)	0,209	(0,032 , 0,385)
Error tipo 5	0,250	0,448	(0,052 , 0,844)	0,390	(0,110 , 0,669)
Tipo 5.1	0,000	0,003	(-0,030 , 0,036) $\approx$ (0 , 0,036)	0,002	(-0,021 , 0,025) $\approx$ (0 , 0,025)
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,125	(-0,096 , 0,346) $\approx$ (0 , 0,346)	0,103	(-0,053 , 0,259) $\approx$ (0 , 0,259)
Tipo 5.4	0,200	0,320	(-0,041 , 0,682) $\approx$ (0 , 0,682)	0,285	(0,030 , 0,540)

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Error cometido
Tabla 4.104 (I)

Error específico (ajuste ARDIES)	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,304	0,469	(0,373 , 0,566)	0,408	(0,348 , 0,470)
Error tipo 1	0,625	0,956	(0,782 , 1,131)≈(0,782 , 1)	0,834	(0,724 , 0,945)
Tipo 1.2	0,563	0,791	(0,472 , 1,010)≈(0,472 , 1)	0,707	(0,505 , 0,846)
Tipo 1.3	0,062	0,158	(-0,080 , 0,397)≈(0 , 0,397)	0,123	(-0,028 , 0,274)≈(0 , 0,274)
Tipo 1.4	0,000	0,002	(-0,024 , 0,028)≈(0 , 0,028)	0,001	(-0,015 , 0,018)≈(0 , 0,018)
Tipo 1.5	0,000	0,005	(-0,053 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,003	(-0,033 , 0,040)≈(0 , 0,040)
Error tipo 2	0,218	0,457	(0,250 , 0,664)	0,370	(0,238 , 0,500)
Tipo 2.1	0,026	0,021	(-0,028 , 0,069)≈(0 , 0,069)	0,023	(-0,008 , 0,053)≈(0 , 0,053)
Tipo 2.3	0,179	0,414	(0,215 , 0,613)	0,328	(0,202 , 0,453)
Tipo 2.4	0,013	0,017	(-0,038 , 0,073)≈(0 , 0,073)	0,016	(-0,019 , 0,051)≈(0 , 0,051)
Tipo 2.5	0,000	0,005	(-0,019 , 0,030)≈(0 , 0,030)	0,003	(-0,012 , 0,019)≈(0 , 0,019)
Error tipo 3	0,239	0,304	(0,153 , 0,456)	0,280	(0,185 , 0,376)
Tipo 3.1	0,018	0,004	(-0,016 , 0,024)≈(0 , 0,024)	0,009	(-0,003 , 0,022)≈(0 , 0,022)
Tipo 3.2	0,124	0,183	(0,071 , 0,295)	0,161	(0,091 , 0,232)
Tipo 3.4	0,044	0,085	(-0,011 , 0,181)≈(0 , 0,181)	0,070	(0,009 , 0,131)
Tipo 3.5	0,053	0,032	(-0,035 , 0,099)≈(0 , 0,099)	0,040	(-0,003 , 0,082)≈(0 , 0,082)
Error tipo 4	0,633	0,693	(0,386 , 1,001)≈(0,386 , 1)	0,671	(0,477 , 0,866)
Tipo 4.1	0,033	0,005	(-0,026 , 0,035)≈(0 , 0,035)	0,015	(-0,004 , 0,034)≈(0 , 0,034)
Tipo 4.2	0,033	0,028	(-0,050 , 0,107)≈(0 , 0,107)	0,030	(-0,019 , 0,080)≈(0 , 0,080)
Tipo 4.3	0,500	0,560	(0,235 , 0,886)	0,538	(0,152 , 0,744)
Tipo 4.5	0,067	0,100	(-0,078 , 0,278)≈(0 , 0,278)	0,088	(-0,025 , 0,200)≈(0 , 0,200)
Error tipo 5	0,250	0,678	(0,326 , 1,030)≈(0,782 , 1)	0,520	(0,298 , 0,743)
Tipo 5.1	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,003	(-0,024 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,200	0,309	(-0,096 , 0,713)≈(0 , 0,713)	0,269	(-0,061 , 0,451)≈(0 , 0,451)
Tipo 5.4	0,050	0,364	(-0,052 , 0,780)≈(0 , 0,780)	0,248	(-0,014 , 0,511)≈(0 , 0,511)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,304	0,805	-	0,621	-
Error tipo 1	0,625	1,000	-	0,861	-
Tipo 1.2	0,563	0,397	-	0,458	-
Tipo 1.3	0,062	0,222	-	0,163	-
Tipo 1.4	0,000	0,143	-	0,090	-
Tipo 1.5	0,000	0,238	-	0,150	-
Error tipo 2	0,218	0,407	-	0,337	-
Tipo 2.1	0,026	0,000	-	0,010	-
Tipo 2.3	0,179	0,139	-	0,154	-
Tipo 2.4	0,013	0,089	-	0,054	-
Tipo 2.5	0,000	0,189	-	0,119	-
Error tipo 3	0,239	0,9722	-	0,702	-
Tipo 3.1	0,018	0,034	-	0,028	-
Tipo 3.2	0,124	0,705	-	0,491	-
Tipo 3.4	0,044	0,017	-	0,153	-
Tipo 3.5	0,053	0,216	-	0,156	-
Error tipo 4	0,633	1,000	-	0,865	-
Tipo 4.1	0,033	0,000	-	0,012	-
Tipo 4.2	0,033	0,639	-	0,416	-
Tipo 4.3	0,500	0,111	-	0,254	-
Tipo 4.5	0,067	0,250	-	0,183	-
Error tipo 5	0,250	0,938	-	0,645	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,792	-	0,501	-
Tipo 5.3	0,200	0,063	-	0,113	-
Tipo 5.4	0,050	0,083	-	0,071	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.676$)	0,304	0,469	(0,373 , 0,566)	0,429	(0,356 , 0,502)
Error tipo 1	0,625	0,956	(0,782 , 1,131)≈(0,782 , 1)	0,875	(0,744 , 1,007)≈(0,744 , 1)
Tipo 1.2	0,563	0,791	(0,472 , 1,010)≈(0,472 , 1)	0,735	(0,494 , 0,901)
Tipo 1.3	0,062	0,158	(-0,080 , 0,397)≈(0 , 0,397)	0,135	(-0,045 , 0,315)≈(0 , 0,315)
Tipo 1.4	0,000	0,002	(-0,024 , 0,028)≈(0 , 0,028)	0,002	(-0,018 , 0,021)≈(0 , 0,021)
Tipo 1.5	0,000	0,005	(-0,053 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,004	(-0,040 , 0,048)≈(0 , 0,048)
Error tipo 2	0,218	0,457	(0,250 , 0,664)	0,399	(0,242 , 0,555)
Tipo 2.1	0,026	0,021	(-0,028 , 0,069)≈(0 , 0,069)	0,022	(-0,015 , 0,058)≈(0 , 0,058)
Tipo 2.3	0,179	0,414	(0,215 , 0,613)	0,356	(0,206 , 0,507)
Tipo 2.4	0,013	0,017	(-0,038 , 0,073)≈(0 , 0,073)	0,016	(-0,026 , 0,058)≈(0 , 0,058)
Tipo 2.5	0,000	0,005	(-0,019 , 0,030)≈(0 , 0,030)	0,004	(-0,014 , 0,023)≈(0 , 0,023)
Error tipo 3	0,239	0,304	(0,153 , 0,456)	0,288	(0,174 , 0,403)
Tipo 3.1	0,018	0,004	(-0,016 , 0,024)≈(0 , 0,024)	0,007	(-0,008 , 0,023)≈(0 , 0,023)
Tipo 3.2	0,124	0,183	(0,071 , 0,295)	0,169	(0,084 , 0,253)
Tipo 3.4	0,044	0,085	(-0,011 , 0,181)≈(0 , 0,181)	0,075	(0,002 , 0,147)
Tipo 3.5	0,053	0,032	(-0,035 , 0,099)≈(0 , 0,099)	0,037	(-0,013 , 0,088)≈(0 , 0,088)
Error tipo 4	0,633	0,693	(0,386 , 1,001)≈(0,386 , 1)	0,678	(0,446 , 0,911)
Tipo 4.1	0,033	0,005	(-0,026 , 0,035)≈(0 , 0,035)	0,012	(-0,012 , 0,035)≈(0 , 0,035)
Tipo 4.2	0,033	0,028	(-0,050 , 0,107)≈(0 , 0,107)	0,029	(-0,030 , 0,089)≈(0 , 0,089)
Tipo 4.3	0,500	0,560	(0,235 , 0,886)	0,545	(0,300 , 0,792)
Tipo 4.5	0,067	0,100	(-0,078 , 0,278)≈(0 , 0,278)	0,092	(-0,043 , 0,226)≈(0 , 0,226)
Error tipo 5	0,250	0,678	(0,326 , 1,030)≈(0,782 , 1)	0,573	(0,307 , 0,839)
Tipo 5.1	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,004	(-0,029 , 0,037)≈(0 , 0,037)
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,200	0,309	(-0,096 , 0,713)≈(0 , 0,713)	0,282	(-0,024 , 0,587)≈(0 , 0,587)
Tipo 5.4	0,050	0,364	(-0,052 , 0,780)≈(0 , 0,780)	0,287	(-0,027 , 0,601)≈(0 , 0,601)

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Error cometido
Tabla 4.104 (II)

Error específico (modificadores lingüísticos)	Error aparente (err)	E0 estimado ($E\hat{rr}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,374	0,473	(0,385 , 0,560)	0,437	(0,381 , 0,492)
Error tipo 1	0,438	0,949	(0,807 , 1,092)≈(0,807 , 1)	0,761	(0,671 , 0,851)
Tipo 1.2	0,375	0,797	(0,492 , 1,103)≈(0,492 , 1)	0,642	(0,449 , 0,835)
Tipo 1.3	0,063	0,145	(-0,104 , 0,394)≈(0 , 0,394)	0,115	(-0,043 , 0,272)≈(0 , 0,272)
Tipo 1.4	0,000	0,007	(-0,071 , 0,084)≈(0 , 0,084)	0,004	(-0,045 , 0,053)≈(0 , 0,053)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,462	0,491	(0,252 , 0,731)	0,480	(0,329 , 0,632)
Tipo 2.1	0,077	0,035	(-0,037 , 0,108)≈(0 , 0,108)	0,050	(0,005 , 0,097)
Tipo 2.3	0,385	0,440	(0,216 , 0,663)	0,420	(0,278 , 0,561)
Tipo 2.4	0,000	0,010	(-0,021 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,006	(-0,013 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 2.5	0,000	0,006	(-0,025 , 0,038)≈(0 , 0,038)	0,004	(-0,016 , 0,024)≈(0 , 0,024)
Error tipo 3	0,159	0,279	(0,096 , 0,463)	0,235	(0,119 , 0,351)
Tipo 3.1	0,017	0,007	(-0,016 , 0,029)≈(0 , 0,029)	0,011	(-0,004 , 0,025)≈(0 , 0,025)
Tipo 3.2	0,133	0,150	(0,019 , 0,280)	0,144	(0,061 , 0,226)
Tipo 3.4	0,009	0,085	(-0,039 , 0,210)≈(0 , 0,210)	0,057	(-0,021 , 0,136)≈(0 , 0,136)
Tipo 3.5	0,000	0,037	(-0,031 , 0,105)≈(0 , 0,105)	0,023	(-0,020 , 0,066)≈(0 , 0,066)
Error tipo 4	0,833	0,787	(0,439 , 1,135)≈(0,439 , 1)	0,804	(0,584 , 1,024)≈(0,584 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,013	(-0,052 , 0,078)≈(0 , 0,078)	0,008	(-0,033 , 0,049)≈(0 , 0,049)
Tipo 4.2	0,000	0,014	(-0,035 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,009	(-0,022 , 0,040)≈(0 , 0,040)
Tipo 4.3	0,766	0,611	(0,221 , 1,002)≈(0,221 , 1)	0,668	(0,415 , 0,915)
Tipo 4.5	0,067	0,149	(-0,066 , 0,364)≈(0 , 0,364)	0,119	(-0,017 , 0,255)≈(0 , 0,255)
Error tipo 5	0,500	0,566	(0,155 , 0,977)	0,542	(0,282 , 0,801)
Tipo 5.1	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,003	(-0,024 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 5.2	0,000	0,003	(-0,031 , 0,036)≈(0 , 0,036)	0,002	(-0,020 , 0,023)≈(0 , 0,023)
Tipo 5.3	0,250	0,266	(-0,033 , 0,565)≈(0 , 0,565)	0,260	(0,071 , 0,449)
Tipo 5.4	0,250	0,292	(-0,073 , 0,656)≈(0 , 0,656)	0,277	(0,046 , 0,507)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,374	0,805	-	0,646	-
Error tipo 1	0,438	1,000	-	0,793	-
Tipo 1.2	0,375	0,000	-	0,138	-
Tipo 1.3	0,063	0,500	-	0,339	-
Tipo 1.4	0,000	0,500	-	0,316	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,462	0,711	-	0,619	-
Tipo 2.1	0,077	0,000	-	0,028	-
Tipo 2.3	0,385	0,238	-	0,292	-
Tipo 2.4	0,000	0,473	-	0,299	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,159	0,815	-	0,574	-
Tipo 3.1	0,017	0,044	-	0,034	-
Tipo 3.2	0,133	0,403	-	0,304	-
Tipo 3.4	0,009	0,368	-	0,236	-
Tipo 3.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 4	0,833	0,792	-	0,807	-
Tipo 4.1	0,000	0,083	-	0,052	-
Tipo 4.2	0,000	0,542	-	0,343	-
Tipo 4.3	0,766	0,167	-	0,387	-
Tipo 4.5	0,067	0,000	-	0,025	-
Error tipo 5	0,500	1,000	-	0,816	-
Tipo 5.1	0,000	0,045	-	0,028	-
Tipo 5.2	0,000	0,136	-	0,086	-
Tipo 5.3	0,250	0,546	-	0,437	-
Tipo 5.4	0,250	0,273	-	0,265	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.649$)	0,374	0,473	(0,385 , 0,560)	0,446	(0,382 , 0,510)
Error tipo 1	0,438	0,949	(0,807 , 1,092)≈(0,807 , 1)	0,810	(0,707 , 0,914)
Tipo 1.2	0,375	0,797	(0,492 , 1,103)≈(0,492 , 1)	0,682	(0,460 , 0,905)
Tipo 1.3	0,063	0,145	(-0,104 , 0,394)≈(0 , 0,394)	0,123	(-0,059 , 0,304)≈(0 , 0,304)
Tipo 1.4	0,000	0,007	(-0,071 , 0,084)≈(0 , 0,084)	0,005	(-0,052 , 0,061)≈(0 , 0,061)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,462	0,491	(0,252 , 0,731)	0,483	(0,309 , 0,658)
Tipo 2.1	0,077	0,035	(-0,037 , 0,108)≈(0 , 0,108)	0,046	(-0,006 , 0,100)≈(0 , 0,100)
Tipo 2.3	0,385	0,440	(0,216 , 0,663)	0,425	(0,262 , 0,588)
Tipo 2.4	0,000	0,010	(-0,021 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,007	(-0,015 , 0,030)≈(0 , 0,030)
Tipo 2.5	0,000	0,006	(-0,025 , 0,038)≈(0 , 0,038)	0,004	(-0,018 , 0,028)≈(0 , 0,028)
Error tipo 3	0,159	0,279	(0,096 , 0,463)	0,246	(0,113 , 0,380)
Tipo 3.1	0,017	0,007	(-0,016 , 0,029)≈(0 , 0,029)	0,010	(-0,007 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 3.2	0,133	0,150	(0,019 , 0,280)	0,145	(0,050 , 0,240)
Tipo 3.4	0,009	0,085	(-0,039 , 0,210)≈(0 , 0,210)	0,064	(-0,026 , 0,155)≈(0 , 0,155)
Tipo 3.5	0,000	0,037	(-0,031 , 0,105)≈(0 , 0,105)	0,027	(-0,023 , 0,076)≈(0 , 0,076)
Error tipo 4	0,833	0,787	(0,439 , 1,135)≈(0,439 , 1)	0,799	(0,546 , 1,053)≈(0,546 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,013	(-0,052 , 0,078)≈(0 , 0,078)	0,009	(-0,038 , 0,057)≈(0 , 0,057)
Tipo 4.2	0,000	0,014	(-0,035 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,010	(-0,025 , 0,046)≈(0 , 0,046)
Tipo 4.3	0,766	0,611	(0,221 , 1,002)≈(0,221 , 1)	0,653	(0,369 , 0,938)
Tipo 4.5	0,067	0,149	(-0,066 , 0,364)≈(0 , 0,364)	0,127	(-0,030 , 0,283)≈(0 , 0,283)
Error tipo 5	0,500	0,566	(0,155 , 0,977)	0,548	(0,249 , 0,848)
Tipo 5.1	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,004	(-0,028 , 0,036)≈(0 , 0,036)
Tipo 5.2	0,000	0,003	(-0,031 , 0,036)≈(0 , 0,036)	0,002	(-0,023 , 0,026)≈(0 , 0,026)
Tipo 5.3	0,250	0,266	(-0,033 , 0,565)≈(0 , 0,565)	0,262	(0,044 , 0,479)
Tipo 5.4	0,250	0,292	(-0,073 , 0,656)≈(0 , 0,656)	0,281	(0,015 , 0,546)

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Error cometido
Tabla 4.104 (III)

Error específico (ARDIES + modificadores)	Error aparente (err)	E0 estimado (Err_{E0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,284	0,467	(0,377 , 0,557)	0,400	(0,343 , 0,457)
Error tipo 1	0,625	0,934	(0,729 , 1,139)≈(0,729 , 1)	0,820	(0,691 , 0,950)
Tipo 1.2	0,500	0,773	(0,453 , 1,093)≈(0,453 , 1)	0,673	(0,470 , 0,689)
Tipo 1.3	0,125	0,152	(-0,170 , 0,474)≈(0 , 0,474)	0,141	(-0,061 , 0,346)≈(0 , 0,346)
Tipo 1.4	0,000	0,004	(-0,043 , 0,051)≈(0 , 0,051)	0,003	(-0,027 , 0,032)≈(0 , 0,032)
Tipo 1.5	0,000	0,005	(-0,053 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,003	(-0,033 , 0,040)≈(0 , 0,040)
Error tipo 2	0,321	0,481	(0,239 , 0,723)	0,422	(0,392 , 0,570)
Tipo 2.1	0,000	0,020	(-0,043 , 0,083)≈(0 , 0,083)	0,013	(-0,027 , 0,052)≈(0 , 0,052)
Tipo 2.3	0,308	0,445	(0,217 , 0,673)	0,395	(0,250 , 0,539)
Tipo 2.4	0,013	0,010	(-0,022 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,011	(-0,009 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 2.5	0,000	0,006	(-0,019 , 0,031)≈(0 , 0,031)	0,003	(-0,012 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Error tipo 3	0,133	0,271	(0,101 , 0,441)	0,220	(0,113 , 0,328)
Tipo 3.1	0,000	0,006	(-0,015 , 0,026)≈(0 , 0,026)	0,004	(-0,009 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Tipo 3.2	0,106	0,159	(0,015 , 0,303)	0,139	(0,048 , 0,231)
Tipo 3.4	0,000	0,073	(-0,030 , 0,176)≈(0 , 0,176)	0,046	(-0,019 , 0,109)≈(0 , 0,109)
Tipo 3.5	0,027	0,033	(-0,020 , 0,086)≈(0 , 0,086)	0,031	(-0,003 , 0,064)≈(0 , 0,064)
Error tipo 4	0,700	0,786	(0,451 , 1,121)≈(0,451 , 1)	0,754	(0,543 , 0,966)
Tipo 4.1	0,000	0,003	(-0,025 , 0,032)≈(0 , 0,032)	0,002	(-0,016 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Tipo 4.2	0,000	0,014	(-0,043 , 0,071)≈(0 , 0,071)	0,009	(-0,027 , 0,045)≈(0 , 0,045)
Tipo 4.3	0,533	0,623	(0,309 , 0,938)	0,590	(0,391 , 0,789)
Tipo 4.5	0,167	0,146	(-0,049 , 0,341)≈(0 , 0,341)	0,153	(0,030 , 0,277)
Error tipo 5	0,100	0,578	(0,111 , 1,046)≈(0,111 , 1)	0,402	(0,107 , 0,698)
Tipo 5.1	0,000	0,011	(-0,075 , 0,099)≈(0 , 0,099)	0,007	(-0,047 , 0,063)≈(0 , 0,063)
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,300	(-0,042 , 0,641)≈(0 , 0,641)	0,208	(-0,008 , 0,424)≈(0 , 0,424)
Tipo 5.4	0,050	0,267	(-0,074 , 0,608)≈(0 , 0,602)	0,187	(-0,028 , 0,403)≈(0 , 0,403)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,284	0,894	-	0,669	-
Error tipo 1	0,625	1,000	-	0,862	-
Tipo 1.2	0,500	0,111	-	0,254	-
Tipo 1.3	0,125	0,000	-	0,046	-
Tipo 1.4	0,000	0,429	-	0,271	-
Tipo 1.5	0,000	0,460	-	0,291	-
Error tipo 2	0,321	0,786	-	0,763	-
Tipo 2.1	0,000	0,050	-	0,032	-
Tipo 2.3	0,308	0,038	-	0,136	-
Tipo 2.4	0,013	0,472	-	0,302	-
Tipo 2.5	0,000	0,226	-	0,143	-
Error tipo 3	0,133	0,981	-	0,669	-
Tipo 3.1	0,000	0,009	-	0,006	-
Tipo 3.2	0,106	0,340	-	0,253	-
Tipo 3.4	0,000	0,414	-	0,262	-
Tipo 3.5	0,027	0,218	-	0,148	-
Error tipo 4	0,700	0,727	-	0,717	-
Tipo 4.1	0,000	0,028	-	0,018	-
Tipo 4.2	0,000	0,386	-	0,244	-
Tipo 4.3	0,533	0,028	-	0,214	-
Tipo 4.5	0,167	0,285	-	0,241	-
Error tipo 5	0,100	0,908	-	0,610	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,602	-	0,380	-
Tipo 5.3	0,050	0,170	-	0,126	-
Tipo 5.4	0,050	0,136	-	0,104	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.658$)	0,284	0,467	(0,377 , 0,557)	0,425	(0,356 , 0,494)
Error tipo 1	0,625	0,934	(0,729 , 1,139)≈(0,729 , 1)	0,863	(0,705 , 1,021)≈(0,705 , 1)
Tipo 1.2	0,500	0,773	(0,453 , 1,093)≈(0,453 , 1)	0,710	(0,464 , 0,957)
Tipo 1.3	0,125	0,152	(-0,170 , 0,474)≈(0 , 0,474)	0,146	(-0,102 , 0,394)≈(0 , 0,394)
Tipo 1.4	0,000	0,004	(-0,043 , 0,051)≈(0 , 0,051)	0,003	(-0,033 , 0,039)≈(0 , 0,039)
Tipo 1.5	0,000	0,005	(-0,053 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,004	(-0,041 , 0,049)≈(0 , 0,049)
Error tipo 2	0,321	0,481	(0,239 , 0,723)	0,444	(0,258 , 0,631)
Tipo 2.1	0,000	0,020	(-0,043 , 0,083)≈(0 , 0,083)	0,015	(-0,033 , 0,064)≈(0 , 0,064)
Tipo 2.3	0,308	0,445	(0,217 , 0,673)	0,414	(0,238 , 0,589)
Tipo 2.4	0,013	0,010	(-0,022 , 0,041)≈(0 , 0,041)	0,011	(-0,014 , 0,035)≈(0 , 0,035)
Tipo 2.5	0,000	0,006	(-0,019 , 0,031)≈(0 , 0,031)	0,005	(-0,015 , 0,024)≈(0 , 0,024)
Error tipo 3	0,133	0,271	(0,101 , 0,441)	0,239	(0,108 , 0,370)
Tipo 3.1	0,000	0,006	(-0,015 , 0,026)≈(0 , 0,026)	0,005	(-0,012 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Tipo 3.2	0,106	0,159	(0,015 , 0,303)	0,147	(0,036 , 0,258)
Tipo 3.4	0,000	0,073	(-0,030 , 0,176)≈(0 , 0,176)	0,056	(-0,023 , 0,136)≈(0 , 0,136)
Tipo 3.5	0,027	0,033	(-0,020 , 0,086)≈(0 , 0,086)	0,032	(-0,009 , 0,072)≈(0 , 0,072)
Error tipo 4	0,700	0,786	(0,451 , 1,121)≈(0,451 , 1)	0,766	(0,508 , 1,025)≈(0,508 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,003	(-0,025 , 0,032)≈(0 , 0,032)	0,002	(-0,019 , 0,025)≈(0 , 0,025)
Tipo 4.2	0,000	0,014	(-0,043 , 0,071)≈(0 , 0,071)	0,011	(-0,033 , 0,055)≈(0 , 0,055)
Tipo 4.3	0,533	0,623	(0,309 , 0,938)	0,602	(0,360 , 0,845)
Tipo 4.5	0,167	0,146	(-0,049 , 0,341)≈(0 , 0,341)	0,151	(0,001 , 0,301)
Error tipo 5	0,100	0,578	(0,111 , 1,046)≈(0,111 , 1)	0,468	(0,108 , 0,829)
Tipo 5.1	0,000	0,011	(-0,075 , 0,099)≈(0 , 0,099)	0,008	(-0,058 , 0,076)≈(0 , 0,076)
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,050	0,300	(-0,042 , 0,641)≈(0 , 0,641)	0,243	(-0,021 , 0,506)≈(0 , 0,506)
Tipo 5.4	0,050	0,267	(-0,074 , 0,608)≈(0 , 0,602)	0,217	(-0,046 , 0,480)≈(0 , 0,480)

Fuente: Elaboración propia

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Error cometido

Tabla 4.104 (y IV)

De acuerdo con la Tabla 4.104, las técnicas de modelado borroso aplicadas a la extracción de reglas lógicas permiten destacar las siguientes conclusiones:

✓ La aplicación del algoritmo ARDIES respecto al modelo inicial mejora sustancialmente los resultados obtenidos, al reducir la tasa media de error desde el 44,5% hasta el 40,8% (variante 0.632). Este resultado puede considerarse muy adecuado si se tiene en cuenta que únicamente se han generado cinco reglas borrosos para caracterizar a la totalidad de la muestra. No obstante, se observa una tendencia de este algoritmo a disminuir el error relacionado con las clases más numerosas (error tipo 2 y tipo 3), incrementando el vinculado con las clases más reducidas (error tipo 1, tipo 4 y tipo 5).

✓ Si se considera la variante 0.632+, la mejora conseguida mediante ARDIES resulta menos significativa, ya que se pasa de una tasa de error del 45,1% al 42,9%. De nuevo se observa un incremento en el error vinculado con las clases menos numerosas, y un decremento del vinculado con las categorías con mayor número de individuos.

✓ Por lo que respecta a la aplicación de modificadores lingüísticos, se observa un comportamiento similar al del algoritmo ARDIES, pero menos acusado. De esta forma, el error total disminuye hasta el 43,7-44,6%, debido a la mejora del desempeño en las clases más numerosas (51,0% frente al 48,3% para el error tipo 2; 34,2% frente al 24,6% para el tipo 3).

✓ La combinación del algoritmo ARDIES con los modificadores lingüísticos (modelo mixto) genera el mejor de los resultados observados, con una tasa media de error del 40% (variante 0.632) o del 42,5% (variante 0.632+). De nuevo la mejora se debe a una mayor precisión en las clases 2 y 3, a costa de conseguir unos resultados ligeramente inferiores para las categorías 1, 4 y 5. Esta variante sólo precisa de 5 reglas para conseguir unos resultados muy aceptables, teniendo en cuenta la dificultad del problema sujeto a análisis.

✓ La alternativa 0.632' muestra un comportamiento muy diferente al resto de variantes, empeorando claramente con la aplicación de modificadores lingüísticos, refinamiento mediante ARDIES y/o el modelo mixto. De esta forma, puede concluirse que la modificación 0.632' no resulta eficaz para la caracterización multiclase de los ratings.

✓ La comparación de los resultados obtenidos mediante reglas borrosas (modelo mixto) respecto a los conseguidos previamente (MDA, logit, redes neuronales, árboles de decisión), permite observar que las reglas generadas mejoran el desempeño de todas las técnicas anteriores, a excepción de la *combinación de redes parciales mediante SCG*, de los *árboles oblicuos generados mediante CART* y del *bosque de decisión TreeNet* (variantes 0.632 y 0.632+).

De esta forma, puede concluirse que la generación de reglas mediante el modelo propuesto por BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998) y refinado mediante ARDIES y modificadores lingüísticos, genera unos resultados robustos y eficaces para la caracterización crediticia de las aseguradoras europeas analizadas.

Si se análisis se centra en el conjunto de reglas generadas por las distintas alternativas (modelo total), se observan una serie de aspectos de gran interés:

- El signo de las variables es correcto desde el punto de vista de la teoría económica, de forma que los ratios RENT8, DIM2, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10 y 3-RENT19 presentan valores medios superiores para las calificaciones más seguras respecto a las entidades menos solventes, mientras que el indicador 2-LIQ1 se comporta de forma inversa.
- Los pares de variables RENT8 y 2-RENT8, DIM2 y 2-DIM2 generan etiquetas parecidas entre sí, lo que indica la preferencia por una estabilidad temporal en la rentabilidad y el tamaño de las entidades calificadas. No obstante, el algoritmo ARDIES obtiene una serie de matices muy interesantes, de forma que para los ratings más altos ("AA", "A") los valores entre ejercicios son similares, mientras que para los ratings más bajos ("BB" y "B") se observa un deterioro progresivo en el valor medio a lo largo del tiempo. Esta característica resulta particularmente significativa, dado que la inclusión en el modelo de pares de ratios muy correlacionados se justifica empíricamente de cara a la caracterización de las clases menos solventes (en especial, del rating "B").
- Con carácter general, las etiquetas asociadas con los ratings menos solventes presentan un mayor intervalo de variación que las etiquetas asociadas con las calificaciones más fuertes, lo que dificulta su caracterización.
- Los indicadores 2-LIQ1, DIM2, 2-DIM2 y 3-RENT19 presentan etiquetas similares para los ratings "AA" y "AA", por un lado, y para los ratings "BBB", "BB" y "B", por otro (especialmente respecto al algoritmo ARTIES); de esta forma, la asignación de una entidad a un macro-grupo u otro mediante estas variables no resultaría excesivamente compleja, utilizando el resto de ratios para refinar la calificación final de pertenencia dentro de cada macro-grupo.
- El modelo ARDIES reduce el intervalo de variación de las etiquetas borrosas, consiguiendo una mayor precisión en la clasificación y facilitando la interpretación de las reglas obtenidas.

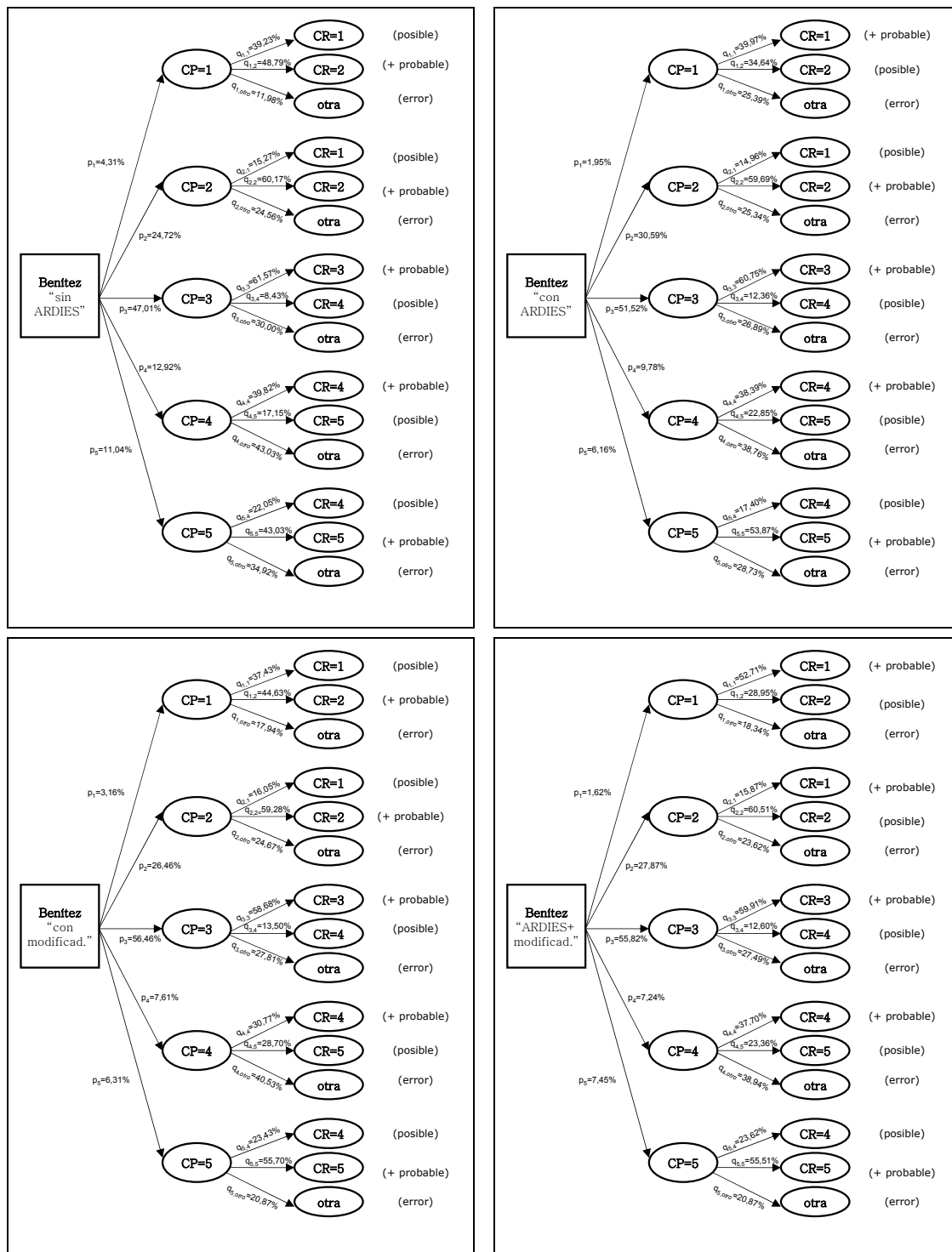
4.4.4.3.1.2. Análisis conjunto de los modelos y redes bayesianas

El análisis realizado permite observar que las tasas de error se concentran en las categorías menos numerosas y, en particular, en las calificaciones "AA" (tipo 1), "A" (tipo 4) y, en menor medida, "B" (tipo 5).

Por su parte, dentro de cada clase se observan subcategorías especialmente problemáticas; así, el error "tipo 1" responde principalmente al subtipo "1.2"; el error "tipo 2" está vinculado en su mayoría al "tipo 2.3"; el error "tipo 3" está vinculado a la subcategoría "3.2"; el "tipo 4" responde en su mayoría al subtipo "4.3"; y el error "tipo 5" se relaciona básicamente con las subcategorías "5.3" y "5.4".

Este comportamiento, que se apreciaba también en los modelos basados en árboles de decisión, lleva a plantear de nuevo la construcción de redes bayesianas que, mediante la identificación de las categorías "*más probable*" y "*posible*", permitan mejorar la capacidad caracterizadora del modelo, especialmente respecto a las categorías menos numerosas.

Así, a partir de los resultados derivados de cada sistema borroso se han obtenido los modelos de redes bayesianas recogidos en la Figura 4.58.



Fuente: Elaboración propia.

Notas: CP= categoría pronosticada; CR=categoría real.

Sistema borroso de Benítez Sánchez: Redes bayesianas
Figura 4.58

Por su parte, la Tabla 4.105 indica las reducciones obtenidas en las tasas de error para cada una de las variantes analizadas (variante 0.632+).

	Sin ARDIES	Con ARDIES	Con modificadores lingüísticos	Con ARDIES + modificadores
Sistema experto	45,1%	42,9%	44,6%	42,5%
Red bayesiana	29,6%	27,2%	26,6%	26,3%
Variación proporcional	-34,4%	-36,6%	-40,4%	-38,1%

Fuente: Elaboración propia.

Nota: La variación proporcional responde a la fórmula: $(\text{Error}_{\text{red}} - \text{Error}_{\text{sis.experto}}) / \text{Error}_{\text{sis.experto}}$

Evolución del error total: Sistemas borrosos vs. redes bayesianas

Tabla 4.105

La mayor reducción en el error real corresponde a uno de los modelos menos eficientes (variante con modificadores lingüísticos); no obstante, la alternativa mixta también ha conseguido una mejora significativa de sus resultados (reducción del 38,1% de la tasa de error, hasta alcanzar el 26,3%), tal como se recoge a continuación:

$$p(\text{error}) = p(\text{otra}) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,\text{otra}} = 1,62\% \times 18,34\% + 27,87\% \times 23,62\% + 55,82\% \times 27,49\% + 7,24\% \times 38,94\% + 7,45\% \times 20,87\% \approx 26,3\%$$

Así, la red bayesiana asociada con el sistema experto borroso (ajustado mediante ARDIES y modificadores lingüísticos) ha permitido reducir significativamente el error final del modelo, que se sitúa en el 26,3% de acuerdo con la alternativa 0.632+. Por otro lado, los errores parciales tipo 1, 4 y 5 han sufrido también descensos significativos, al accederse a estas subclases a partir de múltiples categorías predichas.

Como conclusión, el modelo bayesiano se percibe como una alternativa válida para la caracterización del rating de aseguradoras mediante sistemas inductivos difusos.

4.4.4.3.2. Sistemas inductivos de modelado lingüístico

Una vez analizados los resultados obtenidos con el sistema inductivo de modelado borroso propuesto por BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998), a continuación se resumen las conclusiones obtenidas mediante la aplicación de tres modelos lingüísticos ampliamente utilizados por la literatura en la materia:

- ✓ Algoritmo de Wang-Mendel o WM (WANG y MENDEL, 1992).
- ✓ Algoritmo de Cerdón y Herrera (CORDÓN y HERRERA, 1996; 2002).
- ✓ Metodología cooperativa COR (CASILLAS *et al.*, 2001).

4.4.4.3.2.1. Algoritmo de Wang&Mendel

Si bien el conjunto previo de reglas permite obtener una buena aproximación al dominio analizado, los distintos subconjuntos borrosos resultan difícilmente traducibles al lenguaje natural.

Para superar esta limitación, existen otras técnicas que generan reglas difusas de tipo lingüístico, donde cada etiqueta corresponde a una expresión fácilmente interpretable por el usuario.

En este ámbito, destaca el algoritmo de WANG y MENDEL (1992) para la obtención de reglas difusas de tipo MISO:

$$\text{Si } X_1 \text{ es } A_1 \text{ y } \dots \text{ y } X_n \text{ es } A_n \text{ entonces } Y \text{ es } B,$$

siendo X_i e Y variables lingüísticas de entrada y salida, respectivamente, y A y B etiquetas difusas con un significado lingüístico claramente interpretable

Este algoritmo genera un conjunto inicial de reglas, que luego es refinado para seleccionar únicamente las sentencias más representativas del problema analizado.

La aplicación del algoritmo exige definir una serie de parámetros básicos, que en el caso del análisis del rating de aseguradoras se establecen como sigue:

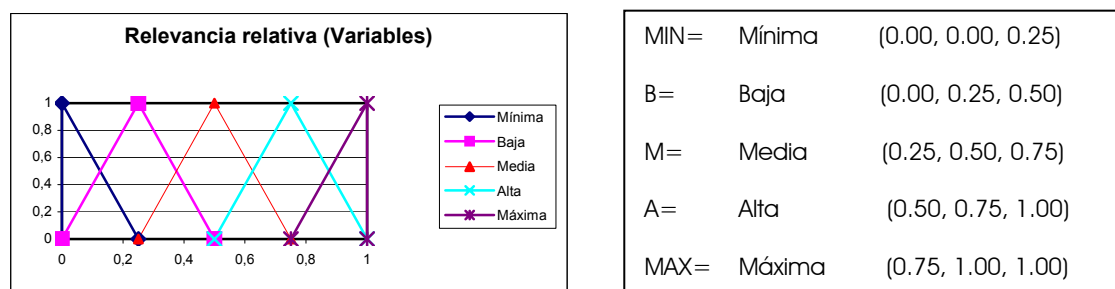
✓ *Definición de cada una de las siete variables de entrada* de acuerdo con el conjunto de cinco términos lingüísticos recogido en la Figura 4.59. El hecho de seleccionar únicamente cinco etiquetas se debe a la necesidad de conseguir un número reducido de sentencias finales, que se incrementa exponencialmente según la granularidad de las variables lingüísticas utilizadas.

✓ *Consideración del ejemplo mejor cubierto* para la definición de la clase de pertenencia de reglas conflictivas, siguiendo así la recomendación establecida por el método original.

✓ *Grado de cobertura mínimo*: se aplican las alternativas $\alpha=0$, $\alpha=0,1$ y $\alpha=0,2$.

✓ *Aplicación del operador medio generalizado* para los casos no cubiertos ($\lambda=1$).

✓ *Determinación de la clase de pertenencia de cada ejemplo* a través de los operadores “producto” (conjunción), “suma probabilística” (disyunción) y mínimo (“implicación”), que han demostrado un óptimo comportamiento para el análisis de problemas clasificatorios.



Fuente: Elaboración propia.

Etiquetas lingüísticas asociadas a las variables exógenas
Figura 4.59

RENT8	Min	B	M	A	Max
No menor que	-4,947	-4,947	-2,260	0,427	3,114
Más posible	-4,947	-2,260	0,427	3,114	5,801
No mayor que	-2,260	0,427	3,114	5,801	5,801
DIM2	Min	B	M	A	Max
No menor que	0,620	0,620	0,746	0,873	1,000
Más posible	0,620	0,746	0,873	1,000	1,127
No mayor que	0,746	0,873	1,000	1,127	1,127
2-LIQ1	Min	B	M	A	Max
No menor que	0,001	0,001	0,845	1,689	2,533
Más posible	0,001	0,845	1,689	2,533	3,377
No mayor que	0,845	1,689	2,533	3,377	3,377
2-RENT8	Min	B	M	A	Max
No menor que	-4,312	-4,312	-1,220	1,872	4,964
Más posible	-4,132	-1,220	1,872	4,964	8,056
No mayor que	-1,220	1,872	4,964	8,056	8,056
2-DIM2	Min	B	M	A	Max
No menor que	0,623	0,623	0,749	0,876	1,003
Más posible	0,623	0,749	0,876	1,003	1,130
No mayor que	0,749	0,876	1,003	1,130	1,130
3-RENT10	Min	B	M	A	Max
No menor que	-1,529	-1,329	-0,957	-0,386	0,186
Más posible	-1,529	-0,957	-0,386	0,186	0,760
No mayor que	-0,957	-0,386	0,186	0,760	0,760
3-RENT19	Min	B	M	A	Max
No menor que	-0,440	-0,440	-0,267	-0,094	0,079
Más posible	-0,440	-0,267	-0,094	0,079	0,252
No mayor que	-0,267	-0,094	0,079	0,252	0,252

Fuente: elaboración propia

Etiquetas lingüísticas reales asociadas a las variables exógenas

Tabla 4.106

Las etiquetas lingüísticas asociadas a las variables DIM2 y 2-DIM2 son muy similares, esto es, el intervalo de variación de la dimensión de las empresas analizadas apenas se ha modificado entre ejercicios; esta situación se produce también, aunque de forma mucho menos acusada, con el par de indicadores RENT8 y 2-RENT8 (particularmente respecto al extremo inferior).

La aplicación del algoritmo W&M permite obtener los resultados resumidos en las Tablas 4.107 y 4.108.

	$\alpha=0$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$
Nº total de reglas:	74	48	23
Nº reglas "AA"	5	5	1
Nº reglas "A"	13	8	5
Nº reglas "BBB"	30	15	8
Nº reglas "BB"	10	8	4
Nº reglas "B"	16	12	5

Fuente: Elaboración propia

Alternativas de construcción para el algoritmo Wang&Mendel

Tabla 4.107

	RENT8	DIM2	2-LIQ1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19	($\alpha=0$)	Clase
SI	Baja	Máxima	Minima	Baja	Máxima	Alta	Media	ENTONCES	AA
SI	Media	Alta	Minima	Media	Alta	Alta	Alta	ENTONCES	AA
SI	Media	Alta	Minima	Media	Alta	Máxima	Máxima	ENTONCES	AA
SI	Media	Alta	Baja	Baja	Alta	Alta	Alta	ENTONCES	AA
SI	Media	Máxima	Baja	Baja	Máxima	Alta	Media	ENTONCES	AA
SI	Baja	Alta	Minima	Baja	Máxima	Alta	Media	ENTONCES	A
SI	Baja	Alta	Baja	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	A
SI	Baja	Máxima	Baja	Baja	Máxima	Alta	Media	ENTONCES	A
SI	Media	Media	Minima	Baja	Media	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Media	Minima	Media	Media	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Media	Minima	Media	Media	Alta	Máxima	ENTONCES	A
SI	Media	Media	Baja	Media	Media	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Alta	Minima	Baja	Media	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Alta	Minima	Baja	Alta	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Alta	Minima	Baja	Alta	Máxima	Media	ENTONCES	A
SI	Media	Máxima	Minima	Baja	Máxima	Alta	Media	ENTONCES	A
SI	Media	Máxima	Minima	Baja	Máxima	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Máxima	Baja	Media	Máxima	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Baja	Baja	Minima	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Media	Minima	Baja	Media	Alta	Baja	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Media	Minima	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Media	Baja	Baja	Media	Alta	Baja	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Alta	Minima	Baja	Alta	Media	Media	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Alta	Minima	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Alta	Baja	Baja	Alta	Media	Media	ENTONCES	BBB
SI	Baja	Máxima	Minima	Minima	Máxima	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Minima	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Minima	Baja	Media	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Minima	Media	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Minima	Media	Baja	Alta	Máxima	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Minima	Media	Baja	Máxima	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Baja	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Baja	Media	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Media	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Media	Media	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Minima	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Minima	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Baja	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Alta	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Máxima	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Alta	Minima	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Alta	Baja	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Alta	Alta	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Máxima	Minima	Baja	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Media	Máxima	Minima	Baja	Alta	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Alta	Baja	Minima	Alta	Baja	Alta	Máxima	ENTONCES	BBB
SI	Alta	Media	Baja	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BBB
SI	Alta	Media	Baja	Máxima	Media	Alta	Máxima	ENTONCES	BBB
SI	Minima	Media	Media	Minima	Media	Minima	Minima	ENTONCES	BB
SI	Minima	Alta	Media	Minima	Alta	Alta	Baja	ENTONCES	BB
SI	Baja	Media	Minima	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Media	Baja	Baja	Media	Media	Baja	ENTONCES	BB
SI	Baja	Media	Baja	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Media	Máxima	Baja	Media	Media	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Media	Máxima	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Alta	Media	Baja	Alta	Media	Baja	ENTONCES	BB
SI	Media	Baja	Baja	Baja	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BB
SI	Media	Alta	Minima	Minima	Alta	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Minima	Baja	Minima	Minima	Baja	Media	Minima	ENTONCES	B
SI	Baja	Minima	Minima	Baja	Minima	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Baja	Baja	Baja	Baja	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Baja	Baja	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Minima	Baja	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Baja	Minima	Media	Minima	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Baja	Minima	Media	Media	Minima	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Baja	Baja	Media	Media	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Minima	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Baja	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Baja	Media	Media	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Baja	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Alta	Media	Baja	Alta	Alta	Baja	ENTONCES	B
SI	Media	Media	Media	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Máxima	Baja	Minima	Máxima	Baja	Alta	Máxima	ENTONCES	B

Fuente: Elaboración propia

Nota: En cursiva se incluyen las reglas seleccionadas mediante el parámetro $\alpha=0,1$.

En cursiva y negrita se incluyen las reglas seleccionadas mediante el parámetro $\alpha=0,2$.

Reglas generadas por el algoritmo Wang&Mendel
Tabla 4.108

Como puede observarse, la aplicación del algoritmo de Wang & Mendel genera un número de reglas explicativas muy superior al algoritmo de BENÍTEZ (1998), con un total de 74 ($\alpha=0$), 48 sentencias ($\alpha=0,1$) y 23 reglas ($\alpha=0,2$) frente a las cinco inicialmente consideradas.

El mayor número de reglas de decisión aparece relacionado con la clase “BBB” (la más numerosa de las analizadas), seguida de la clase “B” (con menor número de individuos pero que parece incluir posiciones económico-financieras muy diferentes).

Por lo que respecta a la matriz de clasificación obtenida respecto a cada alfa-corte, la Tabla 4.109 recoge los principales resultados, así como los efectos de aplicar el ajuste “predicho ± 1 categoría”. Asimismo, la Tabla 4.110 incluye los resultados obtenidos para cada alternativa, considerando las variantes 0.632 y 0.632+.

Rating real	$\alpha=0$						$\alpha=0$ (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	6	6	0	0	16	10	-	6	0	0	16
A	3	34	41	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	9	99	4	1	113	0	-	112	-	1	113
BB	0	1	16	11	2	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	3	0	17	20	0	0	3	-	17	20
Total	7	50	165	15	20	257	7	50	165	15	20	257
Rating predicho												
Rating real	$\alpha=0,1$						$\alpha=0,1$ (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	A	A	BBB	BB	B	Total
AA	5	4	7	0	0	16	9	-	7	0	0	16
A	10	30	38	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	1	10	88	10	4	113	1	-	108	-	4	113
BB	0	1	14	13	2	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	4	0	16	20	0	0	4	-	16	20
Total	16	45	151	23	22	257	16	45	151	23	22	257
Rating predicho												
Rating real	$\alpha=0,2$						$\alpha=0,2$ (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	3	5	8	0	0	16	8	-	8	0	0	16
A	4	36	38	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	18	79	10	6	113	0	-	107	-	6	113
BB	0	1	16	11	2	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	6	4	10	20	0	0	6	-	14	20
Total	7	60	141	25	24	257	7	60	141	25	24	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Algoritmo Wang & Mendel
Tabla 4.109

Error específico ($\alpha=0$)	Error aparente (err)	E0 estimado (E_{err_0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,358	0,499	(0,393 , 0,605)	0,447	(0,380 , 0,514)
Error tipo 1	0,750	0,873	(0,550 , 1,196)≈(0,550 , 1)	0,828	(0,624 , 1,032)≈(0,624 , 1)
Tipo 1.2	0,375	0,690	(0,207 , 1,172)≈(0,207 , 1)	0,574	(0,269 , 0,874)
Tipo 1.3	0,375	0,183	(-0,178 , 0,544)≈(0 , 0,544)	0,254	(0,026 , 0,482)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,564	0,463	(0,129 , 0,797)	0,500	(0,289 , 0,711)
Tipo 2.1	0,038	0,076	(-0,076 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,062	(-0,034 , 0,158)≈(0 , 0,158)
Tipo 2.3	0,526	0,367	(0,071 , 0,663)	0,426	(0,238 , 0,613)
Tipo 2.4	0,000	0,017	(-0,031 , 0,066)≈(0 , 0,066)	0,011	(-0,020 , 0,042)≈(0 , 0,042)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,015 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,001	(-0,009 , 0,013)≈(0 , 0,013)
Error tipo 3	0,124	0,371	(0,080 , 0,662)	0,280	(0,096 , 0,464)
Tipo 3.1	0,000	0,018	(-0,026 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,011	(-0,016 , 0,040)≈(0 , 0,040)
Tipo 3.2	0,080	0,233	(0,009 , 0,460)	0,177	(0,035 , 0,320)
Tipo 3.4	0,035	0,094	(-0,036 , 0,225)≈(0 , 0,225)	0,072	(-0,010 , 0,155)≈(0 , 0,155)
Tipo 3.5	0,009	0,024	(-0,023 , 0,072)≈(0 , 0,072)	0,018	(-0,011 , 0,049)≈(0 , 0,049)
Error tipo 4	0,633	0,760	(0,477 , 1,043)≈(0,477 , 1)	0,713	(0,534 , 0,892)
Tipo 4.1	0,000	0,003	(-0,022 , 0,028)≈(0 , 0,028)	0,002	(-0,014 , 0,018)≈(0 , 0,018)
Tipo 4.2	0,033	0,080	(-0,104 , 0,264)≈(0 , 0,264)	0,063	(-0,054 , 0,179)≈(0 , 0,179)
Tipo 4.3	0,533	0,568	(0,212 , 0,924)	0,555	(0,330 , 0,780)
Tipo 4.5	0,067	0,109	(-0,040 , 0,258)≈(0 , 0,258)	0,094	(-0,001 , 0,188)≈(0 , 0,188)
Error tipo 5	0,150	0,606	(0,293 , 0,920)	0,438	(0,240 , 0,637)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,035	(-0,115 , 0,185)≈(0 , 0,185)	0,022	(-0,073 , 0,117)≈(0 , 0,117)
Tipo 5.3	0,150	0,282	(-0,045 , 0,609)≈(0 , 0,609)	0,233	(0,027 , 0,440)
Tipo 5.4	0,000	0,289	(-0,076 , 0,655)≈(0 , 0,655)	0,183	(-0,048 , 0,414)≈(0 , 0,414)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,358	0,537	-	0,471	-
Error tipo 1	0,750	0,857	-	0,818	-
Tipo 1.2	0,375	0,786	-	0,635	-
Tipo 1.3	0,375	0,071	-	0,183	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,564	0,390	-	0,454	-
Tipo 2.1	0,038	0,109	-	0,083	-
Tipo 2.3	0,526	0,267	-	0,362	-
Tipo 2.4	0,000	0,014	-	0,009	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,124	0,499	-	0,361	-
Tipo 3.1	0,000	0,027	-	0,017	-
Tipo 3.2	0,080	0,323	-	0,234	-
Tipo 3.4	0,035	0,140	-	0,101	-
Tipo 3.5	0,009	0,009	-	0,009	-
Error tipo 4	0,633	0,721	-	0,689	-
Tipo 4.1	0,000	0,029	-	0,018	-
Tipo 4.2	0,033	0,101	-	0,076	-
Tipo 4.3	0,533	0,496	-	0,510	-
Tipo 4.5	0,067	0,095	-	0,085	-
Error tipo 5	0,150	0,536	-	0,394	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,150	0,143	-	0,146	-
Tipo 5.4	0,000	0,393	-	0,248	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.644$)	0,358	0,499	(0,393 , 0,605)	0,467	(0,385 , 0,549)
Error tipo 1	0,750	0,873	(0,550 , 1,196)≈(0,550 , 1)	0,845	(0,596 , 1,094)≈(0,596 , 1)
Tipo 1.2	0,375	0,690	(0,207 , 1,172)≈(0,207 , 1)	0,618	(0,245 , 0,990)
Tipo 1.3	0,375	0,183	(-0,178 , 0,544)≈(0 , 0,544)	0,227	(-0,052 , 0,505)≈(0 , 0,505)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,564	0,463	(0,129 , 0,797)	0,486	(0,228 , 0,744)
Tipo 2.1	0,038	0,076	(-0,076 , 0,228)≈(0 , 0,228)	0,067	(-0,050 , 0,185)≈(0 , 0,185)
Tipo 2.3	0,526	0,367	(0,071 , 0,663)	0,403	(0,175 , 0,632)
Tipo 2.4	0,000	0,017	(-0,031 , 0,066)≈(0 , 0,066)	0,013	(-0,024 , 0,051)≈(0 , 0,051)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,015 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,002	(-0,012 , 0,015)≈(0 , 0,015)
Error tipo 3	0,124	0,371	(0,080 , 0,662)	0,315	(0,090 , 0,539)
Tipo 3.1	0,000	0,018	(-0,026 , 0,063)≈(0 , 0,063)	0,014	(-0,020 , 0,049)≈(0 , 0,049)
Tipo 3.2	0,080	0,233	(0,009 , 0,460)	0,198	(0,025 , 0,373)
Tipo 3.4	0,035	0,094	(-0,036 , 0,225)≈(0 , 0,225)	0,081	(-0,020 , 0,182)≈(0 , 0,182)
Tipo 3.5	0,009	0,024	(-0,023 , 0,072)≈(0 , 0,072)	0,021	(-0,016 , 0,058)≈(0 , 0,058)
Error tipo 4	0,633	0,760	(0,477 , 1,043)≈(0,477 , 1)	0,731	(0,513 , 0,950)
Tipo 4.1	0,000	0,003	(-0,022 , 0,028)≈(0 , 0,028)	0,002	(-0,017 , 0,022)≈(0 , 0,022)
Tipo 4.2	0,033	0,080	(-0,104 , 0,264)≈(0 , 0,264)	0,069	(-0,073 , 0,211)≈(0 , 0,211)
Tipo 4.3	0,533	0,568	(0,212 , 0,924)	0,560	(0,285 , 0,835)
Tipo 4.5	0,067	0,109	(-0,040 , 0,258)≈(0 , 0,258)	0,099	(-0,016 , 0,214)≈(0 , 0,214)
Error tipo 5	0,150	0,606	(0,293 , 0,920)	0,502	(0,260 , 0,744)
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,035	(-0,115 , 0,185)≈(0 , 0,185)	0,027	(-0,089 , 0,143)≈(0 , 0,143)
Tipo 5.3	0,150	0,282	(-0,045 , 0,609)≈(0 , 0,609)	0,252	(-0,001 , 0,504)≈(0 , 0,504)
Tipo 5.4	0,000	0,289	(-0,076 , 0,655)≈(0 , 0,655)	0,223	(-0,059 , 0,506)≈(0 , 0,506)

Algoritmo Wang & Mendel: Error cometido
Tabla 4.110 (I)

Error específico ($\alpha=0,1$)	Error aparente (err)	E0 estimado ($E rr_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0,05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0,05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,409	0,526	(0,418 , 0,634)	0,483	(0,415 , 0,551)
Error tipo 1	0,688	0,851	(0,505 , 1,198)≈(0,505 , 1)	0,791	(0,572 , 1,010)≈(0,572 , 1)
Tipo 1.2	0,250	0,655	(0,133 , 1,179)≈(0,133 , 1)	0,506	(0,176 , 0,837)
Tipo 1.3	0,438	0,193	(-0,221 , 0,606)≈(0 , 0,606)	0,283	(0,022 , 0,544)≈(0 , 0,544)
Tipo 1.4	0,000	0,003	(-0,027 , 0,032)≈(0 , 0,32)	0,002	(-0,017 , 0,020)≈(0 , 0,020)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,615	0,501	(0,121 , 0,882)	0,543	(0,303 , 0,784)
Tipo 2.1	0,128	0,096	(-0,115 , 0,307)≈(0 , 0,307)	0,108	(-0,026 , 0,241)≈(0 , 0,241)
Tipo 2.3	0,487	0,378	(0,059 , 0,698)	0,418	(0,217 , 0,620)
Tipo 2.4	0,000	0,024	(-0,048 , 0,096)≈(0 , 0,096)	0,015	(-0,030 , 0,061)≈(0 , 0,061)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,013 , 0,018)≈(0 , 0,018)	0,002	(-0,008 , 0,011)≈(0 , 0,011)
Error tipo 3	0,221	0,409	(0,109 , 0,710)	0,340	(0,150 , 0,530)
Tipo 3.1	0,008	0,032	(-0,048 , 0,112)≈(0 , 0,112)	0,023	(-0,027 , 0,074)≈(0 , 0,074)
Tipo 3.2	0,089	0,233	(-0,002 , 0,469)≈(0 , 0,469)	0,180	(0,031 , 0,329)
Tipo 3.4	0,089	0,111	(-0,069 , 0,292)≈(0 , 0,292)	0,103	(-0,011 , 0,217)≈(0 , 0,217)
Tipo 3.5	0,035	0,033	(-0,025 , 0,090)≈(0 , 0,090)	0,034	(-0,003 , 0,070)≈(0 , 0,070)
Error tipo 4	0,567	0,738	(0,402 , 1,074)≈(0,402 , 1)	0,675	(0,463 , 0,887)
Tipo 4.1	0,000	0,009	(-0,036 , 0,054)≈(0 , 0,054)	0,006	(-0,023 , 0,034)≈(0 , 0,034)
Tipo 4.2	0,033	0,081	(-0,080 , 0,241)≈(0 , 0,241)	0,063	(-0,038 , 0,164)≈(0 , 0,164)
Tipo 4.3	0,467	0,544	(0,153 , 0,935)	0,516	(0,269 , 0,763)
Tipo 4.5	0,067	0,104	(-0,076 , 0,284)≈(0 , 0,284)	0,090	(-0,023 , 0,204)≈(0 , 0,204)
Error tipo 5	0,200	0,635	(0,263 , 1,006)≈(0,263 , 1)	0,475	(0,240 , 0,709)
Tipo 5.1	0,000	0,006	(-0,042 , 0,054)≈(0 , 0,054)	0,004	(-0,027 , 0,034)≈(0 , 0,034)
Tipo 5.2	0,000	0,028	(-0,095 , 0,151)≈(0 , 0,151)	0,018	(-0,060 , 0,095)≈(0 , 0,095)
Tipo 5.3	0,200	0,377	(-0,058 , 0,812)≈(0 , 0,812)	0,312	(0,037 , 0,587)
Tipo 5.4	0,000	0,221	(-0,140 , 0,588)≈(0 , 0,588)	0,140	(-0,088 , 0,372)≈(0 , 0,372)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,409	0,506	-	0,470	-
Error tipo 1	0,688	0,857	-	0,795	-
Tipo 1.2	0,250	0,786	-	0,589	-
Tipo 1.3	0,438	0,071	-	0,206	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,615	0,454	-	0,513	-
Tipo 2.1	0,128	0,122	-	0,124	-
Tipo 2.3	0,487	0,318	-	0,380	-
Tipo 2.4	0,000	0,014	-	0,009	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,221	0,432	-	0,354	-
Tipo 3.1	0,008	0,056	-	0,038	-
Tipo 3.2	0,089	0,235	-	0,181	-
Tipo 3.4	0,089	0,132	-	0,116	-
Tipo 3.5	0,035	0,009	-	0,019	-
Error tipo 4	0,567	0,691	-	0,644	-
Tipo 4.1	0,000	0,029	-	0,018	-
Tipo 4.2	0,033	0,029	-	0,030	-
Tipo 4.3	0,467	0,502	-	0,489	-
Tipo 4.5	0,067	0,130	-	0,107	-
Error tipo 5	0,200	0,478	-	0,376	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,200	0,211	-	0,207	-
Tipo 5.4	0,000	0,267	-	0,169	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0,657$)	0,409	0,526	(0,418 , 0,634)	0,498	(0,416 , 0,581)
Error tipo 1	0,688	0,851	(0,505 , 1,198)≈(0,505 , 1)	0,813	(0,548 , 1,078)≈(0,548 , 1)
Tipo 1.2	0,250	0,655	(0,133 , 1,179)≈(0,133 , 1)	0,560	(0,161 , 0,960)
Tipo 1.3	0,438	0,193	(-0,221 , 0,606)≈(0 , 0,606)	0,251	(-0,066 , 0,566)≈(0 , 0,566)
Tipo 1.4	0,000	0,003	(-0,027 , 0,032)≈(0 , 0,32)	0,002	(-0,021 , 0,024)≈(0 , 0,024)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,615	0,501	(0,121 , 0,882)	0,528	(0,237 , 0,819)
Tipo 2.1	0,128	0,096	(-0,115 , 0,307)≈(0 , 0,307)	0,104	(-0,058 , 0,265)≈(0 , 0,265)
Tipo 2.3	0,487	0,378	(0,059 , 0,698)	0,404	(0,160 , 0,648)
Tipo 2.4	0,000	0,024	(-0,048 , 0,096)≈(0 , 0,096)	0,018	(-0,037 , 0,073)≈(0 , 0,073)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,013 , 0,018)≈(0 , 0,018)	0,002	(-0,010 , 0,014)≈(0 , 0,014)
Error tipo 3	0,221	0,409	(0,109 , 0,710)	0,365	(0,135 , 0,595)
Tipo 3.1	0,008	0,032	(-0,048 , 0,112)≈(0 , 0,112)	0,026	(-0,035 , 0,088)≈(0 , 0,088)
Tipo 3.2	0,089	0,233	(-0,002 , 0,469)≈(0 , 0,469)	0,199	(0,019 , 0,380)
Tipo 3.4	0,089	0,111	(-0,069 , 0,292)≈(0 , 0,292)	0,106	(-0,032 , 0,244)≈(0 , 0,244)
Tipo 3.5	0,035	0,033	(-0,025 , 0,090)≈(0 , 0,090)	0,033	(-0,011 , 0,077)≈(0 , 0,077)
Error tipo 4	0,567	0,738	(0,402 , 1,074)≈(0,402 , 1)	0,698	(0,441 , 0,955)
Tipo 4.1	0,000	0,009	(-0,036 , 0,054)≈(0 , 0,054)	0,007	(-0,028 , 0,041)≈(0 , 0,041)
Tipo 4.2	0,033	0,081	(-0,080 , 0,241)≈(0 , 0,241)	0,070	(-0,053 , 0,192)≈(0 , 0,192)
Tipo 4.3	0,467	0,544	(0,153 , 0,935)	0,526	(0,227 , 0,825)
Tipo 4.5	0,067	0,104	(-0,076 , 0,284)≈(0 , 0,284)	0,095	(-0,042 , 0,233)≈(0 , 0,233)
Error tipo 5	0,200	0,635	(0,263 , 1,006)≈(0,263 , 1)	0,533	(0,248 , 0,816)
Tipo 5.1	0,000	0,006	(-0,042 , 0,054)≈(0 , 0,054)	0,005	(-0,032 , 0,041)≈(0 , 0,041)
Tipo 5.2	0,000	0,028	(-0,095 , 0,151)≈(0 , 0,151)	0,021	(-0,073 , 0,115)≈(0 , 0,115)
Tipo 5.3	0,200	0,377	(-0,058 , 0,812)≈(0 , 0,812)	0,335	(0,003 , 0,668)
Tipo 5.4	0,000	0,221	(-0,140 , 0,588)≈(0 , 0,588)	0,169	(-0,107 , 0,450)≈(0 , 0,450)

Algoritmo Wang & Mendel: Error cometido
Tabla 4.110 (II)

Error específico ($\alpha=0,2$)	Error aparente (err)	E0 estimado (E_{err_0})		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,459	0,561	(0,414 , 0,709)	0,523	(0,431 , 0,617)
Error tipo 1	0,813	0,844	(0,455 , 1,232)≈(0,455 , 1)	0,833	(0,587 , 1,078)≈(0,587 , 1)
Tipo 1.2	0,312	0,603	(0,040 , 1,167)≈(0,040 , 1)	0,496	(0,140 , 0,852)
Tipo 1.3	0,500	0,227	(-0,239 , 0,693)≈(0 , 0,693)	0,327	(0,033 , 0,622)≈(0 , 0,622)
Tipo 1.4	0,000	0,005	(-0,034 , 0,043)≈(0 , 0,043)	0,003	(-0,021 , 0,027)≈(0 , 0,027)
Tipo 1.5	0,000	0,009	(-0,063 , 0,080)≈(0 , 0,080)	0,006	(-0,040 , 0,051)≈(0 , 0,051)
Error tipo 2	0,538	0,519	(0,105 , 0,934)	0,526	(0,264 , 0,788)
Tipo 2.1	0,051	0,111	(-0,137 , 0,359)≈(0 , 0,359)	0,089	(-0,068 , 0,246)≈(0 , 0,246)
Tipo 2.3	0,487	0,375	(0,031 , 0,719)	0,416	(0,199 , 0,634)
Tipo 2.4	0,000	0,030	(-0,057 , 0,117)≈(0 , 0,117)	0,019	(-0,036 , 0,074)≈(0 , 0,074)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,013 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,002	(-0,008 , 0,013)≈(0 , 0,013)
Error tipo 3	0,300	0,460	(0,115 , 0,804)	0,401	(0,183 , 0,619)
Tipo 3.1	0,000	0,041	(-0,087 , 0,169)≈(0 , 0,169)	0,026	(-0,055 , 0,107)≈(0 , 0,107)
Tipo 3.2	0,159	0,254	(-0,042 , 0,551)≈(0 , 0,551)	0,219	(0,032 , 0,407)
Tipo 3.4	0,088	0,129	(-0,100 , 0,358)≈(0 , 0,358)	0,114	(-0,031 , 0,259)≈(0 , 0,259)
Tipo 3.5	0,053	0,036	(-0,024 , 0,105)≈(0 , 0,105)	0,042	(0,004 , 0,086)
Error tipo 4	0,633	0,734	(0,375 , 1,093)≈(0,375 , 1)	0,697	(0,470 , 0,924)
Tipo 4.1	0,000	0,018	(-0,060 , 0,096)≈(0 , 0,096)	0,011	(-0,038 , 0,061)≈(0 , 0,061)
Tipo 4.2	0,033	0,108	(-0,100 , 0,315)≈(0 , 0,315)	0,080	(-0,051 , 0,211)≈(0 , 0,211)
Tipo 4.3	0,533	0,506	(0,089 , 0,924)	0,516	(0,252 , 0,780)
Tipo 4.5	0,067	0,102	(-0,090 , 0,295)≈(0 , 0,295)	0,089	(-0,032 , 0,211)≈(0 , 0,211)
Error tipo 5	0,500	0,666	(0,241 , 1,090)≈(0,241 , 1)	0,605	(0,336 , 0,873)
Tipo 5.1	0,000	0,006	(-0,042 , 0,054)≈(0 , 0,054)	0,004	(-0,027 , 0,034)≈(0 , 0,034)
Tipo 5.2	0,000	0,026	(-0,084 , 0,136)≈(0 , 0,136)	0,016	(-0,053 , 0,086)≈(0 , 0,086)
Tipo 5.3	0,300	0,413	(-0,084 , 0,910)≈(0 , 0,910)	0,371	(0,057 , 0,686)
Tipo 5.4	0,200	0,221	(-0,182 , 0,625)≈(0 , 0,625)	0,213	(-0,041 , 0,469)≈(0 , 0,469)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,459	0,545	-	0,513	-
Error tipo 1	0,813	0,857	-	0,841	-
Tipo 1.2	0,312	0,786	-	0,612	-
Tipo 1.3	0,500	0,071	-	0,229	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,538	0,532	-	0,534	-
Tipo 2.1	0,051	0,156	-	0,117	-
Tipo 2.3	0,487	0,299	-	0,368	-
Tipo 2.4	0,000	0,077	-	0,049	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,300	0,481	-	0,414	-
Tipo 3.1	0,000	0,094	-	0,059	-
Tipo 3.2	0,159	0,217	-	0,195	-
Tipo 3.4	0,088	0,170	-	0,140	-
Tipo 3.5	0,053	0,000	-	0,020	-
Error tipo 4	0,633	0,580	-	0,599	-
Tipo 4.1	0,000	0,059	-	0,037	-
Tipo 4.2	0,033	0,000	-	0,012	-
Tipo 4.3	0,533	0,521	-	0,525	-
Tipo 4.5	0,067	0,000	-	0,025	-
Error tipo 5	0,500	0,600	-	0,563	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,050	-	0,031	-
Tipo 5.3	0,300	0,300	-	0,300	-
Tipo 5.4	0,200	0,250	-	0,232	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.659$)	0,459	0,561	(0,414 , 0,709)	0,538	(0,424 , 0,654)
Error tipo 1	0,813	0,844	(0,455 , 1,232)≈(0,455 , 1)	0,837	(0,534 , 1,139)≈(0,534 , 1)
Tipo 1.2	0,312	0,603	(0,040 , 1,167)≈(0,040 , 1)	0,538	(0,100 , 0,977)
Tipo 1.3	0,500	0,227	(-0,239 , 0,693)≈(0 , 0,693)	0,288	(-0,075 , 0,650)≈(0 , 0,650)
Tipo 1.4	0,000	0,005	(-0,034 , 0,043)≈(0 , 0,043)	0,004	(-0,026 , 0,033)≈(0 , 0,033)
Tipo 1.5	0,000	0,009	(-0,063 , 0,080)≈(0 , 0,080)	0,007	(-0,049 , 0,062)≈(0 , 0,062)
Error tipo 2	0,538	0,519	(0,105 , 0,934)	0,523	(0,201 , 0,846)
Tipo 2.1	0,051	0,111	(-0,137 , 0,359)≈(0 , 0,359)	0,098	(-0,095 , 0,291)≈(0 , 0,291)
Tipo 2.3	0,487	0,375	(0,031 , 0,719)	0,400	(0,132 , 0,668)
Tipo 2.4	0,000	0,030	(-0,057 , 0,117)≈(0 , 0,117)	0,023	(-0,044 , 0,091)≈(0 , 0,091)
Tipo 2.5	0,000	0,003	(-0,013 , 0,020)≈(0 , 0,020)	0,002	(-0,010 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Error tipo 3	0,300	0,460	(0,115 , 0,804)	0,424	(0,156 , 0,692)
Tipo 3.1	0,000	0,041	(-0,087 , 0,169)≈(0 , 0,169)	0,032	(-0,068 , 0,131)≈(0 , 0,131)
Tipo 3.2	0,159	0,254	(-0,042 , 0,551)≈(0 , 0,551)	0,233	(0,003 , 0,464)
Tipo 3.4	0,088	0,129	(-0,100 , 0,358)≈(0 , 0,358)	0,120	(-0,058 , 0,298)≈(0 , 0,298)
Tipo 3.5	0,053	0,036	(-0,024 , 0,105)≈(0 , 0,105)	0,040	(-0,007 , 0,093)≈(0 , 0,093)
Error tipo 4	0,633	0,734	(0,375 , 1,093)≈(0,375 , 1)	0,712	(0,432 , 0,991)
Tipo 4.1	0,000	0,018	(-0,060 , 0,096)≈(0 , 0,096)	0,014	(-0,047 , 0,075)≈(0 , 0,075)
Tipo 4.2	0,033	0,108	(-0,100 , 0,315)≈(0 , 0,315)	0,091	(-0,070 , 0,252)≈(0 , 0,252)
Tipo 4.3	0,533	0,506	(0,089 , 0,924)	0,512	(0,188 , 0,837)
Tipo 4.5	0,067	0,102	(-0,090 , 0,295)≈(0 , 0,295)	0,094	(-0,055 , 0,244)≈(0 , 0,244)
Error tipo 5	0,500	0,666	(0,241 , 1,090)≈(0,241 , 1)	0,629	(0,298 , 0,959)
Tipo 5.1	0,000	0,006	(-0,042 , 0,054)≈(0 , 0,054)	0,005	(-0,033 , 0,042)≈(0 , 0,042)
Tipo 5.2	0,000	0,026	(-0,084 , 0,136)≈(0 , 0,136)	0,020	(-0,065 , 0,106)≈(0 , 0,106)
Tipo 5.3	0,300	0,413	(-0,084 , 0,910)≈(0 , 0,910)	0,388	(0,001 , 0,775)
Tipo 5.4	0,200	0,221	(-0,182 , 0,625)≈(0 , 0,625)	0,216	(-0,097 , 0,531)≈(0 , 0,531)

Fuente: Elaboración propia.

Algoritmo Wang & Mendel: Error cometido Tabla 4.108 (y III)

Según la Tabla 4.109, existe una relación directa entre el número de reglas generadas y la capacidad predictiva del modelo, de forma que para el alfa-corte 0 (74 reglas) el porcentaje correcto de clasificación es del 64,2% (error aparente del 35,8%), mientras que para el alfa-corte 0,1 (48 reglas) el porcentaje de aciertos es del 59,1% (error aparente del 40,9%), cifra que disminuye hasta el 54,1% de ejemplos bien clasificados (error aparente del 45,9%) para el alfa corte 0,2 (23 reglas). En cuanto al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, los resultados son similares, situándose el error aparente entre el 4,28% ($\alpha=0$), 6,61% ($\alpha=0,1$) y el 8,17% ($\alpha=0,2$). En particular, a medida que se incrementa el alfa-corte empeoran los resultados de las categorías menos numerosas (“AA” y “B”, principalmente).

Por su parte, la observación de la Tabla 4.110 permite extraer un conjunto de conclusiones relevantes respecto a la estimación del error real de generalización:

- ✓ El algoritmo de W&M, tanto en su versión inicial ($\alpha=0$) como en su versión reducida ($\alpha=0,1$ y $\alpha=0,2$) obtiene porcentajes de acierto inferiores a los derivados del método propuesto por BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998). Así, el error estimado mediante bootstrap 0.632+ alcanza cifras próximas al 44%-54%, y resulta especialmente significativo en las clases menos numerosas (error tipo 1, tipo 4 y tipo 5).

- ✓ No obstante, el algoritmo W&M resulta menos sesgado que el método previo para la extracción de reglas borrosas, esto es, las diferencias entre los errores vinculados a las distintas categorías son bastante inferiores (del orden de 30-40 puntos porcentuales para el alfa corte 0,2 frente a los 60 puntos del algoritmo ARDIES).

- ✓ Por lo que respecta a las reglas de decisión obtenidas, puede observarse que, con carácter general, cuanto mejor es la calificación mayor es el valor de los ratios explicativos, a excepción de la variable LIQ1, que presenta un comportamiento inverso.

- ✓ Los cocientes DIM2 y 2-DIM2 resultan muy significativos para las reglas obtenidas, al presentar una distribución con valores muy elevados para la categoría “AA”, que van reduciéndose hasta alcanzar la categoría “B”.

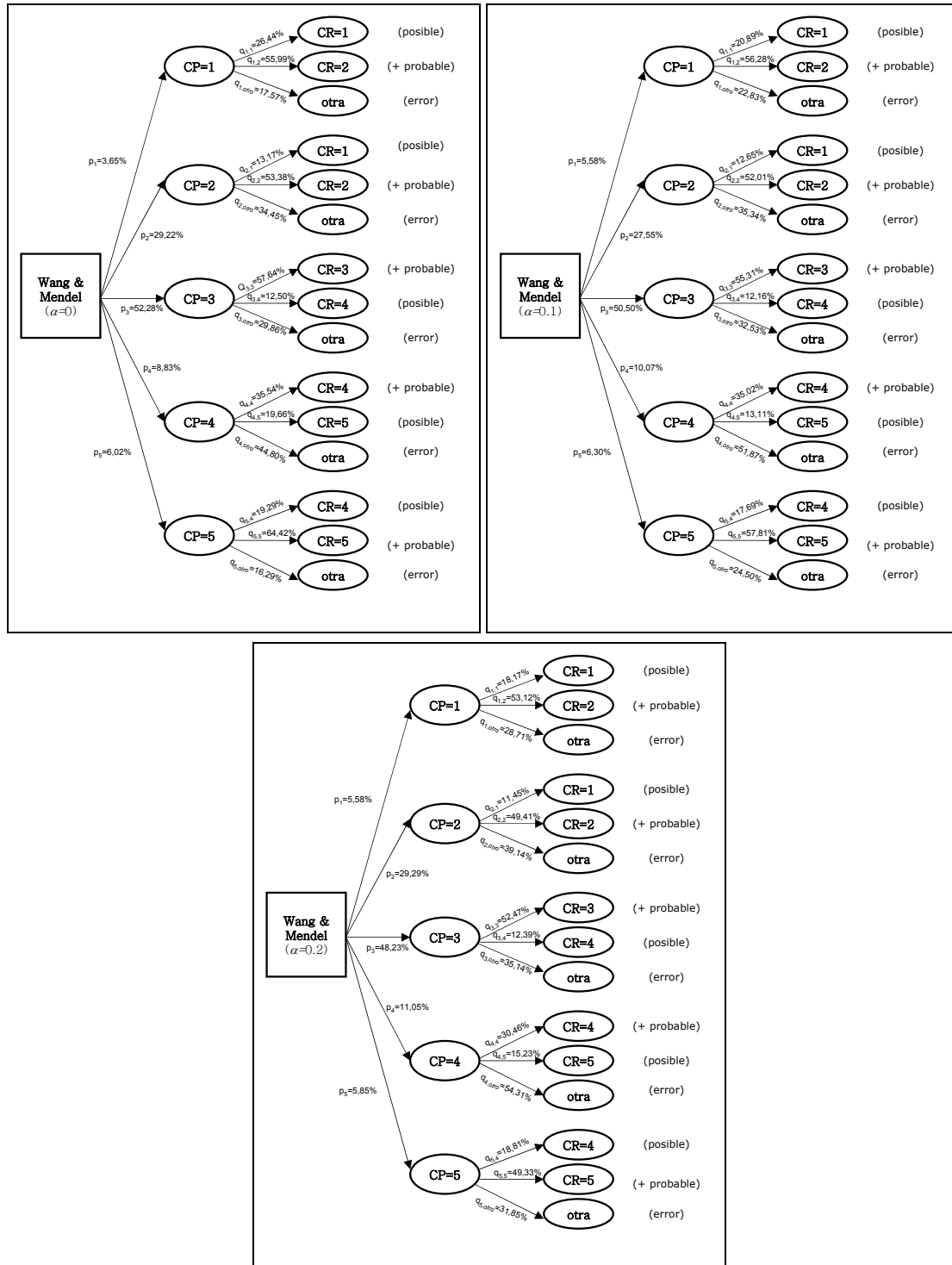
- ✓ Los ratios de rentabilidad a largo plazo, 3-RENT10 y 3-RENT19, también presentan mayores valores para las mejores categorías y menores para los ratings menos solventes, situación que resulta particularmente evidente para el ratio RENT19.

- ✓ En cuanto a la rentabilidad a medio plazo (2-RENT8), las diferencias resultan mucho menos significativas, incrementándose ligeramente para el ratio de rentabilidad a corto plazo (RENT8).

- ✓ A diferencia de lo que ocurría con el modelo borroso, las reglas obtenidas apenas permiten detectar las diferencias temporales entre los ratios RENT8 y 2-RENT8, por un lado, y DIM2 y 2-DIM2, por otro, que sin embargo resultan significativos para caracterizar los ratings menos solventes (particularmente la categoría “B”). Esto se traduce en porcentajes muy elevados del error tipo 5 (62,9% para el alfa-corte 0,2 frente al 46,8% del modelo ARDIES combinado con modificadores lingüísticos) que, como se comentó, es el más afectado por las diferencias en el valor de estos ratios a lo largo del tiempo.

4.4.4.3.2.2. Red bayesiana del algoritmo de Wang&Mendel

Al objeto de reducir la tasa global de error que genera este algoritmo, así como los errores vinculados con algunas categorías, se plantea la construcción de una red bayesiana que, si bien reduce la precisión del modelo, proporciona un esquema flexible para el análisis del problema (Figura 4.60).



Fuente: Elaboración propia.

Algoritmo Wang & Mendel: Redes bayesianas
Figura 4.60

Las tasas finales de error vinculadas con estas redes se calculan como sigue:

$$\begin{aligned}
 p(error)_{\alpha=0} &= p(otra) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,otra} = 3,65\% \times 17,57\% + 29,22\% \times 33,45\% + 52,28\% \times 29,86\% + \\
 &\quad + 8,83\% \times 44,80\% + 6,02\% \times 16,29\% \approx 30,3\% \\
 p(error)_{\alpha=0.1} &= p(otra) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,otra} = 5,58\% \times 22,83\% + 27,55\% \times 35,34\% + 50,50\% \times 32,53\% + \\
 &\quad + 10,07\% \times 51,87\% + 6,30\% \times 24,50\% \approx 33,0\% \\
 p(error)_{\alpha=0.2} &= p(otra) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,otra} = 5,58\% \times 28,71\% + 29,29\% \times 39,14\% + 48,23\% \times 35,14\% + \\
 &\quad + 11,05\% \times 54,31\% + 5,85\% \times 31,85\% \approx 36,3\%
 \end{aligned}$$

La red bayesiana derivada de la opción $\alpha=0.1$ genera un resultado próximo al obtenido con la alternativa $\alpha=0$ (30,3 vs. 33,0%), pero con un número de reglas significativamente más reducido (48 versus 74). El alfa-corte 0,2 genera una tasa de error más elevada, próxima al 36%. Ahora bien, la red bayesiana asociada con el modelo Wang & Mendel obtiene una tasa de error superior a la conseguida con la red de Benítez Sánchez (30,3% versus 26,3% para la variante 0.632+), esto es, el modelo borroso ha resultado más eficaz que el modelo lingüístico analizado.

4.4.4.3.2.3. Algoritmo de Cerdón&Herrera

Con el fin de obtener una información más completa acerca de la información cualitativa subyacente en la muestra de datos analizada, se plantea la aplicación del algoritmo de Cerdón & Herrera de generación de reglas lingüística, de acuerdo con los siguientes parámetros (congruentes con el método de Wang & Mendel):

- ✓ Empleo de los cinco términos lingüísticos recogido en la Figura 4.46.
- ✓ Obtención de la clase de salida de cada regla mediante la alternativa conocida como “el ejemplo mejor cubierto”.
- ✓ Establecimiento de tres grados mínimos de cobertura: $\alpha=0$, $\alpha=0,1$ y $\alpha=0,2$.
- ✓ Aplicación del operador medio generalizado de Yager para los casos no cubiertos por el algoritmo original ($\lambda=1$).
- ✓ Empleo de los operadores “producto” (conjunción), “suma probabilística” (disyunción) y “mínimo” (implicación).

Las Tablas 4.111 y 4.112 recogen los resultados generados para cada grado mínimo de cobertura (α).

	$\alpha=0$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$
Nº total de reglas:	3494	87	27
Nº reglas “AA”	77	6	1
Nº reglas “A”	425	12	5
Nº reglas “BBB”	1516	32	9
Nº reglas “BB”	598	14	5
Nº reglas “B”	878	23	7

Fuente: Elaboración propia

Alternativas de construcción para el algoritmo Cerdón&Herrera
Tabla 4.111

	RENT8	DIM2	2-LIQ1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19	($\alpha=0,1$)	Clase
SI	Baja	Minima	Baja	Baja	Minima	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Baja	Baja	Baja	Baja	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Baja	Baja	Baja	Baja	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Minima	Minima	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Baja	Minima	Media	Media	Minima	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Baja	Baja	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Minima	Media	Media	Minima	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Minima	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Baja	Media	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Baja	Media	Media	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Media	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Baja	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Media	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Máxima	Baja	Media	Baja	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Alta	Media	Baja	Alta	Media	Baja	ENTONCES	B
SI	Baja	Alta	Media	Baja	Alta	Alta	Baja	ENTONCES	B
SI	Media	Minima	Minima	Baja	Minima	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Media	Media	Media	Baja	Media	Media	Media	ENTONCES	B
SI	Media	Media	Media	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Máxima	Baja	Minima	Máxima	Baja	Alta	Máxima	ENTONCES	B
SI	Máxima	Baja	Baja	Máxima	Baja	Alta	Máxima	ENTONCES	B

Fuente: Elaboración propia

Nota: En cursiva y negrita se incluyen las reglas seleccionadas mediante el parámetro $\alpha=0,2$.

No se incluyen los resultados para $\alpha=0$ al generar un número de reglas excesivo (3.494).

Reglas generadas por el algoritmo de Cordón&Herrera ($\alpha=0,1$ y $0,2$)

Tabla 4.112 (y II)

Así, el algoritmo de Cordón&Herrera genera un número de reglas superior al algoritmo de Wang&Mendel, con un total de 3.494 sentencias para el alfa-corte 0, 87 reglas para el alfa corte 0,1 y 48 reglas obtenidas para $\alpha=0,2$. Dado que el número de reglas generada por el alfa-corte 0 es casi 14 veces superior al total de ejemplos, esta alternativa se ha descartado como solución al problema.

De nuevo se observa una relación directa entre la solvencia de la entidad y los ratios 3-RENT19, 3-RENT10, 2-DIM2 y DIM2 y, en menor medida, el ratio RENT8. Por el contrario, el atributo 2-LIQ1 se reduce a medida que aumenta la solvencia de la entidad (relación inversa). Por otro lado, existe una elevada coincidencia entre las etiquetas generadas por las variables DIM2 y 2-DIM2, especialmente para los rating menos eficaces (BB y B), elevándose el error tipo 5 hasta el 64,3% (alfa-corte 0,2).

Para poder determinar el desempeño relativo de este modelo, la Tabla 4.113 resume las matrices de clasificación obtenidas, así como los errores estimados mediante la aplicación de técnicas de bootstrap (Tabla 4.114).

Rating real	Rating predicho											
	$\alpha=0,1$						$\alpha=0,1(\text{Predicho} \pm 1)$					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	A	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	5	7	0	0	16	9	-	7	0	0	16
A	4	31	43	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	7	95	7	4	113	0	-	109	-	4	113
BB	0	1	14	12	3	30	0	1	-	29	-	30
B*	0	0	4	1	14	19*	0	0	4	-	15	19*
Total	8	44	163	20	21	256*	8	44	163	20	21	256*

Matriz de clasificación - Algoritmo Cordón&Herrera

Tabla 4.113 (I)

Rating real	Rating predicho											
	$\alpha=0,2$						$\alpha=0,2$ (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	3	5	8	0	0	16	8	-	8	0	0	16
A	4	36	38	0	0	78	-	78	-	0	0	78
BBB	0	17	81	9	6	113	0	-	107	-	6	113
BB	0	1	18	8	3	30	0	1	-	29	-	30
B	0	0	7	4	9	20	0	0	7	-	13	20
Total	7	59	152	21	18	257	7	59	152	21	18	257

Fuente: Elaboración propia.

Nota: (*) Un ejemplo de la categoría B se predice como "indeterminado".

Matriz de clasificación – Algoritmo Cordón&Herrera Tabla 4.113 (y II)

Como se puede observar, el alfa-corte 0,1 genera un menor error aparente que el alfa-corte 0,2, tanto para el modelo total (39,1% vs. 46,7%) como respecto al ajuste “predicho ± 1 categoría” (6,25% vs. 8,56%), si bien el número de reglas generado es muy superior (87 vs. 27). Así, el alfa-corte 0,2 alcanza un porcentaje correcto de clasificación próximo al 53,3% frente al 60,9% conseguido por el alfa-corte 0,1.

De nuevo, el ajuste propuesto reduce significativamente el porcentaje de error obtenido, particularmente respecto a las categorías más complejas de estimar (AA, B).

Error específico ($\alpha=0.1$)	Error aparente ($\overline{err}$)	E0 estimado ($\hat{err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,391	0,510	(0,406 , 0,615)	0,466	(0,400 , 0,533)
Error tipo 1	0,750	0,815	(0,381 , 1,249) $\approx$ (0,381 , 1)	0,791	(0,517 , 1,065) $\approx$ (0,517 , 1)
Tipo 1.2	0,312	0,569	(0,055 , 1,084) $\approx$ (0,055 , 1)	0,474	(0,150 , 0,800)
Tipo 1.3	0,438	0,246	(-0,108 , 0,600)	0,317	(0,093 , 0,540)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,603	0,482	(0,135 , 0,831)	0,526	(0,307 , 0,747)
Tipo 2.1	0,052	0,090	(-0,111 , 0,292) $\approx$ (0 , 0,292)	0,076	(-0,051 , 0,204) $\approx$ (0 , 0,204)
Tipo 2.3	0,551	0,383	(0,075 , 0,691)	0,445	(0,250 , 0,639)
Tipo 2.4	0,000	0,007	(-0,017 , 0,032) $\approx$ (0 , 0,032)	0,004	(-0,011 , 0,020) $\approx$ (0 , 0,020)
Tipo 2.5	0,000	0,002	(-0,013 , 0,018) $\approx$ (0 , 0,018)	0,001	(-0,008 , 0,011) $\approx$ (0 , 0,011)
Error tipo 3	0,159	0,393	(0,083 , 0,702)	0,307	(0,111 , 0,502)
Tipo 3.1	0,000	0,021	(-0,036 , 0,078) $\approx$ (0 , 0,078)	0,013	(-0,023 , 0,049) $\approx$ (0 , 0,049)
Tipo 3.2	0,062	0,210	(-0,053 , 0,472) $\approx$ (0 , 0,472)	0,156	(-0,011 , 0,321) $\approx$ (0 , 0,321)
Tipo 3.4	0,062	0,120	(-0,033 , 0,273) $\approx$ (0 , 0,273)	0,099	(0,002 , 0,195)
Tipo 3.5	0,035	0,042	(-0,021 , 0,105) $\approx$ (0 , 0,105)	0,039	(0 , 0,079)
Error tipo 4	0,600	0,752	(0,404 , 1,101) $\approx$ (0,404 , 1)	0,695	(0,476 , 0,917)
Tipo 4.1	0,000	0,007	(-0,045 , 0,060) $\approx$ (0 , 0,060)	0,004	(-0,028 , 0,038) $\approx$ (0 , 0,038)
Tipo 4.2	0,033	0,060	(-0,078 , 0,198) $\approx$ (0 , 0,198)	0,050	(-0,037 , 0,137) $\approx$ (0 , 0,137)
Tipo 4.3	0,467	0,521	(0,178 , 0,864)	0,501	(0,284 , 0,718)
Tipo 4.5	0,100	0,164	(-0,010 , 0,338) $\approx$ (0 , 0,338)	0,140	(0,030 , 0,250)
Error tipo 5	0,263	0,610	(0,302 , 0,918)	0,482	(0,288 , 0,677)
Tipo 5.1	0,000	0,020	(-0,122 , 0,161) $\approx$ (0 , 0,161)	0,012	(-0,077 , 0,102) $\approx$ (0 , 0,102)
Tipo 5.2	0,000	0,004	(-0,032 , 0,041) $\approx$ (0 , 0,041)	0,003	(-0,020 , 0,026) $\approx$ (0 , 0,026)
Tipo 5.3	0,211	0,309	(-0,007 , 0,625) $\approx$ (0 , 0,625)	0,273	(0,073 , 0,473)
Tipo 5.4	0,053	0,277	(-0,094 , 0,648) $\approx$ (0 , 0,648)	0,194	(-0,040 , 0,429) $\approx$ (0 , 0,429)

Algoritmo Cordón&Herrera: Error estimado Tabla 4.114 (I)

Error específico ($\alpha=0.1$)	Error aparente (err)	E0 estimado ($\hat{Err}_{E0}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,391	0,508	-	0,465	-
Error tipo 1	0,750	0,929	-	0,863	-
Tipo 1.2	0,312	0,929	-	0,702	-
Tipo 1.3	0,438	0,000	-	0,161	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,603	0,311	-	0,418	-
Tipo 2.1	0,052	0,056	-	0,055	-
Tipo 2.3	0,551	0,242	-	0,356	-
Tipo 2.4	0,000	0,013	-	0,008	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,159	0,529	-	0,393	-
Tipo 3.1	0,000	0,018	-	0,011	-
Tipo 3.2	0,062	0,257	-	0,185	-
Tipo 3.4	0,062	0,245	-	0,178	-
Tipo 3.5	0,035	0,009	-	0,019	-
Error tipo 4	0,600	0,583	-	0,589	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,031	-	0,032	-
Tipo 4.3	0,467	0,417	-	0,435	-
Tipo 4.5	0,100	0,135	-	0,122	-
Error tipo 5	0,263	0,683	-	0,528	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.3	0,211	0,316	-	0,277	-
Tipo 5.4	0,053	0,367	-	0,251	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma}=0.652$)	0,391	0,510	(0,406 , 0,615)	0,481	(0,402 , 0,561)
Error tipo 1	0,750	0,815	(0,381 , 1,249) $\approx$ (0,381 , 1)	0,799	(0,470 , 1,129) $\approx$ (0,470 , 1)
Tipo 1.2	0,312	0,569	(0,055 , 1,084) $\approx$ (0,055 , 1)	0,507	(0,117 , 0,898)
Tipo 1.3	0,438	0,246	(-0,108 , 0,600)	0,292	(0,023 , 0,561)
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,603	0,482	(0,135 , 0,831)	0,511	(0,248 , 0,776)
Tipo 2.1	0,052	0,090	(-0,111 , 0,292) $\approx$ (0 , 0,292)	0,081	(-0,072 , 0,234) $\approx$ (0 , 0,234)
Tipo 2.3	0,551	0,383	(0,075 , 0,691)	0,423	(0,190 , 0,657)
Tipo 2.4	0,000	0,007	(-0,017 , 0,032) $\approx$ (0 , 0,032)	0,005	(-0,013 , 0,024) $\approx$ (0 , 0,024)
Tipo 2.5	0,000	0,002	(-0,013 , 0,018) $\approx$ (0 , 0,018)	0,002	(-0,010 , 0,014) $\approx$ (0 , 0,014)
Error tipo 3	0,159	0,393	(0,083 , 0,702)	0,337	(0,101 , 0,571)
Tipo 3.1	0,000	0,021	(-0,036 , 0,078) $\approx$ (0 , 0,078)	0,016	(-0,027 , 0,059) $\approx$ (0 , 0,059)
Tipo 3.2	0,062	0,210	(-0,053 , 0,472) $\approx$ (0 , 0,472)	0,174	(-0,025 , 0,373) $\approx$ (0 , 0,373)
Tipo 3.4	0,062	0,120	(-0,033 , 0,273) $\approx$ (0 , 0,273)	0,106	(-0,010 , 0,222) $\approx$ (0 , 0,222)
Tipo 3.5	0,035	0,042	(-0,021 , 0,105) $\approx$ (0 , 0,105)	0,040	(-0,008 , 0,088) $\approx$ (0 , 0,088)
Error tipo 4	0,600	0,752	(0,404 , 1,101) $\approx$ (0,404 , 1)	0,715	(0,451 , 0,980)
Tipo 4.1	0,000	0,007	(-0,045 , 0,060) $\approx$ (0 , 0,060)	0,005	(-0,034 , 0,046) $\approx$ (0 , 0,046)
Tipo 4.2	0,033	0,060	(-0,078 , 0,198) $\approx$ (0 , 0,198)	0,054	(-0,051 , 0,158) $\approx$ (0 , 0,158)
Tipo 4.3	0,467	0,521	(0,178 , 0,864)	0,508	(0,248 , 0,768)
Tipo 4.5	0,100	0,164	(-0,010 , 0,338) $\approx$ (0 , 0,338)	0,149	(0,016 , 0,281)
Error tipo 5	0,263	0,610	(0,302 , 0,918)	0,527	(0,293 , 0,760)
Tipo 5.1	0,000	0,020	(-0,122 , 0,161) $\approx$ (0 , 0,161)	0,015	(-0,093 , 0,122) $\approx$ (0 , 0,122)
Tipo 5.2	0,000	0,004	(-0,032 , 0,041) $\approx$ (0 , 0,041)	0,003	(-0,024 , 0,031) $\approx$ (0 , 0,031)
Tipo 5.3	0,211	0,309	(-0,007 , 0,625) $\approx$ (0 , 0,625)	0,285	(0,045 , 0,525)
Tipo 5.4	0,053	0,277	(-0,094 , 0,648) $\approx$ (0 , 0,648)	0,223	(-0,059 , 0,505) $\approx$ (0 , 0,505)

Algoritmo Cordón&Herrera: Error estimado
Tabla 4.114 (II)

Error específico ($\alpha=0.2$)	Error aparente (err)	E0 estimado ($E_{rr_{E0}}$)		Error real estimado	
		Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$	Media	Interv. de confianza $\alpha=0.05$
Bootstrap 0.632					
Error total	0,467	0,554	(0,439 , 0,669)	0,522	(0,449 , 0,595)
Error tipo 1	0,813	0,823	(0,359 , 1,287)≈(0,359 , 1)	0,819	(0,526 , 1,113)≈(0,526 , 1)
Tipo 1.2	0,313	0,494	(-0,058 , 1,046)≈(0 , 1)	0,427	(0,079 , 0,776)
Tipo 1.3	0,500	0,322	(-0,131 , 0,775)≈(0 , 0,775)	0,388	(0,101 , 0,674)
Tipo 1.4	0,000	0,007	(-0,048 , 0,061)≈(0 , 0,061)	0,004	(-0,030 , 0,039)≈(0 , 0,039)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,538	0,577	(0,209 , 0,945)	0,563	(0,330 , 0,795)
Tipo 2.1	0,051	0,116	(-0,132 , 0,364)≈(0 , 0,364)	0,092	(-0,065 , 0,249)≈(0 , 0,249)
Tipo 2.3	0,487	0,439	(0,131 , 0,748)	0,457	(0,262 , 0,652)
Tipo 2.4	0,000	0,018	(-0,068 , 0,104)≈(0 , 0,104)	0,011	(-0,043 , 0,066)≈(0 , 0,066)
Tipo 2.5	0,000	0,004	(-0,015 , 0,022)≈(0 , 0,022)	0,003	(-0,009 , 0,014)≈(0 , 0,014)
Error tipo 3	0,283	0,423	(0,159 , 0,685)	0,371	(0,205 , 0,537)
Tipo 3.1	0,000	0,052	(-0,040 , 0,144)≈(0 , 0,144)	0,033	(-0,025 , 0,091)≈(0 , 0,091)
Tipo 3.2	0,150	0,192	(-0,021 , 0,405)≈(0 , 0,405)	0,177	(0,042 , 0,311)
Tipo 3.4	0,080	0,141	(-0,049 , 0,330)≈(0 , 0,330)	0,118	(-0,002 , 0,238)≈(0 , 0,238)
Tipo 3.5	0,053	0,038	(-0,035 , 0,110)≈(0 , 0,110)	0,043	(-0,003 , 0,089)≈(0 , 0,089)
Error tipo 4	0,733	0,722	(0,288 , 1,156)≈(0,288 , 1)	0,726	(0,461 , 0,837)
Tipo 4.1	0,000	0,061	(-0,094 , 0,216)≈(0 , 0,216)	0,039	(-0,059 , 0,137)≈(0 , 0,137)
Tipo 4.2	0,033	0,065	(-0,069 , 0,199)≈(0 , 0,199)	0,053	(-0,031 , 0,138)≈(0 , 0,138)
Tipo 4.3	0,600	0,485	(0,121 , 0,849)	0,527	(0,297 , 0,757)
Tipo 4.5	0,100	0,111	(-0,102 , 0,324)≈(0 , 0,324)	0,107	(-0,028 , 0,242)≈(0 , 0,242)
Error tipo 5	0,550	0,674	(0,260 , 1,089)≈(0,260 , 1)	0,628	(0,367 , 0,891)
Tipo 5.1	0,000	0,121	(-0,240 , 0,483)≈(0 , 0,483)	0,076	(-0,152 , 0,305)≈(0 , 0,305)
Tipo 5.2	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,003	(-0,024 , 0,031)≈(0 , 0,031)
Tipo 5.3	0,350	0,291	(-0,059 , 0,641)≈(0 , 0,641)	0,313	(0,092 , 0,534)
Tipo 5.4	0,200	0,257	(-0,073 , 0,587)≈(0 , 0,587)	0,236	(0,027 , 0,445)
Bootstrap 0.632'					
Error total	0,467	0,485	-	0,478	-
Error tipo 1	0,813	0,857	-	0,841	-
Tipo 1.2	0,313	0,786	-	0,612	-
Tipo 1.3	0,500	0,071	-	0,229	-
Tipo 1.4	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,538	0,426	-	0,467	-
Tipo 2.1	0,051	0,092	-	0,077	-
Tipo 2.3	0,487	0,321	-	0,382	-
Tipo 2.4	0,000	0,013	-	0,008	-
Tipo 2.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 3	0,283	0,427	-	0,374	-
Tipo 3.1	0,000	0,017	-	0,010	-
Tipo 3.2	0,150	0,270	-	0,226	-
Tipo 3.4	0,080	0,140	-	0,118	-
Tipo 3.5	0,053	0,000	-	0,020	-
Error tipo 4	0,733	0,561	-	0,624	-
Tipo 4.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 4.2	0,033	0,056	-	0,048	-
Tipo 4.3	0,600	0,449	-	0,505	-
Tipo 4.5	0,100	0,056	-	0,071	-
Error tipo 5	0,550	0,567	-	0,560	-
Tipo 5.1	0,000	0,000	-	0,000	-
Tipo 5.2	0,000	0,045	-	0,028	-
Tipo 5.3	0,350	0,278	-	0,304	-
Tipo 5.4	0,200	0,244	-	0,228	-
Bootstrap 0.632+					
Error total ($\hat{\gamma} = 0.676$)	0,467	0,554	(0,439 , 0,669)	0,532	(0,446 , 0,618)
Error tipo 1	0,813	0,823	(0,359 , 1,287)≈(0,359 , 1)	0,820	(0,474 , 1,167)≈(0,474 , 1)
Tipo 1.2	0,313	0,494	(-0,058 , 1,046)≈(0 , 1)	0,448	(0,036 , 0,860)
Tipo 1.3	0,500	0,322	(-0,131 , 0,775)≈(0 , 0,775)	0,367	(0,029 , 0,705)
Tipo 1.4	0,000	0,007	(-0,048 , 0,061)≈(0 , 0,061)	0,005	(-0,036 , 0,046)≈(0 , 0,046)
Tipo 1.5	0,000	0,000	-	0,000	-
Error tipo 2	0,538	0,577	(0,209 , 0,945)	0,567	(0,292 , 0,842)
Tipo 2.1	0,051	0,116	(-0,132 , 0,364)≈(0 , 0,364)	0,100	(-0,086 , 0,285)≈(0 , 0,285)
Tipo 2.3	0,487	0,439	(0,131 , 0,748)	0,451	(0,221 , 0,682)
Tipo 2.4	0,000	0,018	(-0,068 , 0,104)≈(0 , 0,104)	0,013	(-0,051 , 0,078)≈(0 , 0,078)
Tipo 2.5	0,000	0,004	(-0,015 , 0,022)≈(0 , 0,022)	0,003	(-0,011 , 0,016)≈(0 , 0,016)
Error tipo 3	0,283	0,423	(0,159 , 0,685)	0,387	(0,190 , 0,583)
Tipo 3.1	0,000	0,052	(-0,040 , 0,144)≈(0 , 0,144)	0,039	(-0,030 , 0,107)≈(0 , 0,107)
Tipo 3.2	0,150	0,192	(-0,021 , 0,405)≈(0 , 0,405)	0,181	(0,022 , 0,340)
Tipo 3.4	0,080	0,141	(-0,049 , 0,330)≈(0 , 0,330)	0,126	(-0,016 , 0,267)≈(0 , 0,267)
Tipo 3.5	0,053	0,038	(-0,035 , 0,110)≈(0 , 0,110)	0,042	(-0,013 , 0,096)≈(0 , 0,096)
Error tipo 4	0,733	0,722	(0,288 , 1,156)≈(0,288 , 1)	0,725	(0,401 , 1,049)≈(0,401 , 1)
Tipo 4.1	0,000	0,061	(-0,094 , 0,216)≈(0 , 0,216)	0,046	(-0,070 , 0,161)≈(0 , 0,161)
Tipo 4.2	0,033	0,065	(-0,069 , 0,199)≈(0 , 0,199)	0,057	(-0,043 , 0,157)≈(0 , 0,157)
Tipo 4.3	0,600	0,485	(0,121 , 0,849)	0,514	(0,243 , 0,786)
Tipo 4.5	0,100	0,111	(-0,102 , 0,324)≈(0 , 0,324)	0,108	(-0,051 , 0,267)≈(0 , 0,267)
Error tipo 5	0,550	0,674	(0,260 , 1,089)≈(0,260 , 1)	0,643	(0,334 , 0,952)
Tipo 5.1	0,000	0,121	(-0,240 , 0,483)≈(0 , 0,483)	0,090	(-0,179 , 0,360)≈(0 , 0,360)
Tipo 5.2	0,000	0,005	(-0,038 , 0,049)≈(0 , 0,049)	0,004	(-0,028 , 0,037)≈(0 , 0,037)
Tipo 5.3	0,350	0,291	(-0,059 , 0,641)≈(0 , 0,641)	0,306	(0,045 , 0,567)
Tipo 5.4	0,200	0,257	(-0,073 , 0,587)≈(0 , 0,587)	0,243	(-0,004 , 0,489)≈(0 , 0,489)

Fuente: Elaboración propia.

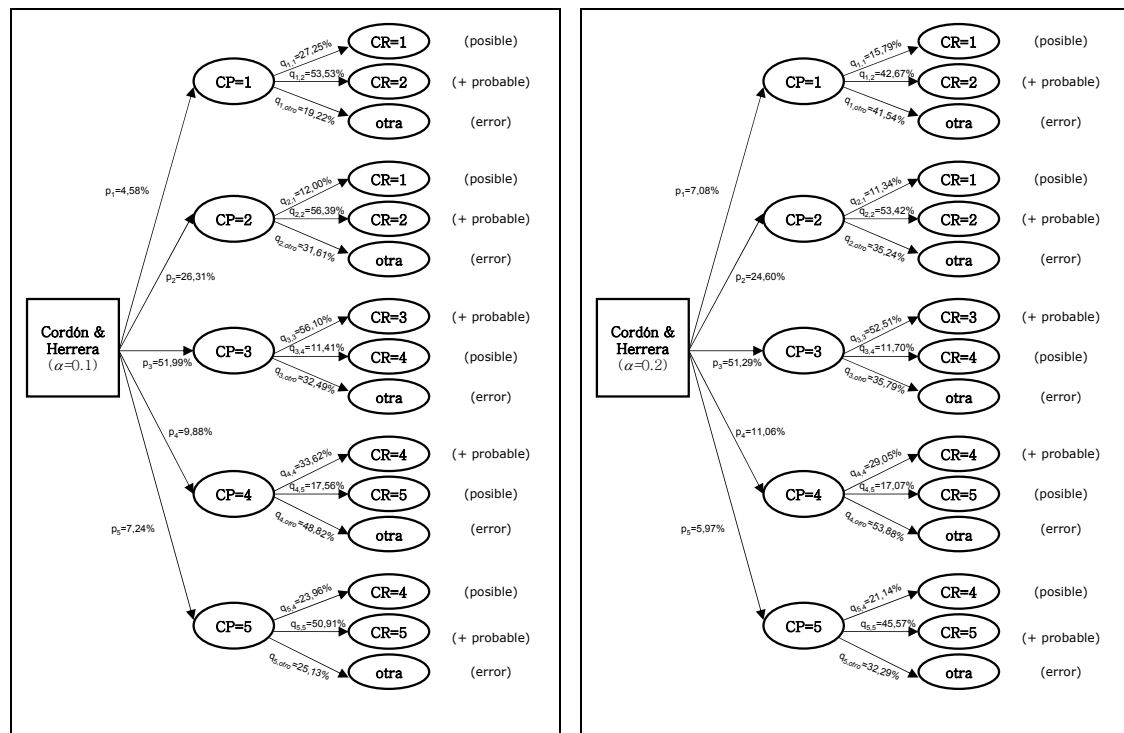
Algoritmo Cordón&Herrera: Error estimado
Tabla 4.114 (y III)

La aplicación del algoritmo de Cordón & Herrera genera un error ligeramente inferior al modelo Wang & Mendel respecto al alfa-corte 0,1 (48,1% frente a 49,8% para la alternativa 0.632+), si bien precisa de un conjunto de reglas mucho más numeroso para su obtención (87 vs. 48 sentencias). Por su parte, el empleo del parámetro $\alpha=0,2$ lleva a la obtención de errores ligeramente superiores, próximos al 53% en ambos casos. Por lo que respecta a los errores parciales, los vinculados con las categorías "AA", "A", "BB" y "B" siguen siendo significativamente elevados, superando el 50% para ambas alternativas.

La comparación de los resultados derivados de los sistemas lingüísticos (Wang & Mendel y Cordón & Herrera) respecto a los modelos borrosos (Benítez Sánchez) resulta favorable a los segundos, que obtienen menores tasas de error, si bien su interpretabilidad resulta también inferior, como se ha indicado.

4.4.4.3.2.4. Red bayesiana del algoritmo de Cordón&Herrera

Al objeto de reducir las tasas de error relacionadas con las clases menos numerosas, se ha planteado el desarrollo de una red bayesiana para cada una de las alternativas analizadas ($\alpha=0,1$ y $\alpha=0,2$), tal como se recoge en la Figura 4.61.



Fuente: Elaboración propia.

Algoritmo Cordón&Herrera: Redes bayesianas
Figura 4.61

Las tasas de error vinculadas con estas redes son las siguientes:

$$p(error)_{\alpha=0,1} = p(otra) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,otra} = 4,58\% \times 19,22\% + 26,31\% \times 31,60\% + 51,99\% \times 32,49\% + \\ + 9,88\% \times 48,82\% + 7,24\% \times 25,13\% \approx 31,8\%$$

$$p(error)_{\alpha=0,2} = p(otra) = \sum_i^5 p_i \times q_{i,otra} = 7,08\% \times 41,54\% + 24,60\% \times 35,24\% + 51,29\% \times 35,79\% + \\ + 11,06\% \times 53,88\% + 5,97\% \times 32,29\% \approx 34,9\%$$

La red con un menor grado mínimo de cobertura ($\alpha=0,1$) es la que presenta un mejor desempeño, ya que caracteriza correctamente cerca del 70% de los ejemplos analizados, aunque precisa para ello de 87 reglas lógicas.

Por el contrario, la red bayesiana obtenida mediante el parámetro $\alpha=0,2$ genera un error ligeramente superior (algo más de 3 puntos porcentuales) si bien, como contrapartida, únicamente utiliza 27 reglas de decisión.

La gestión del riesgo de crédito a través de estas redes implicaría la aplicación de las probabilidades anteriores para la estimación de la posibilidad de pérdida.

4.4.4.3.2.5. Metodología de cooperación entre reglas COR

Con el fin de comprobar si la precisión de los modelos lingüísticos generados por los algoritmos de Wang & Mendel (WM) y Cordon & Herrera (CH) se pueden mejorar mediante la modificación del consecuente de las reglas lógicas obtenidas, se ha aplicado el esquema propuesto por CASILLAS (2001) y CASILLAS *et al.* (2001) conocido como “metodología COR”.

Para ello, se utiliza la heurística de búsqueda basada en el Algoritmo de Enfriamiento Simulado (“*Simulated Annealing*”), que ha demostrado un óptimo comportamiento en términos de tiempo de cómputo y resultados finales, de acuerdo con los siguientes parámetros⁹⁰:

- ✓ Número máximo de cadenas: 40.
- ✓ Número máximo de cadenas sin cambios: 10.
- ✓ Longitud de la cadena: 1xtotal_reglas
- ✓ Temperatura original: 0,045 (WM) y 0,04 (CH); esta temperatura fue obtenida mediante procedimientos heurísticos de búsqueda.
- ✓ Esquema de enfriamiento: esquema exponencial con $\rho=0,9$.
- ✓ Esquema de aceptación de cambios: esquema de Metrópolis.
- ✓ Inclusión del término “elitista” (supervivencia de la mejor solución a través de las distintas cadenas).

La Tabla 4.115 resume el número y características de las reglas generadas con el esquema previo para cada uno de los algoritmos analizados.

⁹⁰ La búsqueda de la mejor combinación de reglas puede realizarse mediante cinco técnicas básicas: Enfriamiento Simulado (ES); Búsqueda Tabú (BT); Algoritmos Genéticos (AG); Algoritmos de Sistemas de Hormigas (SH); y Algoritmos de Colonias de Hormigas (CH).

	Algoritmo WM-COR			Algoritmo CH-COR	
	$\alpha=0$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$
Nº total de reglas:	74	48	23	87	27
Nº reglas "AA":	5	5	1	6	1
Nº reglas "A":	13	8	5	12	5
Nº reglas "BBB":	30	15	8	32	9
Nº reglas "BB":	10	8	4	14	5
Nº reglas "B":	16	12	5	23	7
Comentarios	Idéntico a WM	Idéntico a WM	Idéntico a WM	Idéntico a CH	Idéntico a CH

Fuente: Elaboración propia

Alternativas de construcción para la metodología COR

Tabla 4.115

De esta forma, y a pesar de su indudable utilidad en otros ámbitos, para el ejemplo analizado el empleo de la metodología COR no permite mejorar los resultados obtenidos con los métodos originales (WM y CH), razón por la que se descarta su utilización como método de caracterización del rating crediticio de las entidades aseguradoras europeas.

4.4.5. Combinación de metodologías

Como paso previo a la combinación de los resultados obtenidos por las distintas metodologías⁹¹, en la Tabla 4.116 se resumen los resultados obtenidos por los distintos métodos (error aparente y error real estimado mediante bootstrap 0.632 y 0.632+).

En cuanto al análisis multidiscriminante, se incluye tanto el modelo obtenido "según el tamaño de los grupos" como el esquema "todos los grupos iguales"; aunque el primero ha demostrado una mejor capacidad caracterizadora que el segundo, al tiempo que se ajusta en mayor medida a la realidad empresarial, la segunda alternativa presenta un mayor equilibrio entre los errores derivados de cada clase, lo que puede resultar útil para el modelo híbrido final.

Respecto a los sistemas basados en reglas, se considera únicamente la alternativa más eficaz; en particular, para los modelos Wang & Mendel y Cordon & Herrera se selecciona el alfa-corte que maximiza la siguiente fórmula de desempeño:

$$Desempeño_{\alpha-corte} = \frac{1}{N^{\circ} \text{ reglas}_{\alpha-corte}} \times \frac{(1 - error\_total_{0.632}) + (1 + error\_total_{0.632+})}{2}.$$

Con este análisis, se pretende detectar las técnicas más eficaces para la resolución del problema propuesto, así como la oportunidad de construir un modelo híbrido. Los resultados obtenidos se utilizarán para el diseño de un modelo final de gestión del riesgo de crédito a través de calificaciones, que se utilizará para analizar los ratings otorgados a las aseguradoras europeas a lo largo del periodo 2002-2003.

⁹¹ El bosque de decisión basado en el enfoque combinatorio representa una aplicación parcial del proceso de combinación de metodologías presentado, por lo que no se ha incluido de forma expresa.

Modelo	Tipo de error	Error aparente	Error real estimado 0.632	Error real estimado 0.632 +
MDA (según tamaño de los grupos)	Error total	0,412	0,438	0,440
	Error tipo 1	1,000	0,996	0,996
	Error tipo 2	0,359	0,387	0,389
	Error tipo 3	0,248	0,270	0,272
	Error tipo 4	0,900	0,877	0,875
	Error tipo 5	0,350	0,447	0,453
MDA (todos los grupos iguales)	Error total	0,498	0,531	0,534
	Error tipo 1	0,313	0,389	0,396
	Error tipo 2	0,564	0,582	0,582
	Error tipo 3	0,540	0,539	0,539
	Error tipo 4	0,367	0,497	0,510
	Error tipo 5	0,350	0,437	0,444
LOGIT multinomial	Error total	0,397	0,458	0,467
	Error tipo 1	0,938	0,959	0,963
	Error tipo 2	0,359	0,389	0,394
	Error tipo 3	0,257	0,316	0,326
	Error tipo 4	0,733	0,769	0,775
	Error tipo 5	0,400	0,472	0,484
LOGIT ordenado	Error total	0,416	0,451	0,454
	Error tipo 1	0,938	0,917	0,915
	Error tipo 2	0,372	0,374	0,377
	Error tipo 3	0,292	0,301	0,302
	Error tipo 4	0,633	0,764	0,776
	Error tipo 5	0,550	0,513	0,509
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" Red total	Error total	0,486	0,531	0,540
	Error tipo 1	1,000	1,000	1,000
	Error tipo 2	0,910	0,963	0,975
	Error tipo 3	0,117	0,138	0,143
	Error tipo 4	0,711	0,725	0,729
	Error tipo 5	0,186	0,285	0,306
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" Combinación de redes parciales	Error total	0,416	0,475	0,487
	Error tipo 1	1,000	0,987	0,984
	Error tipo 2	0,831	0,785	0,776
	Error tipo 3	0,052	0,136	0,154
	Error tipo 4	0,612	0,753	0,781
	Error tipo 5	0,118	0,291	0,325
RED NEURONAL MLP "SGC" Red total	Error total	0,378	0,429	0,435
	Error tipo 1	1,000	0,989	0,988
	Error tipo 2	0,295	0,381	0,392
	Error tipo 3	0,208	0,231	0,234
	Error tipo 4	0,938	0,935	0,935
	Error tipo 5	0,310	0,419	0,433
RED NEURONAL MLP "SGC" Combinación de redes parciales	Error total	0,311	0,393	0,407
	Error tipo 1	1,000	1,000	1,000
	Error tipo 2	0,206	0,277	0,286
	Error tipo 3	0,169	0,255	0,270
	Error tipo 4	0,825	0,874	0,883
	Error tipo 5	0,219	0,343	0,364
RED NEURONAL SOFM (original) Grado medio de cobertura	Error total	0,650	-	-
	Error tipo 1	0,000	-	-
	Error tipo 2	0,679	-	-
	Error tipo 3	0,663	-	-
	Error tipo 4	0,733	-	-
	Error tipo 5	0,850	-	-
RED NEURONAL SOFM (original) Ejemplo mejor cubierto	Error total	0,101	-	-
	Error tipo 1	0,125	-	-
	Error tipo 2	0,115	-	-
	Error tipo 3	0,071	-	-
	Error tipo 4	0,133	-	-
	Error tipo 5	0,150	-	-
RED NEURONAL SOFM (ponderado) Grado medio de cobertura	Error total	0,673	-	-
	Error tipo 1	0,000	-	-
	Error tipo 2	0,692	-	-
	Error tipo 3	0,699	-	-
	Error tipo 4	0,766	-	-
	Error tipo 5	0,850	-	-
RED NEURONAL SOFM (ponderado) Ejemplo mejor cubierto	Error total	0,121	-	-
	Error tipo 1	0,250	-	-
	Error tipo 2	0,076	-	-
	Error tipo 3	0,133	-	-
	Error tipo 4	0,200	-	-
	Error tipo 5	0,000	-	-
ÁRBOL DE DECISIÓN CHAID (6 reglas)	Error total	0,401	0,466	0,478
	Error tipo 1	1,000	0,988	0,987
	Error tipo 2	0,167	0,319	0,348
	Error tipo 3	0,319	0,363	0,371
	Error tipo 4	1,000	0,918	0,903
	Error tipo 5	0,400	0,518	0,539
ÁRBOL DE DECISIÓN ASSISTANT (38 reglas)	Error total	0,171	0,408	0,496
	Error tipo 1	0,375	0,627	0,720
	Error tipo 2	0,115	0,381	0,480
	Error tipo 3	0,115	0,300	0,368
	Error tipo 4	0,433	0,611	0,677
	Error tipo 5	0,150	0,405	0,499
ÁRBOL DE DECISIÓN C4.5 (11 reglas)	Error total	0,342	0,445	0,471
	Error tipo 1	1,000	0,944	0,929
	Error tipo 2	0,385	0,429	0,440
	Error tipo 3	0,097	0,283	0,331
	Error tipo 4	0,733	0,756	0,762
	Error tipo 5	0,450	0,491	0,502

Análisis comparativo de metodologías
Tabla 4.116 (I)

Modelo	Tipo de error	Error aparente	Error real estimado 0.632	Error real estimado 0.632+
ÁRBOL DE DECISIÓN SIPINA-FUSBIN (18 reglas)	Error total	0,327	0,443	0,471
	Error tipo 1	1,000	0,927	0,909
	Error tipo 2	0,231	0,373	0,408
	Error tipo 3	0,239	0,339	0,363
	Error tipo 4	0,700	0,735	0,743
	Error tipo 5	0,100	0,379	0,448
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI UNIVARIANTE (12 reglas)	Error total	0,323	0,422	0,442
	Error tipo 1	1,000	0,956	0,946
	Error tipo 2	0,179	0,255	0,337
	Error tipo 3	0,221	0,283	0,296
	Error tipo 4	0,633	0,734	0,755
	Error tipo 5	0,450	0,522	0,537
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING UNIVARIANTE (14 reglas)	Error total	0,300	0,426	0,456
	Error tipo 1	1,000	0,948	0,935
	Error tipo 2	0,167	0,285	0,313
	Error tipo 3	0,247	0,305	0,319
	Error tipo 4	0,333	0,603	0,667
	Error tipo 5	0,500	0,530	0,538
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI OBLICUO (9 reglas)	Error total	0,261	0,386	0,414
	Error tipo 1	1,000	0,954	0,944
	Error tipo 2	0,128	0,294	0,276
	Error tipo 3	0,186	0,290	0,313
	Error tipo 4	0,466	0,686	0,734
	Error tipo 5	0,300	0,471	0,508
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING OBLICUO (8 reglas)	Error total	0,284	0,396	0,418
	Error tipo 1	1,000	0,974	0,969
	Error tipo 2	0,141	0,247	0,269
	Error tipo 3	0,239	0,321	0,338
	Error tipo 4	0,333	0,619	0,677
	Error tipo 5	0,450	0,530	0,546
TREENET (35 árboles)	Error total	0,304	0,377	0,388
	Error tipo 1	1,000	0,927	0,916
	Error tipo 2	0,269	0,350	0,361
	Error tipo 3	0,133	0,203	0,214
	Error tipo 4	0,600	0,721	0,739
	Error tipo 5	0,400	0,451	0,458
RANDOM FOREST (500 árboles)	Error total	0,362	0,422	0,430
	Error tipo 1	1,000	0,985	0,983
	Error tipo 2	0,269	0,340	0,350
	Error tipo 3	0,177	0,253	0,263
	Error tipo 4	0,533	0,707	0,730
	Error tipo 5	1,000	0,748	0,714
SISTEMA DE REGLAS BORROSAS – ARDIES+MODIFICADORES LINGÜÍSTICOS (5 reglas)	Error total	0,284	0,400	0,425
	Error tipo 1	0,625	0,820	0,863
	Error tipo 2	0,321	0,422	0,444
	Error tipo 3	0,133	0,220	0,239
	Error tipo 4	0,700	0,754	0,766
	Error tipo 5	0,100	0,402	0,468
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-WM ($\alpha=0,2$) (23 reglas)	Error total	0,459	0,523	0,538
	Error tipo 1	0,813	0,833	0,837
	Error tipo 2	0,538	0,526	0,523
	Error tipo 3	0,300	0,401	0,424
	Error tipo 4	0,633	0,697	0,712
	Error tipo 5	0,500	0,605	0,629
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-CH ($\alpha=0,2$) (27 reglas)	Error total	0,467	0,522	0,532
	Error tipo 1	0,813	0,819	0,820
	Error tipo 2	0,538	0,563	0,567
	Error tipo 3	0,283	0,371	0,387
	Error tipo 4	0,733	0,726	0,725
	Error tipo 5	0,550	0,628	0,643

Fuente: elaboración propia

Análisis comparativo de metodologías

Tabla 4.116 (y II)

Desde el punto de vista de la *capacidad explicativa*, las técnicas basadas en Aprendizaje Máquina son las más eficaces para la caracterización de los ratings crediticios, destacando particularmente los modelos:

- *TreeNet®*, con un porcentaje correcto de clasificación estimado del 62,3% y 61,2% (variantes 0.632 y 0.632+ de bootstrap);
- *red neuronal MLP tipo “SCG” con combinación de redes parciales*, que alcanza una tasa real de aciertos estimada del 60,7% y 59,3% (variantes 0.632 y 0.632+, respectivamente);
- *CART oblicuo (Gini y Twoing)*, con un porcentaje real de aciertos estimado del 60-61% y 58-59% (variantes 0.632 y 0.632+, respectivamente);

- sistema de reglas borrosas propuesto por Benítez Sánchez, que consigue un porcentaje correcto de clasificación que oscila entre el 60% (estimación para la población real según la variante 0.632) y el 57,5% (variante 0.632+).
- CART univariante (Gini y Twoing), con un porcentaje correcto de clasificación estimado del 57-58% y 54-56% (variantes 0.632 y 0.632+, respectivamente);
- y C4.5, que clasifica correctamente al 56% y 53% de los ejemplos reales (variantes 0.632 y 0.632+ respectivamente).

Respecto a los modelos estadísticos, el modelo MDA “según el tamaño de los grupos” ha generado los mejores resultados, con un porcentaje de aciertos próximo al 56% (variantes 0.632 y 0.632+), seguido del logit multinomial (54,6-54,9% de clasificación correcta), si bien el incumplimiento de las hipótesis de partida dificulta la interpretación de los coeficientes y limita la capacidad de generalización del modelo multidiscriminante.

Si bien estos resultados pueden parecer mediocres, la comparación con los obtenidos por otros trabajos permite observar que se trata de un desempeño elevado; asimismo, el empleo de un procedimiento de validación (estimación del error mediante bootstrap) mejora aún más los resultados alcanzados, dado que la mayoría de los estudios anteriores únicamente analizan la muestra de aprendizaje, con el consiguiente riesgo de sobreestimación del porcentaje de clasificación correcta.

Si se considera el *grado de complejidad de los modelos*, aproximado mediante el número de parámetros que los definen, puede observarse que los esquemas más sencillos están integrados por los árboles de decisión univariantes (excepto ASSISTANT y Sipina), el sistema de reglas borrosas propuesto por Benítez Sánchez y las redes neuronales totales tipo MLP (“backpropagation” y “SCG”). Respecto a las técnicas estadísticas, el modelo logit ordenado constituye la alternativa más simple, dado que precisa una única función para discriminar entre los distintos ratings.

Por lo que respecta al *grado de comprensibilidad de los resultados*, analizado a partir de las relaciones funcionales que los definen y, en su caso, el número de reglas generadas, los modelos más comprensibles se sitúan en el ámbito del logit ordenado, algunos árboles de decisión individuales (ChAID, C4.5, CART-Gini univariante, CART-Twoing univariante) y los sistemas inductivos ARDIES y, en menor medida, Wang&Mendel y Cordon&Herrera. Asimismo, las redes neuronales tipo SOFM resultan fácilmente interpretables, al tiempo que las redes neuronales totales tipo MLP presentan esquemas sencillos que, a pesar de la dificultad intrínseca al modelo, pueden ser descifrados fácilmente por el usuario. El resto de modelos estadísticos generan cuatro funciones discriminantes diferentes que dificultan la interpretación de los resultados, al tiempo que la ausencia de significatividad de muchos parámetros limita la obtención de resultados claros y generalizables.

El análisis previo permite comprobar el conocido dilema “precisión-comprensibilidad”, tal que los métodos más precisos suelen ser los más complejos y, por tanto, menos interpretables (y viceversa).

No obstante lo anterior, la revisión de los resultados permite detectar algunos *modelos que equilibran en mayor medida estas características*, entre los que destacan los siguientes (ordenados según su grado de precisión):

- *Sistema de reglas borrosas propuesto por Benítez Sánchez*: Este algoritmo clasifica correctamente al 57,5-60,0% de las entidades aseguradoras analizadas (variantes 0.632+ y 0.632 respectivamente), formulando cinco reglas lógicas de decisión que, si bien no se presentan en términos lingüísticos, incorporan modificadores que facilitan su interpretación.
- *Árbol de decisión CART-Gini univariante*: Su grado de precisión estimado alcanza el 55,8-57,8% de los individuos analizados (bootstrap), generando 12 reglas de decisión univariantes (test lógicos integrados por una única variable discriminadora).
- *Árbol de decisión CART-Twoing univariante*: Su porcentaje de acierto estimado se sitúa en el 54,4-57,5% (bootstrap), para lo que utiliza 14 reglas de decisión univariantes.
- *Árbol de decisión C4.5*: Este modelo de árbol genera un porcentaje de acierto del 52,9-55,5%, empleando sólo 11 reglas de decisión univariantes.
- *Red neuronal total tipo MLP ("SCG")*: El porcentaje de acierto de este modelo neuronal se sitúa entre el 57,1% y el 59,3% (estimaciones según bootstrap 0.632+ y 0.632), empleando una arquitectura integrada por 7x2x1 neuronas, que genera un total de 18 parámetros libres (incluyendo umbrales), lo que facilita la tarea de interpretación del modelo.
- *Análisis logit ordinal*: El grado de acierto del modelo se sitúa en el 54,6-54,9% (estimación mediante bootstrap 0.632+ y 0.632), para lo que aplica una única función discriminante, de tipo logístico, que si bien integra los 7 determinantes analizados, sólo reconoce como estadísticamente significativas a 3 variables.

A partir de estos resultados individuales, se procede a la agregación de clasificadores al objeto de explotar posibles efectos sinérgicos, para lo que se consideran cuatro alternativas básicas (DIZDAVERIC, *et al.*, 1999):

- ✓ El principio del voto por la mayoría (simple).
- ✓ El principio del voto por la mayoría (ponderado), utilizando como ponderación el error total de cada modelo⁹².
- ✓ Formalismo bayesiano, que considera la probabilidad a priori y a posteriori de pertenencia a cada categoría, a través de un esquema bastante similar al propuesto para las redes bayesianas en la presente Memoria.
- ✓ Formalismo bayesiano medio, variante del modelo anterior que sustituye el operador producto por el operador promedio para la combinación de las puntuaciones (*bel*) obtenidas para cada individuo por cada clasificador.

Las Tablas 4.117 y 4.118 resumen los resultados derivados de las distintas alternativas de combinación de clasificadores. Para cada tipo de error se incluye una fila con la denominación "*sin clasificar*", dado que el formalismo bayesiano no siempre asigna una categoría a cada individuo analizado. Asimismo, se incluyen las entidades incorrectamente clasificadas, identificadas por su número relativo (véase Tabla 4.119).

⁹² Esta alternativa no se recoge en DIZDAVERIC *et al.* (1999), si bien se propone en esta Memoria como alternativa mejorada del principio del voto por la mayoría simple.

Error específico	VOTO POR LA MAYORÍA (Simple)	VOTO POR LA MAYORÍA (Ponderado)	FORMALISMO BAYESIANO	FORMALISMO BAYESIANO MEDIO
Error total	0,303	0,276	0,210	0,296
Error tipo 1	1,000	1,000	0,312	1,000
Tipo 1.2	1,000	1,000	0,250	1,000
Tipo 1.3	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,062	0,000
Error tipo 2	0,218	0,192	0,231	0,218
Tipo 2.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,218	0,192	0,231	0,218
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,142	0,133	0,071	0,124
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,133	0,124	0,071	0,124
Tipo 3.4	0,009	0,009	0,000	0,000
Tipo 3.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,700	0,633	0,467	0,767
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,000	0,000	0,033
Tipo 4.3	0,600	0,566	0,467	0,633
Tipo 4.5	0,067	0,067	0,000	0,100
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,400	0,300	0,250	0,300
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,200	0,200	0,000	0,250
Tipo 5.4	0,200	0,100	0,050	0,050
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,200	0,000
Error tipo 1(entidades):	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16	4, 11, 14, 15, 16	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16
Error tipo 2 (entidades):	20, 32, 36, 42, 46, 52, 58, 61, 65, 66, 68, 70, 79, 81, 86, 88, 93	36, 42, 46, 52, 58, 61, 65, 66, 68, 70, 79, 81, 86, 88, 93	20, 26, 32, 35, 41, 42, 43, 46, 47, 52, 58, 61, 65, 66, 68, 70, 76, 79, 81, 86, 88, 93	36, 41, 42, 43, 46, 52, 58, 61, 65, 66, 68, 70, 79, 81, 86, 88, 93
Error tipo 3 (entidades):	98, 100, 111, 114, 118, 120, 126, 139, 144, 167, 170, 173, 174, 175, 185, 202	98, 100, 111, 114, 118, 120, 126, 139, 144, 167, 170, 174, 175, 185	114, 120, 126, 130, 139, 170, 174, 175, 202	95, 98, 100, 111, 114, 118, 120, 126, 139, 144, 167, 170, 174, 175
Error tipo 4 (entidades):	208, 209, 210, 211, 212, 214, 216, 217, 218, 220, 221, 222, 224, 225, 226, 227, 229, 231, 232, 234, 237	202, 209, 210, 211, 214, 216, 217, 218, 220, 221, 222, 224, 225, 226, 227, 229, 231, 232, 234, 237	208, 209, 210, 216, 217, 218, 221, 222, 224, 225, 227, 231, 232, 237	208, 209, 210, 211, 212, 214, 216, 217, 218, 220, 221, 222, 224, 225, 226, 227, 229, 231, 232, 233, 234, 235, 237
Error tipo 5 (entidades):	240, 241, 243, 247, 251, 252, 254, 257	240, 243, 247, 251, 252, 257	245, 251, 252, 253, 254	240, 247, 251, 252, 254, 257

Fuente: Elaboración propia. Se incluyen como errores las indeterminaciones.

Combinación de clasificadores
Tabla 4.117

Rating real	Rating predicho													
	VOTO POR LA MAYORÍA SIMPLE							VOTO POR LA MAYORÍA SIMPLE (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	16	0	0	0	0	16	16	-	0	0	0	0	16
A	0	61	17	0	0	0	78	-	78	-	0	0	0	78
BBB	0	15	97	1	0	0	113	0	-	113	-	0	0	113
BB	0	1	18	9	2	0	30	0	1	-	29	-	0	30
B	0	0	4	4	12	0	20	0	0	4	-	16	0	20
Total	0	93	136	14	14	0	257	16	79	117	29	16	0	257

Matriz de clasificación – Combinación de metodologías
Tabla 4.118 (I)

	Rating predicho													
Rating real	VOTO POR LA MAYORÍA PONDERADO							VOTO POR LA MAYORÍA PONDERADO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	16	0	0	0	0	16	16	-	0	0	0	0	16
A	0	63	15	0	0	0	78	-	78	-	0	0	0	78
BBB	0	14	98	1	0	0	113	0	-	113	-	0	0	113
BB	0	0	17	11	2	0	30	0	0	-	30	-	0	30
B*	0	0	4	2	14	0	20	0	0	4	-	16	0	20
Total	0	93	134	14	16	0	257	16	78	117	30	16	0	257
Rating real	FORMALISMO BAYESIANO							FORMALISMO BAYESIANO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	11	4	0	0	0	1	16	15	-	0	0	0	1	16
A	0	60	18	0	0	0	78	-	78	-	0	0	0	78
BBB	0	8	105	0	0	0	113	0	-	113	-	0	0	113
BB	0	0	14	16	0	0	30	0	0	-	30	-	0	30
B*	0	0	0	1	15	4	20	0	0	0	-	16	4	20
Total	11	72	137	17	15	5	257	15	78	113	30	16	5	257
Rating real	FORMALISMO BAYESIANO MEDIO							FORMALISMO BAYESIANO MEDIO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	16	0	0	0	0	16	16	-	0	0	0	0	16
A	0	61	17	0	0	0	78	-	78	-	0	0	0	78
BBB	0	14	99	0	0	0	113	0	-	113	-	0	0	113
BB	0	1	19	7	3	0	30	0	1	-	29	-	0	30
B*	0	0	5	1	14	0	20	0	0	5	-	15	0	20
Total	0	92	140	8	17	0	257	16	79	118	29	15	0	257

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - Combinación de metodologías Tabla 4.118 (y II)

Las tablas previas permiten observar que el formalismo bayesiano constituye la alternativa más eficaz para la combinación de clasificadores individuales a partir de los datos iniciales (porcentaje correcto de clasificación del 79%).

Este desempeño supera al conseguido de forma individual por cada clasificador (excepto para la red SOFM “ejemplo mejor cubierto” y el árbol de decisión ASSISTANT, que constituyen los modelos con mayor sobreajuste). Ahora bien, dado que no asigna una clase a la totalidad de los individuos, puede generar dificultades para el análisis de submuestras distintas a la inicial, como se analiza a continuación.

Por su parte, el resto de métodos generan resultados más próximos entre sí, con un desempeño del 69,7% (voto por la mayoría simple), 72,4% (voto por la mayoría ponderado) y 70,4% (formalismo bayesiano medio).

Los individuos incorrectamente clasificados coinciden en gran medida para las distintas alternativas de agregación, correspondiendo a entidades de todos los países

analizados (ver Tabla 4.118). De nuevo, los ratings menos numerosos (“AA”, “BB” y “B”) resultan los más complejos de predecir por los modelos.

Por lo que respecta al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, el voto por la mayoría ponderado presente una robustez máxima, al clasificar correctamente al 100% de los individuos analizados, seguido del voto por la mayoría simple (98,05%), el formalismo bayesiano (98,05%) y el formalismo bayesiano medio (97,67%).

A la vista de los resultados observados puede concluirse que el esquema propuesto para la caracterización de los ratings asociados con el riesgo de crédito de entidades aseguradoras europeas tipo “no vida” constituye una alternativa eficaz, cuyo desempeño supera al de otros estudios previos en este ámbito.

En particular, la consideración de una combinación de clasificadores a través de las técnicas “formalismo bayesiano ” y “voto por la mayoría ponderado” permite alcanzar porcentajes de acierto próximos al 72-80% para la muestra total, caracterizando correctamente la casi totalidad de los individuos si se considera el rating predicho más o menos una categoría.

Asimismo, existen modelos individuales muy eficaces, tales como los árboles de decisión tipo CART (univariante y oblicuo), árbol de decisión tipo C4.5, red total tipo Perceptron Multicapa o sistema de reglas borrosas, con porcentajes reales de acierto que se aproximan al 60%.

Dado que la construcción de modelos internos de calificación según la alternativa IRB del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea debe apoyarse en modelos robustos y bien especificados, al tiempo que resulta posible su asociación con los ratings externos otorgados por agencias especializadas (como Standard & Poor’s), la propuesta desarrollada en esta Memoria puede constituir una solución eficaz para la gestión del riesgo de crédito de aseguradoras por parte de las entidades financieras.

Asimismo, el proyecto Solvencia II contempla la necesidad de que las entidades supervisoras en materia de seguros dispongan de modelos de alerta temprana acerca de la solvencia de las entidades que operan en los mercados europeos. La propuesta presentada, basada en la combinación de múltiples clasificadores individuales, puede constituir un adecuado punto de partida para el desarrollo de estos modelos.

4.5. Resumen final de resultados

Una vez concluido el análisis de los ratings tipo “pi” otorgados por Standard & Poor’s a las entidades aseguradoras de 15 países de la Unión Europea⁹³, en la Tabla 4.119 se detallan los resultados obtenidos para cada individuo respecto a cada método individual y procedimiento de agregación, incluyendo el país de procedencia de cada observación.

Si bien el reducido tamaño de la tabla dificulta su observación detallada, puede comprobarse que existe una coincidencia importante entre los errores obtenidos por los diversos modelos, que se distribuyen entre todos los países, sin observarse excesivas concentraciones para ninguna de las naciones analizadas.

⁹³ Si bien Luxemburgo no presenta datos, por lo que la muestra final incluye 14 países.

Al objeto de contrastar esta observación de forma rigurosa, para cada método y rating real se ha llevado a cabo un contraste de igualdad de medias no paramétrico, a través del estadístico H de Kruskal-Wallis. Para ello se han considerado las calificaciones predichas por cada modelo respecto a las aseguradoras pertenecientes a un mismo país, contrastándose la hipótesis de igualdad de medias entre los distintos grupos nacionales.

La Tabla 4.120 resume los resultados finales obtenidos, pudiéndose comprobar que ningún modelo caracteriza de forma significativamente distinta a ningún país respecto a los cinco ratings analizados, por lo que las diferencias parciales observadas deben atribuirse principalmente al azar. Este resultado resulta coherente con la selección de atributos realizada, que no identificó como relevante ningún indicador vinculado con el mercado nacional de procedencia de las aseguradoras.

Por su parte, las conclusiones más significativas del análisis realizado se recogen en el Capítulo 6.

[illegible]

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las indeterminaciones corresponden a la salida "0".

Resumen final de resultados

Tabla 4.119 (I)

Modelo	AA	A	BBB	BB	B
MDA (según tamaño de los grupos)	1,000	0,408	0,106	0,652	0,543
MDA (todos los grupos iguales)	0,339	0,267	0,145	0,232	0,647
LOGIT multinomial	0,363	0,345	0,228	0,630	0,683
LOGIT ordenado	0,363	0,738	0,387	0,542	0,789
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" <i>Red total</i>	0,963	0,498	0,816	0,576	0,442
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" <i>Combinación de redes parciales</i>	0,963	0,788	0,180	0,638	0,833
RED NEURONAL MLP "SGC" <i>Red total</i>	0,864	0,724	0,331	0,384	0,404
RED NEURONAL MLP "SGC" <i>Combinación de redes parciales</i>	0,517	0,470	0,378	0,745	0,627
RED NEURONAL SOFM (original) <i>Grado medio de cobertura</i>	1,000	0,132	0,001	0,650	0,422
RED NEURONAL SOFM (original) <i>Ejemplo mejor cubierto</i>	0,814	0,813	0,255	0,837	0,434
RED NEURONAL SOFM (información a priori) <i>Grado medio de cobertura</i>	1,000	0,194	0,001	0,667	0,679
RED NEURONAL SOFM (información a priori) <i>Ejemplo mejor cubierto</i>	0,558	0,992	0,6359	0,072	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN ChAID (6 reglas)	1,000	0,565	0,024	0,800	0,732
ÁRBOL DE DECISIÓN ASSISTANT (38 reglas)	0,603	0,220	0,281	0,367	0,591
ÁRBOL DE DECISIÓN C4.5 (11 reglas)	0,864	0,365	0,169	0,838	0,878
ÁRBOL DE DECISIÓN SIPINA-FUSBIN (18 reglas)	1,000	0,157	0,405	0,294	0,820
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI UNIVARIANTE (12 reglas)	0,864	0,864	0,144	0,141	0,624
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING UNIVARIANTE (14 reglas)	0,864	0,799	0,145	0,368	0,821
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI OBLICUO (9 reglas)	0,363	0,330	0,828	0,714	0,442
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING OBLICUO (8 reglas)	0,570	0,238	0,361	0,122	0,827
TREENET (35 árboles)	0,570	0,448	0,170	0,476	0,617
RANDOM FOREST (500 árboles)	0,864	0,733	0,205	0,504	0,390
SISTEMA DE REGLAS BORROSAS – ARDIES+MODIFICADORES LINGÜÍSTICOS (5 reglas)	0,717	0,666	0,295	0,289	0,892
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-WM ($\alpha=0,2$) (23 reglas)	0,655	0,431	0,826	0,548	0,547
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-CH ($\alpha=0,2$) (27 reglas)	0,655	0,431	0,750	0,383	0,521
Voto por la mayoría simple	1,000	0,554	0,381	0,835	0,458
Voto por la mayoría ponderado	1,000	0,305	0,537	0,738	0,577
Formalismo bayesiano	0,925	0,318	0,215	0,210	0,502
Formalismo bayesiano medio	1,000	0,362	0,594	0,874	0,328

Fuente: Elaboración propia.

Nota: En negrita y cursiva aquellos modelos y categorías que permiten rechazar la hipótesis de igualdad de medias para un nivel de confianza del 95%

Análisis de diferencias nacionales entre los ratings

Tabla 4.120

Bibliografía – Capítulo 4

- AFONSO, A. (2003): "Understanding the determinants of sovereign debt ratings: evidence for the two-leading agencies", *Journal of Economics and Finance*, vol. 27, nº 1, primavera.
- A.M. BEST (1999): "Insolvency: Will historic trends return". Special Report. A.M. Best. Oldwick.
- A.M. BEST (2004a): "An Explanation of Best's Rating System and Procedures". A.M. Best. Oldwick.
- A.M. BEST (2004b) [en línea]: "Best's Rating and Company Search". A.M. Best. Oldwick. <http://www3.ambest.com/ratings/advanced.asp?l=1&Menu=Rating+Servives,Rating+Search> (Fecha de consulta: 25-2-2004).
- ADIEL, R. (1996): "Reinsurance and the management of regulatory ratios and taxes in the property-casualty insurance industry". *Journal of Accounting & Economics*, vol. 22, nº 1-3, agosto-diciembre, págs. 207-240.
- ALBARRÁN LOZANO, I. (2000): "La actividad aseguradora: importancia, revisión e integración de conceptos fundamentales". Documento de Trabajo 2000-22. Facultad de CC.EE. y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid.
- ALTMAN, E.I.; HALDEMAN, R.G. y NARAYANAN, P. (1977): "Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations". *Journal of Banking and Finance*, nº 10, pp. 29-54.
- AMBROSSE, J.M. y CARROLL, A.M. (1994): "Using Best's Ratings in Life Insurer Insolvency Prediction". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 61, nº 2 págs. 317-327.
- AMBROSSE, J.M. y SEWARD, A.K. (1988): "Best's Rating, Financial Ratios, and Prior Probabilities in Insolvency Prediction". *Journal of Risk and Insurance*, vol. 55, nº 2, junio, págs. 229-244.
- ANDREEVA, G.; ANSELL, J. y CROOK, J.N. (2003): "Credit scoring in the context of the European integration: Assessing the performance of the generic models". *VIII Credit Scoring & Credit Control Conference*, Edimburgo.
- ANTHONY, J.H. y PETRONI, K.R. (1996): "Accounting estimation disclosures and firm valuation in the property-casualty insurance industry". *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, vol. 12, nº 3, verano, págs. 257-285.
- ARQUÉS PÉREZ, A. (1997): "La Predicción del Fracaso Empresarial. Aplicación al Riesgo Crediticio Bancario". Tesis Doctoral. Universidad de Murcia.
- BACHMAN, J.E. (1978): "Capitalization requirements for multiple line P-L insurance companies". Huebner Foundation. Wharton School. University of Pennsylvania.
- BANCO DE ESPAÑA (2003): "Boletín Estadístico". Banco de España, Madrid.
- BAR-NIV y McDONALD, J.B. (1999): "Review of Categorical Models for Classification Issues in Accounting and Finance", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, nº 13, págs. 39-62.
- BAR-NIV, R. (1989): "Identifying financial distress in the insurance industry: A methodological inquiry". *1989 Annual Meeting of the American Risk and Insurance Association*, Denver.
- BAR-NIV, R. (1990): "Accounting procedures, market data, cash-flow figures and insolvency classification: The case of the insurance industry". *Accounting Review*, págs. 578-604.
- BAR-NIV, R. y HERSHBERGER, R. (1990): "Classifying Financial Distress in the Life Insurance Industry". *Journal of Risk and Insurance*, marzo, págs. 110-36.

- BAR-NIV, R. y McDONALD, J.B. (1992): "Identifying financial distress in the insurance industry: A synthesis of methodological and empirical issues". *Journal of Risk and Insurance*, vol. 59, nº 4, págs. 543-574.
- BAR-NIV, R. y RAVEH, A. (1986): "A nonmetric approach for predicting financial distress". *Discussion Paper #86-8*. Monaster Center of Economic Research. Ben Gurion University.
- BAR-NIV, R. y RAVEH, A. (1989): "Identifying financial distress: A new nonparametric approach". *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 16, nº 3, verano, págs. 361-383.
- BAR-NIV, R. y SMITH, M.L. (1987): "Underwriting, investment and solvency". *Journal of Insurance Regulation*, nº 5, págs. 409-428.
- BEARD, R.E.; PENTIKÄINEN, T. y PESONEN, E. (1994): "*Risk Theory*". Chapman and Hall. Londres.
- BEN-BASSAT, M. (1987): "Use of distance measures, information measures and error bounds on feature evaluation". Incluido en KRISHNAIAH, P.R. y KANAL, L.N. (eds.): "*Classification, Pattern Recognition and Reduction of Dimensionality*, vol. 2 of *Handbook of Statistics*". North-Holland Publishing Company. Amsterdam.
- BEN-BASSAT, M. (1992): "Pattern recognition and reduction of dimensionality". Incluido en KRISHNAIAH, P.R. y KANAL, L.N. (eds.): "*Handbook of Statistics*". North Holland. Amsterdam, págs. 773-791.
- BENÍTEZ SÁNCHEZ, J.M. (1998): "*Extracción de Reglas Difusas Con y De Redes Neuronales Artificiales*". Tesis Doctoral. Universidad de Granada.
- BERGER, L.A.; CUMMINS, J.D. y TENNYSON, S. (1992): "Reinsurance and the Liability Insurance Crisis". *Journal of Risk and Uncertainty*, nº 5, págs. 253-272.
- BERMÚDEZ, L.; AYUSO, M.; GÓMEZ, E.; PÉREZ-SÁNCHEZ, J.M. y VÁZQUEZ POLO, F.J. (2005): "Detection of automobile insurance fraud: Bayesian analysis of a dichotomous model". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, 6-7 Octubre, Barcelona.
- BESSIS, J. (2002): "*Risk Management in Banking*". John Wiley & Sons, Chichester.
- BEYTH-MAROM, R. (1982): "How probable is probable? A numerical translation of verbal probability expressions". *Journal of Forecasting*, nº 1, págs. 257-269.
- BEZDEK, J.C. (1981): "*Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*". Plenum. Nueva York.
- BEZDEK, J.C.; TSAO, C.-K. y PAL, N.R. (1992): "Fuzzy Kohonen clustering algorithms". *Proceedings of the FUZZ-IEEE'92*, PÁGS. 1035-1040.
- BIGER, N. y KAHANE, Y. (1977): "Balance Sheet Optimization in Inflationary Circumstances – The Case of Non-Life Insurance Companies". *Journal of Insurance Issues and Practices*, vol. 1, nº 2, págs. 15-27.
- BIGER, M. y KAHANE, Y. (1978): "Balance Sheet Optimization for Non-Life Insurance Companies: An Extension". *Journal of Insurance Issues and Practices*, primavera-verano, 1977, págs. 71-81.
- BLUM, A. y LANGLEY, P. (1997): "Selection of relevant features and examples in machine learning", *Artificial Intelligence*, nº 97, págs. 245-271.
- BLUME, M.E.; LIM, F.; MacKINLAY, A.C. (1998): "The declining credit quality of US corporate debt: Myth or reality", *Journal of Finance*, vol. 53, nº 4, agosto, págs. 1389-1413.
- BOBROWSKI, L. (1988): "Feature selection based on some homogeneity coefficient". *Proceedings of Ninth International Conference on Pattern Recognition*, págs. 544-546.
- BOHMAN, H. (1974): "On the use of simulation technique". *Scandinavian Actuarial Journal*, págs. 175-178.

- BONISSONE, P.P. y DECKER, K.S. (1986): "Selecting Uncertainty Calculi and Granularity: An Experiment in Trading-off Precision and Complexity". Incluido en L.H. KANANL y J.F. LEMMER (eds.): "Uncertainty in Artificial Intelligence". Nort Holland, págs. 217-247.
- BREIMAN, L. (1996): "Bagging predictors". *Machine Learning*, nº 24, págs. 123-140.
- BREIMAN, L. (2001a): "Random Forests". Working Paper. Statistics Department. University of California at Berkeley, enero.
- BREIMAN, L. (2001b): "Random Forests". *Machine Learning*, nº 45, págs. 5-32.
- BREIMAN, L. (2003): "RF Tools. A Class of Two-eyed algorithms". *Siam Workshop*, mayo.
- BREIMAN, L. y CUTLER, A. (2004): "RF Tools. For Predicting and Understanding Data". *Interface Workshop*, abril.
- BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J.H.; OHLSEN, R.A. y STONE, C.J. (1984): "Classification and Regression Trees". Chapman & Hall Nueva York.
- BROCKETT, P.L.; COOPER, W.W.; GOLDEN, L.L.; ROUSSEAU, J.J. y WANG, Y. (2004): "Evaluating solvency versus efficiency performance and different forms of organization and marketing in US property-liability insurance companies". *European Journal of Operational Research*, nº 154, págs. 492-514.
- BROCKETT, P.L.; COOPER, W.W.; WILLIAM, W. (1994): "A neural network method for obtaining an early warning of insurer insolvency". *Journal of Risk & Insurance*, vol. 61, nº 3, septiembre.
- BROTMAN, B.A. (1989): "Reliability of Best's insurer ratings using financial information published in the Annual Report". *Journal of Insurance Issues and Practices*, nº 12, primavera, págs. 58-70.
- BÜHLMANN, H. (2000): "Life insurance with stochastic interest rates". Incluido en OTTAVIANI, G. (ed.): "Financial Risk in Insurance". Springer-Verlag. Berlin.
- BUNTINE, W. (1991): "A Theory of Learning Classification Rules". Tesis Doctoral. University of Technology, Sydney.
- BUNTINE, W. (1992): "Learning classification trees". *Statistics and Computing*, nº 2, págs. 63-73.
- BURGES, C.J. (1998): "A tutorial on Support Vector Machines for pattern recognition". *Knowledge Discovery and Data Mining*, vol. 2, nº 2, págs. 121-167.
- BURTON, B.; ADAMS, M. y HARDWICK, P. (2003): "The determinants of credit ratings in the United Kingdom Insurance Industry". *Journal of Business Finance and Accounting*, nº 30, abril/mayo, págs. 539-572.
- CANTOR, R. y PACKER, F. (1995): "The credit rating industry". *Journal of Fixed Income*, vol. 5, nº 3, págs. 10-34.
- CANTOR, R. y PACKER, F. (1997): "Differences of opinion and selection bias in the credit rating industry". *Journal of Banking & Finance*, nº 21, págs. 1395-1417.
- CASILLAS BARRANQUERO, J. (2001): "Aprendizaje Cooperativo para Modelado Lingüístico Flexible Basado en Reglas Difusas: Interpretabilidad y Precisión". Tesis Doctoral. Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. Universidad de Granada.
- CARSON, J.M. (1994): "Financial distress in the Life Insurance Industry: An Empirical Examination". 4th AFIR International Colloquium, Orlando, 20-22 abril, págs. 1211-1240.

- CASILLAS, J.; CORDÓN, O. y HERRERA, F. (2001): "Different approaches to induce cooperation in fuzzy linguistic models under the COR methodology". *Technical Report #DECSAI-01-01-08*, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, marzo.
- CASTELO MATRÁN, J. y GUARDIOLA LOZANO, A. (1992): "Diccionario MAPFRE de Seguros". Fundación MAPFRE Estudios. Madrid.
- CESTNIK, B.; KONONENKO, I. y BRATKO, I. (1987): "ASSISTANT 86: A knowledge elicitation tool for sophisticated users". Incluido en BRATKO, I. y LAVRAC, N. (eds.): "Progress in Machine Learning". Sigma Press. Wilmslow.
- CHIU, S.L. (1994): "A Cluster Estimation Method with Extensión to Fuzzy Model Identification". *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, págs. 1240-1245.
- CHORAFAS, D.N. (2004): "Operational Risk Control with Basel II. Basic Principles and Capital Requirements". Elsevier. Oxford.
- CLARK, L.A. y PREGIBON, D. (1992): "Tree-based models". Incluido en CHAMBERS, J.M. y HASTIE, T.J. (eds.): "Statistical Models". Wadsworth and Brooks, California, págs. 377-420.
- COMITÉ DE SUPERVISIÓN BANCARIA DE BASILEA (CSBB) (2005): "Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework". Newsletter nº 6. Banco Internacional de Pagos de Basilea. Basilea, Septiembre.
- COOLEY, P.L. (1975): "Bayesian and cost considerations for optimal classification with discriminant analysis". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 277-287.
- CORDÓN, O. y HERRERA, F. (1997): "A three-stage evolutionary process for learning descriptive and approximative fuzzy logic controller knowledge bases from examples". *International Journal of Approximate Reasoning*, 17, págs. 369-407.
- CORDÓN, O. y HERRERA, F. (1998): "A proposal for improving the accuracy of linguistic modeling". *Technical Report #DECSAI-980113*, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, mayo.
- CORLIER, F.; LEMAIRE, J. y MUHOKOLO, D. (1979): "Simulation of an automobile portfolio". *Geneva Papers*, nº 11, págs. 40-46.
- CORNUÉJOLS, A.; FROIDEVAUX, C. y MARY, J. (2005): "Comparing and combining feature estimation methods for the analysis of microarray data", *Proceedings of JOBIM 2005, Journées Ouvertes Biologie, Informatique, Mathématiques*, Lyon, julio.
- CUMMINS, J.D. (1985) (ed.): "Strategic planning and modeling in property-liability insurance". Kluwer-Nijhoff Publishing. Boston.
- CUMMINS, J.D. (1991): "Statistical and financial models of insurance pricing and the insurance firm". *Journal of Risk and Insurance*, vol. 58, nº 2, junio, págs. 261-302.
- CUMMINS, J.D. y DANZON, P.M. (1997): "Price, financial quality, and capital flows in insurance markets". *Journal of Financial Intermediation*, nº 6, págs. 3-38.
- CUMMINS, J.D. y DERRIG, R.A. (1988) (eds.): "Classical Insurance Solvency Theory". Kluwer Academia Press. Boston.
- CUMMINS, J.D. y DERRIG, R.A. (1989) (eds.): "Financial Models of Insurer Solvency". Kluwer Academia Press. Boston.
- CUMMINS, J.D. y DERRIG, R.A. (1991) (eds.): "Managing the Insolvency Risk of Insurance Companies". Kluwer Academia Press. Boston.

- CUMMINS, J.D. y SOMMER, D.W. (1996): "Capital and Risk in Property-Liability Insurance Markets". *Journal of Banking and Finance*, nº 20, págs. 1069-1092.
- CUMMINS, J.D.; GRACE, M.F. y PHILLIPS, R.D. (1999): "Regulatory solvency prediction in property-liability insurance: Risk-based capital, audit ratios, and cash flow simulation". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 66, nº 3, págs. 417-458.
- CUMMINS, J.D.; HARRINGTON, S. y KLEIN, R. (1995): "Insolvency experience, risk-based capital, and prompt corrective action in property-liability insurance". *Journal of Banking and Finance*, nº 19, págs. 511-527.
- DALLAS, G. (1993): "Las agencias de calificación y el mercado de renta fija". *Papeles de Economía Española*, nº 54, págs. 286-295.
- DANIELS, H.A.M. y KAMP, B. (1998): "Application of Neural Networks to Bond Rating". Incluido en DEISSENBERG, J. y AURIFEILLE, J. (eds.): "Biometric Approaches in Management". Kluwer Academic Publishers, cap. 3, págs. 27-45.
- DANIELS, H.A.M.; KAMP, B. y VERKOOIJEN, W.J. (1997): "Application of Neural Networks to House Pricing and Bond Rating". *CentER DP series on Management Science*, nº 9796, págs. 1-18.
- DANIELS, H.A.M.; KAMP, B. y VERKOOIJEN, W.J. (1998): "Forecasting and Classification with Neural Networks: Application to the Mortgage Market and Bond Rating". *Proceedings of the 18th International Symposium on Forecasting (ISF98)*, Napier University of Edinburgh, pág. 10.
- DASH, M. y LIU, H. (1997): "Feature selection for classification". *Intelligent Data Analysis*, nº 1, págs. 131-156.
- DATTAREYA, G.R. y KANAL, L.N. (1985): "Decision trees in pattern recognition". Incluido en KANAL, L.N. y ROSENFELD, G.R. (eds.): "Progress in Pattern Recognition, vol. 2". Elsevier Science. Ámsterdam, págs. 189-239.
- DE ANDRÉS SÁNCHEZ, J. (2005): "Cálculo con regresión borrosa y el método de separación de Taylor de la provisión para siniestros pendientes". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, 6-7 Octubre, Barcelona.
- DELLAPORTAS, P.; FORSTER, J.J. y NTZOUFRAS, I. (1997): "On Bayesian model and variable selection using MCMC". *Technical Report*. Department of Statistics. Athens University of Economics and Business.
- DELLAPORTAS, P.; FORSTER, J.J. y NTZOUFRAS, I. (1999): "Bayesian variable selection using the Gibbs Sampler". Incluido en DEY, D.K.; GHOSH, S. Y MALLICK, B. (eds.): "Generalized Linear Models: A Bayesian Perspective". Marcel Dekker. Nueva York.
- DELLAPORTAS, P.; FORSTER, J.J. y NTZOUFRAS, I. (2000): "Bayesian variable selection using the Gibbs sampler". Incluido en DEY, D.K.; GHOSH, S. y MALLICK, B. (eds.): "Generalized Linear Models: A Bayesian Perspective". Marcel Dekker, Nueva York, págs. 271-286.
- DELLAPORTAS, P.; FORSTER, J.J. y NTZOUFRAS, I. (2002): "On bayesian model and variable selection using MCMC". *Statistics and Computing*, nº 12, págs. 27-36.
- DENENBERG, H. (1967): "Is A-plus really a passing grade?". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 371-384.
- DEVIJVER, P.A. y KITTLER, J. (1982): "Pattern Recognition: A Statistical Approach". Prentice Hall International. Londres.
- DÍAZ MARTÍNEZ, Z. (2004): "Modelos de predicción de insolvencia empresarial en empresas de seguros en base a Solvencia II". *Gerencia de Riesgos y Seguros*, nº 87, págs. 29-42.

- DÍAZ MARTÍNEZ, Z. y FERNÁNDEZ MENÉNDEZ, J. (2004): "Predicción de crisis empresariales en seguros no-vida: Una aplicación del algoritmo See5". Documento de Trabajo. Universidad Complutense de Madrid.
- DÍAZ MARTÍNEZ, Z.; FERNÁNDEZ MENÉNDEZ, J. y DEL POZO GARCÍA, E.M. (2005): "Listas de decisión aplicadas a la predicción de crisis empresariales en seguros no vida: El algoritmo PART". XIII Congreso AECA, Oviedo, 22-24 Septiembre.
- DÍAZ MARTÍNEZ, Z.; FERNÁNDEZ MENÉNDEZ, J. y SEGOVIA VARGAS, J. (2004a): "Sistemas de inducción de reglas y árboles de decisión aplicados a la predicción de insolvencias de entidades aseguradoras". Documento de Trabajo. Universidad Complutense de Madrid.
- DÍAZ MARTÍNEZ, Z.; FERNÁNDEZ MENÉNDEZ, J. y SEGOVIA VARGAS, J. (2004b): "See5 algorithm versus discriminant analysis: An application to the prediction of insolvency in Spanish non-life insurance companies". Documento de Trabajo. Universidad Complutense de Madrid.
- DIONNE, G. (1992) (ed.): "Contributions to Insurance Economics". Kluwer Academia Publishers. Boston.
- DIRECCIÓN GENERAL DE SEGUROS Y FONDOS DE PENSIONES (DGSFP) (2003): "Seguros y Fondos de Pensiones. Informe 2002". Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones, Madrid.
- DIRECCIÓN GENERAL DE SEGUROS Y FONDOS DE PENSIONES (DGSFP) (2006): "Seguros y Fondos de Pensiones. Informe 2005". Dirección General de Seguros y Fondos de Pensiones, Madrid.
- DIRECTIVA 2002/12/CE, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de marzo de 2002, por la que se modifica la Directiva 79/267/CEE del Consejo en lo que respecta a los requisitos del margen de solvencia de las empresas de seguros de vida.
- DIRECTIVA 2002/13/CE, del Parlamento Europeo y del Consejo, de 5 de marzo de 2002, por la que se modifica la Directiva 73/239/CEE del Consejo en lo que respecta a los requisitos del margen de solvencia de las empresas de seguros distintos del seguro de vida.
- DIZDAREVIC, S.; LIZARRAGA, F.; LARRAÑAGA, P.; SIERRA, B.; GALLEG0, M.J. (1999): "Predicción del fracaso empresarial mediante la combinación de clasificadores provenientes de la estadística y el aprendizaje automático". Incluido en BONSÓN PONTE, E. (coord.): "Tecnologías Inteligentes para la Gestión Empresarial". Ra-Ma. Madrid, págs. 71-114.
- DOHERTY, N. (1989): "On the capital structure of insurance firms". Incluido en CUMMINS, J.D. y DERRIG, R.A. (eds.): "Financial Models of Insurer Solvency". Kluwer Academia Publishers. Norwell.
- DOHERTY, N.A. y PHILLIPS, R.D. (2002): "Keeping up with the Joneses: Changing Rating Standards and the Buildup of Capital by U.S. Property-Liability Insurers". *Journal of Financial Services Research*, nº 21, págs. 55-78.
- DURAN, B.S. y ODELL, P.K. (1974): "Cluster Analysis - A Survey". Springer-Verlag. Heidelberg.
- DURAND, R. (2004): "El Reaseguro, herramienta de refuerzo del patrimonio propio no comprometido". *Informaciones Técnicas SCOR*, mayo, págs. 2-5.
- DUTCH, W.; SETIONO, R. y ZURADA, J.M. (2004): "Computational Intelligence Methods for Rule-based Data Understanding". *Proceedings of IEEE*, vol. 92, nº 5, págs. 771-805, 2004.
- W. Duch, R. Setiono, and J.M.Zurada, Computational Intelligence Methods for Rule-based Data Understanding
- ECK, J.R. (1982): "Detecting financially troubled property-liability insurers". *Journal of Business Research*, págs. 445-458.

- EFRON, B. (1983): "Estimating the error rate of a prediction rule: improvement on cross-validation". *Journal of the American Statistical Association*, vol. 78, nº 382, julio, págs. 316-331.
- EFRON, B. (1986): "How biased is the apparent error rate of the prediction rule?". *American Statistical Association*, nº 81, págs. 461-470.
- EFRON, B. y TIBSHIRANI, R. (1995): "Cross-validation and the bootstrap: estimating the error rate of a prediction rule". Technical Report 176, Stanford University.
- EFRON, B. y TIBSHIRANI, R.J. (1993): "An Introduction to the Bootstrap". Chapman & Hall. Nueva York.
- ESTATUTO legal del Consorcio de Compensación de Seguros, aprobado por el art. 4º de la LEY 21/1990, de 19 de diciembre, de adaptación del Derecho español a la Directiva 88/357/CEE.
- EVANS, C.K. (1968): "Basic financial differences of substandard automobile insurers". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 489-513.
- FERNÁNDEZ RUIZ, A.J. (2000): "Análisis de los Estados Financieros de las Entidades Aseguradoras". Aula Universitaria de Economía Actuarial y Financiera, Madrid.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2001): "Introduction of prior information through linguistic approaches about relevance of variables used for classification in self-organizing ANNs based on Kohonen's model". *Proceedings of the "Computational Intelligence: Methods & Applications" (CIMA'01) Congress*, Bangor, 19-22 junio.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2002a): "An Approach for Combining Numerical and Linguistic Information about Variables Used in Self-Organizing ANNs Based on the 2-tuple Fuzzy Linguistic Representation Model". *Proceedings of the Neurofuzzy 2002 (NF'02) Conference*, La Habana, 16-19 enero.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2002b): "Strategic Position of Firms in Terms of Client's Needs Using Linguistic and Numerical Information through a New Model of SOFM". *Proceedings of the 4th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS'02)*, Ciudad Real, 2-6 abril, págs. 382-390.
- FLÓREZ LÓPEZ, R. (2002c): "Reviewing RELIEF and its extensions: A new approach for estimating attributes for binary and multi-class problems", *Proceedings of the 2002 IEEE Conference on Data Mining*, Maebashi City, 9-12 diciembre.
- FRANK, E. y WITTEN, I.H. (1998): "Generating accurate rule sets without global optimization". Incluido en SHAVLIK (ed.): "Proceedings of the Fifteen International Conference on Machine Learning", Madison. Morgan Kaufmann. San Francisco, págs. 144-151.
- FREUND, Y y SCHAPIRE, R.E. (1996): "A decision theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting". *Proceeding of the 2nd European Conference on Computational Learning Theory*. Springer Verlag, págs. 23-27.
- FRIEDMAN, J.H. (1999a): "Greeding function approximation: a gradient boosting machine". Technical Document, Salford-Systems, febrero.
- FRIEDMAN, J.H. (1999b): "Stochastic Gradient Boosting". Technical Document, Salford-Systems, marzo.
- FUKUNAGA, K. (1990): "Introduction to Statistical Pattern Recognition". Academic Press. Boston.
- FUNAHASHI, K.I. (1989): "On the aproximate realization of continous mappings by neural networks". *Neural Networks*, 2, págs. 183-192.
- FUNDACIÓN MAPFRE ESTUDIOS (2005): "Ranking de los 15 mayores grupos aseguradores europeos No Vida 2004". *Gerencia de Riesgos y Seguros*, nº 90, págs. 55-57.

- GALAN MARÍN, G. y MUÑOZ PÉREZ, J. (1999): "A new input-output function for binary Hopfield Neural Networks". Incluido en MIRA, J. y SÁNCHEZ-ANDRÉS, J.V. (eds.): *"Foundations and Tools for Neural Modelling"*. Lecture Notes in Computer Science, nº 1606, págs. 311-320.
- GARAVAGLIA, S. (1991): "An application of a counter-propagation neural network: simulating the Standard & Poor's corporate bond rating system". *Proceedings of the 1st International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, IEEE Computer Society Press, págs. 278-287.
- GARAVAGLIA, S. (1992): "Desperately seeking stability: Neural networks with insufficient data". *Proceedings of the Second International Conference on Artificial Applications on Wall Street*, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos.
- GAVER, J.J. y POTTIER, S.W. (2005): "The role of holding company financial information in the insurer-rating process: evidence from the property-liability industry". *The Journal of Risk and Insurance*, nº 72, marzo, págs. 77-103.
- GELMAN, A. (2004): "Prior distributions for variance parameters in hierarchical models". *Bayesian Analysis*, en publicación.
- GEORGE, E.I. y McCULLOCH, R.E. (1993): "Variable selection via Gibbs Sampling". *Journal of the American Statistical Association*, nº 88, págs. 881-889.
- GOODMAN, R.M. y SMYTH, P. (1988): "Information-theoretic rule induction". *Proceedings of European Conference on Artificial Intelligence*.
- GRACE, M.F.; HARRINGTON, S. y KLEIN, R. (1995): "An analysis of the FAST solvency monitoring system". NAIC's Financial Analysis Working Group. Kansas City.
- GRACE, M.F.; HARRINGTON, S. y KLEIN, R. (1998): "Risk-based capital and solvency screening in property-liability insurance: Hypotheses and empirical tests. *Journal of Risk and Insurance*, nº 65, págs. 213-243.
- GRAS, R. y RATSIMBA-RAJOHN, H. (1996): "Analyse non symétrique des données par l'implication statistique". *RAIRO*, nº 30.
- GRAS, R.; GUILLET, F.; PETER, P. y PHILIPPE, J. (1996): « Apprentissage automatique et implication : mise en œuvre sur un espace d'apprentissage en ressources humaines ». *Actes des 4emes Rencontres de la Société Francophone de Classification*.
- GREEN, P.E. (1978): *"Analyzing Multivariate Data"*. Holt, Rinehart and Winston, Hinsdale.
- GUARDIOLA LOZANO, A. (1990): *"Manual de introducción al seguro"*. Fundación MAPFRE Estudios, Madrid.
- GUSTAVSON, S.G. y LEE, C.F. (1986): "Risk-return tradeoff, income measurement and capital asset pricing for life insurers: An empirical investigation". *Geneva Papers on Risk and Insurance*, págs. 23-43.
- HAIR, J.F.Jr; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. y BLACK, W.C. (1999): *"Análisis Multivariante"*. Prentice Hall, Madrid.
- HAMMOND, J.D. y SHILLING, N. (1978): "Some relationships of portfolio theory to the regulation of insurer solidity". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 377-400.
- HARMELINK, P.J. (1974): "Prediction of Best's General Policyholders' Ratings". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 621-632.
- HARRINGTON, S.E. y DANZON, P.M. (1994): "Price Cutting in liability insurance markets". *Journal of Business*, nº 67, págs. 511-538.

- HARRINGTON, S.E. y NELSON, J.M. (1986): "A regression-based methodology for solvency surveillance in the property-liability insurance industry". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 583-605.
- HARRIS, R.J. (1975): "A Primer of Multivariate Statistics". Academic Press, Nueva York.
- HEATH, D.; KASIF, S. y SALZBERG, S. (1993): "Induction of oblique decision trees". *Proceedings of the 13th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, vol. 2, Chambéry, France, págs. 1002-1007.
- HERNÁNDEZ MARCH, J. (2004): "La simulación en el ámbito actuarial: Un caso práctico". *Revista Española de Seguros*, n° 120, págs. 591-601.
- HERRERA, F. y MARTÍNEZ, L. (1999): "An approach for combining linguistic and numerical information based on 2-tuple fuzzy representation model in decision-making". Technical Report #DECSAI-990115. Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. Universidad de Granada.
- HERRERA, F. y MARTÍNEZ, L. (2000): "A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words". *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, vol. 8, n° 6, diciembre, págs. 7-46.
- HERRERA F.; MARTÍNEZ, L. (2001): "A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multigranularity hierarchical linguistic contexts in Multiexpert Decision-Making". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part B: Cybernetics*. En proceso de publicación.
- HERSHBERGER, R.A. y MILLER, R.K. (1986): "The NAIC Information System and the use of economic indicators in predicting insolvencies". *Journal of Insurance Issues and Practices*, págs. 21-43.
- HO, T.K. (1995): "Random Decision Forests". *Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, Montreal, agosto, págs. 278-282.
- HOSMER, D.W. y LEMESHOW, S. (2000): "Applied Logistic Regression". Wiley. Nueva York.
- HUANG, C.-S.; DORSEY, R.E. y BOOSE, M.A. (1994): "Life insurer financial distress prediction: A neural network model". *Journal of Insurance Regulation*, vol. 13, n° 2, invierno, págs. 131-167.
- HUANG, Z.; CHEN, H.; HSU, C.-J.; CHEN, W.-H. y WU, S. (2004) : "Credit rating analysis with SVM and neural networks: a market comparative study". *Decision Support Systems*, n° 37, pp. 543-558.
- HUNT, E.B. (1962): "Concept Learning: An Information Processing Problem". Wiley. Nueva York.
- HUNT, E.B.; MARIN, J. y STONE, P.J. (1966): "Experiments in induction!". Academic Press. Nueva York.
- INTERNATIONAL INSURANCE FOUNDATION (IIF) (2004): "Requerimientos de capital basado en el riesgo para compañías de seguros en Argentina". International Insurance Foundation. Washington, D.C. <http://www.meccon.gov.ar/sssf/bmrbc.htm> (Fecha de consulta: 15/04/2006).
- JENSEN, F.V. (2001): "Bayesian Networks and Decision Graphs". Springer. Nueva York.
- JOHN, G.H.; KOHAVI, R. y PFLEGER, K. (1994): "Irrelevant features and the subset selection problem", *Proceedings of the Eleventh International Conference on Machine Learning*, págs. 121-129.
- JOHN, G.H. y KOHAVI, R. (1995): "Feature subset selection using the wrapper model: overfitting and dynamic search space topology", *Proceedings of the First International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, págs. 192-197.
- JONES, R. (1998): "Enhanced criteria to evaluate European Insurers' Capital Adequacy". London and European Capital Model. Londres., 5 de octubre.
- KAHANE, Y.; TAPIERO, C.S. y JACQUES, L. (1986): "Concepts and trends in the study of insurer's solvency". Incluida en CUMMINS, J.D. y DERRIG, A. (eds.): "Financial Models of Insurance Solvency". Kluwer Academic Publishers. Boston, págs. 219-241.

- KASS, G.V. (1980): "An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data". *Applied Statistics*, vol. 29, nº 2, págs. 119-127.
- KENNY, R. (1967): "Fundamentals of Fire and Casualty Insurance Strength". Kenny Insurance Studies.
- KIM, J.W.; WEISTROFFER, H.R. y REDMOND, R.T. (1993): "Expert systems for bond rating: a comparative analysis of statistical, rule-based and neural network systems". *Expert Systems*, nº 10, págs. 167-188.
- KIM, Y.-D.; ANDERSON, D.R.; AMBURGEY, T.L. y HICKMAN, J.C. (1995): "The use of event history analysis to examine insurer insolvencies". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 62, nº 1, págs. 94-110.
- KIRA, K. y RENDELL, K.A. (1992): "The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm". *Proceedings Ninth Internat. Conference on Artificial Intelligence*, MIT Press, págs. 129-134.
- KITTLER, J. (1986): "Feature Selection and Extraction". Academic Press. Boston.
- KLECKA, W.R. (1980): "Discriminant Analysis". Sage Publishing. Beverly Hills.
- KOHAVI, R. (1995): "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection". *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, Morgan Kaufmann, San Mateo, págs. 1137-1143.
- KOHONEN, T. (1990): "The Self-Organizing Map". *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, nº 9, págs. 1464-1480.
- KOHONEN, T. (1997): "Self Organizing Maps". Springer Verlag. Berlín.
- KOLYSHKINA, I. y BROOKES, R. (2002): "Data mining approaches to modelling insurance risk". Working Paper. PricewaterhouseCoopers, 22 de Octubre.
- KONONENJO, I. (1997): "Non-myopic attribute estimation in regression", *Applied Intelligence*, vol. 7, nº 1, págs. 39-55.
- KWOK, S.W. y CARTER, C. (1990): "Multiple decision trees". Incluido en SCHACHTER, R.D.; LEVITT, T.S.; KANAL, L.N. y LEMMER, J.F. (eds.): "Uncertainty in Artificial Intelligence". Elsevier Science Publishers, págs. 327-335.
- KOZA, J. (1992): "Genetic programming". MIT Press. Cambridge.
- KURKOVÁ, V. (1992): "Kolmogorov's Theorem and Multilayer Neural Networks". *Neural Networks*, vol. 5, págs. 501-506.
- KPMG (2003): "Study into the methodologies to assess the overall financial position of an insurance undertaking from the perspective of prudential supervision". Draft Final Report. Bruselas, 23 de enero.
- KUO, L. y MALLICK, B. (1998): "Variable selection for regression models", *Sankhya B*, nº 60, págs. 65-81.
- KWOK, S.W. y CARTER, C. (1990): "Multiple decision trees". Incluido en SCHACHTER, R.D.; LEVITT, T.; KANAL, L.N. y LEMMER, J.F. (eds.): "Uncertainty in Artificial Intelligence". Elsevier, págs. 327-335.
- KWON, Y.; HAN, I. y LEE, K. (1997): "Ordinal Pairwise Partitioning (OPP) Approach to Neural Networks Training in Bond Rating". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 6, nº 1, págs. 23-40.
- LANGLEY, P. y SAGE, (1997): "Scaling to domains with many irrelevant features". Incluido en GREINER, R. (ed.) "Computational Learning Theory and Natural Learning Systems, vol. 4". MIT Press. Cambridge.
- LARRAMENDI, I.H., de; PARDO, J.A. y CASTELO, J. (1981): "Manual Básico de Seguros". Editorial Mapfre. Madrid.
- LÉVY MANGIN, J.P. y VARELA MALLOU, J. (Dirs.) (2003): "Análisis Multivariable para las Ciencias Sociales". Pearson Prentice Hall. Madrid.

- LEY 30/1995 de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados (BOE de 9 e Noviembre de 1995).
- LEY 34/2003, de 4 de noviembre, de modificación y adaptación a la normativa comunitaria de la legislación de seguros privados.
- LEY Orgánica de los Seguros Privados, 30/95 de 8 de Noviembre. BOE del 9 de Noviembre de 1995.
- LI, J.; TSANG, E.P.K. (2000): "Reducing failures in investments recommendations using genetic programming". *Proceedings of the 6th International Conference on Computing and Economics*, Barcelona, julio.
- LIPPMANN, R.P. (1987): "An introduction to computing with neural nets". *IEEE ASSP Magazine*, abril, págs. 4-23.
- LO, A.W. (1986): "Logit versus discriminant analysis". *Journal of Econometrics*, nº 31, págs. 151-178.
- LÓPEZ HERRERA, D.; MORENO ROJAS, J. y RODRÍGUEZ RODRIGUEZ, P. (1994): "Modelos de previsión del fracaso empresarial: aplicación a entidades de seguros en España". *ESIC MARKET*, abril-junio, págs. 83-125.
- LÓPEZ RUBIO, E.; MUÑOZ PÉREZ, J. y GÓMEZ RUIZ, J. (2004): "A principal component analysis self-organizing map". *Neural Networks*, vol. 17, nº 2, págs. 261-270.
- MacMINN, R.D. y WITT, R.C. (1987): "A financial theory of the insurance firm under uncertainty and regulatory constraints". *Geneva Papers on Risk and Insurance*, nº 12, págs. 3-20.
- MARTÍN DEL BRÍO, B. y SANZ MOLINA, A. (2001): "Redes Neuronales y Sistemas Borrosos". Ra-Ma. Madrid.
- MARTÍN PEÑA, M.L. (1995): "Modelos financiero-empresariales para el análisis de solvencia de la empresa de seguros". *Actualidad Financiera*, vol. 2, págs. 1285-1310.
- MARTÍN PEÑA, M.L.; LEGUEY GALÁN, S. y SÁNCHEZ LÓPEZ, J.M. (1999): "Solvencia y estabilidad financiera en la empresa de seguros: Metodología y evaluación empírica mediante análisis multivariante". *Cuadernos de la Fundación MAPFRE*, nº 49, págs. 1-254.
- MARTÍNEZ, L. (1999): "Un nuevo modelo de representación de información lingüística basado en 2-tuplas para la agregación de preferencias lingüísticas". Tesis Doctoral. Universidad de Granada, julio.
- MARTÍNEZ DE LEJARDA ESPARDUCER, I. (1996): "Forecasting Company Failure: Neural Approach versus Discriminant Analysis. An application to Spanish Insurance Companies of the 80's". Incluido en SIERRA MOLINA, G.J. y BONSON PONTE, E. (eds.): "Intelligent Systems in Accounting and Finance". Huelva, págs. 169-185.
- MARTÍNEZ DE LEJARDA ESPARDUCER, I. (1999): "Previsión del fracaso empresarial mediante redes neuronales: Un estudio comparativo con el análisis discriminante". Incluido en BONSON PONTE (ed.): "Técnicas Inteligentes para la Gestión Empresarial". RA-MA. Madrid.
- MARTÍNEZ MARTÍNEZ, M.A. (1994): "Organización y Estrategia en la Empresa Aseguradora. Un Ejemplo del Sector Asegurador en España". Tesis Doctoral. Universidad de Alcalá de Henares.
- MAYERS, D. y SMITH, C.W. (1981): "Contractual provisions, organizational structure and conflict control in insurance markets". *Journal of Business*, nº 54, págs. 407-434.
- McDONALD, J.B. (1992): "Predicting insurance insolvency using generalized qualitative response models". *Workers' Compensation Insurance: Claims Costs, Prices and Regulation*. Kluwer Academic Press. Boston.

- McNELIS, P.D. (1997): "Neural Networks and Genetic Algorithms: Tools for Forecasting and Risk Analysis in Financial Markets". Working Paper. Georgetown University, diciembre.
- McNELIS, P.D. (2005): "Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market". Elsevier Academic Press. Burlington.
- MILLÁN AGUILAR, A. (2000): "Análisis Contable de Sociedades Aseguradoras". AECA, Madrid.
- MOODY'S INVESTORS SERVICE (1998): "Property and Casualty Insurance and Reinsurance". Moody's Investors Service, Nueva York.
- MORA ENGUIDANOS, A. (1994): "Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, nº 78, enero-marzo, págs. 203-233.
- MORRISON, D.F. (1976): "Multivariate Statistical Methods". McGraw-Hill, Nueva York.
- MURTHY, S.K. (1998): "Automatic construction of decision trees from data: A multidisciplinary survey". *Data Mining and Knowledge Discovery*, nº 2, págs. 345-389.
- NELSON, R.E. (1971): "Attrition among stock companies in the property-liability company exists". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 357-366.
- NTZOUFRAS, I. (1999): "Gibbs Variable Selection using BUGS". Technical Report 64. Department of Statistics. Athens University of Economics and Business.
- NTZOUFRAS, I. (2002): "Gibbs variable selection using BUGS". *Journal of Statistical Software*, vol. 7, nº 7.
- NTZOUFRAS, I.; FORSTER, J.J. y DELLAPORTAS, P. (2000): "Stochastic search variable selection for log-linear models". *Journal of Statistical Computation and Simulation*, nº 68, págs. 23-38.
- O'LEARY, D.E. (1998): "Using neural networks to predict corporate failure". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*, nº 7, págs. 187-197.
- OLSSON, J.S. y OARD, D.W. (2006): "Combining Feature Selectors for Text Classification", *Proceedings of the ACM 15th Conference on Information and Knowledge Management*, Washington D.C., 7-9 noviembre.
- ONTIVEROS, E. y VALERO, F.J. (dir.) (1997): "Sistema Financiero Español: Una Década de Transformaciones". Escuela de Finanzas Aplicadas. Madrid.
- ONTIVEROS, E.; BERGES, A.; MANZANO, D. y VALERO, F.J. (1991): "Mercados Financieros internacionales". Espasa-Calpe, cap. 13.
- OTERO GONZÁLEZ, L.; FERNÁNDEZ LÓPEZ, S. y RODRÍGUEZ SANDIÁS, A. (2005): "Análisis y medición del riesgo financiero en carteras de vida". 1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos, 6-7 Octubre, Barcelona.
- OZA, N.C.; POLIKAR, R.; KITTLER, J. y ROLL, F. (eds.) (2005): "Multiple Classifier Systems. Proceedings of the 6th International Workshop MCS 2005". Springer Verlag. Heidelberg.
- PAWLAK (1991): "Rough Sets. Theoretical Aspects of Reasoning About Data". Kluwer Academic Publishers, Boston.
- PENTIKÄINEN, T. (1982): "Solvency of insurers and equalization reserves. Volume I: Report and General Aspects". Insurance Publishing Company. Helsinki.
- PENTIKÄINEN, T. (1988): "On the solvency of insurers". Incluido en PENTIKÄINEN, T.; TAYLOR, G.C. y BUCHANAN, R. (eds.): "Classical Insurance Solvency Theory". Kluwer Academia Publishers. Boston, págs. 1-48.
- PENTIKÄINEN, T.; BONSDORFF, H.; RANTALA, J.; PESONEN, M. Y RUOHONEN, M. (1989): "Insurance Solvency and Financial Strength". Finnish Insurance Training and Publishing Company. Helsinki.

- PFEFFER, I. (1956): *"Insurance and Economic Theory"*. Irwin Homewood, Illinois.
- PINCHES, G.E. y TRIESCHMANN, J.S. (1974): "The efficiency of alternative models for solvency surveillance in the insurance industry". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 563-577.
- PINCHES, G.E. y TRIESCHMANN, J.S. (1977): "Discriminant analysis, classification results and financially distressed P-L insurers". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 289-298.
- PLATTS, G. y HOWE, I. (1997): "A single European scorecard". *Credit Scoring and Credit Control V Conference*, Management School, Edimburgo.
- POTTIER, S.W. (1997): "Life insurer financial distress, Best's Rating and Financial Ratios". *Journal of Risk and Insurance*, nº 65, págs. 275-288.
- POTTIER, S.W. y SOMMER, D.W. (1998) : "Regulatory stringency and New York Licensed Life Insurers". *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 65, nº 3, págs. 483-500.
- POTTIER, S.W. y SOMMER, D.W. (1999) : "Property-liability insurer financial strength ratings : differences across rating agencies" . *The Journal of Risk and Insurance*, vol. 66, nº 4, págs. 621-642.
- POTTIER, S.W. y SOMMER, D.W. (2003): "Changing Financial Rating Standards in the U.S. Life Insurance Industry" . *Journal of Insurance Regulation*, vol. 22, nº 2, invierno, págs. 19-39.
- QUINLAN, R.S. (1979): "Discovering rules by induction from large collections of examples". Incluido en MICHIE, D. (ed.): *"Expert Systems in the Microelectronic Age"*. Edinburgh University Press. Edimburgo, págs. 168-201.
- QUINLAN, R.S. (1993): *"C4.5. Programs for Machine Learning"*. Morgan Kaufmann. San Mateo.
- RAKOTOMALALA, R. (1997): *"Graphes d'Induction"*. Tesis Doctoral. Université Claude Bernard – Lyon I. Lyon.
- RANTALA, J. (1982): *"Solvency of insurers and equalization reserves. Volume II: Risk theoretical model"*. Insurance Publishing Company. Helsinki.
- REAL DECRETO 1643/1990, de 20 de diciembre, por el que se aprueba el Plan General de Contabilidad (BOE de 27 de diciembre de 1990).
- REAL DECRETO 2014/1997, de 26 de Diciembre, por el que se aprueba el Plan de Contabilidad de las entidades aseguradoras y normas para la formulación de las cuentas de los grupos de entidades aseguradoras (BOE nº 312, de 30 de diciembre de 1997).
- REAL DECRETO 2486/1998, de 20 de noviembre, por el que se aprueba el Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados (BOE de 25 de noviembre de 1998).
- REAL DECRETO 298/2004, de 20 de febrero, por el que se modifica el Plan de contabilidad de las entidades aseguradoras y normas para la formulación de las cuentas de los grupos de entidades aseguradoras, aprobado por el Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre (BOE de 21 de febrero de 2004).
- REAL DECRETO 996/2000, de 2 de junio, por el que se modifican determinados preceptos del Reglamento de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados, aprobado por Real Decreto 2486/1998, de 20 de noviembre, y del plan de contabilidad de las entidades aseguradoras y normas para la formulación de las cuentas de los grupos de entidades aseguradoras, aprobado por Real Decreto 2014/1997, de 26 de diciembre, para adaptarlos a la Directiva 98/78/CE, de 27 de octubre, relativa a la supervisión adicional de las empresas de seguros que formen parte de un grupo de seguros.
- REAL DECRETO LEGISLATIVO 1564/1989, de 22 de diciembre, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Sociedades Anónimas.

- REAL DECRETO LEGISLATIVO 6/2004, de 29 de octubre, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Ordenación y Supervisión de los Seguros Privados. BOE Nº 267, de 05/11/2004).
- REDMAN, T.M. y SCUDELLARI, C.E. (1992): "A new look at evaluating the financial condition of property and casualty insurance and reinsurance companies". Working Paper. Disponible en <http://www.casact.org/pubs/dpp/dpp92/92dpp867.pdf> (Fecha de consulta: 01/02/2005).
- RODRÍGUEZ ACEBES, M.C. (1990): "La Predicción de las Crisis Empresariales. Modelos para el Sector Seguros". Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Valladolid. Valladolid.
- ROW, R. y SIETSMA, J. (1991): "Creating Artificial Neural Networks that Generalize", *Neural Networks*, vol. 4, nº 1, pág. 67-69.
- RUMELHART, D.E.; HINTON, G.E. y WILLIAMS, R.J. (1986): "Learning internal representations by Error Propagation". Incluido en RUMELHART, D.E.; HINTON, G.E. y WILLIAMS, R.J.: "Parallel Distributed Processing. Exploration in the Microstructure of Cognition. Vol 1: Foundations". MIT Press.
- RUMELHART, D.E. y McCLELLAND, J.L., (eds.) (1986): "Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition - Volume 1: Foundation". Bradford Book. MIT Press. Cambridge.
- RUMELHART, D.E. y ZIPSER, D. (1986): "Feature Discovery by Competitive Learning". Incluido en RUMELHART, D.E. y McCLELLAND, J.L. (eds.): "Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition - Volume 1: Foundation". Bradford Book. MIT Press.
- RYANT, J.P.; ARCHER-LOCK, P.R.; CZERNUSZEWICZ, A.J.; GILLOT, N.R.; HINTON, P.H.; IBESON, D.; MALDE, S.A.; PAUL, D. y SHAH, N. (2001): "Financial Condition Assessment". Institute of Actuaries and Faculty of Actuaries, Londres, marzo.
- SAFAVIN, S.R. y LANDGREBE, D. (1991): "A survey of decision tree classifier methodology". *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 21, nº 3, págs. 660-674, mayo/junio.
- SALCEDO SANZ, S.; FERNÁNDEZ VILLACANA, J.L.; SEGOVIA VARGAS, M.J. y BOUSOÑO GALZÓN, C. (2005): "Genetic programming for the prediction of insolvency in non-life insurance companies". *Computers & Operations Research*, nº 32, págs. 749-765.
- SALCEDO SANZ, S.; DEPRADO CUMPLIDO, M.; SEGOVIA VARGAS, M.J.; PEREZ CRUZ, F. y BOUSOÑO CALZÓN, C. (2004): "Feature selection methods involving support vector machines for prediction of insolvency in non-life insurance companies". *Intelligent Systems in Accounting, Business, and Management*, nº 12, págs. 261-281.
- SALFORD SYSTEMS (2001) [en línea]: "Frequently Asked Questions and Answers about TreeNet". Salford Systems. San Diego. <http://www.salfordsystems.com/treenet.php> (Fecha de consulta: 15/12/2003).
- SALFORD SYSTEMS (2004) [en línea]: "Questions and Answers". Salford Systems. San Diego. <http://www.salfordsystems.com/faqrf.php> (Fecha de consulta: 16/04/2004).
- SAMMON, J.W.Jr. (1969): "A nonlinear mapping for data structure analysis". *IEEE Trans. Computer*, nº 18, mayo, págs. 401-409.
- SÁNCHEZ LÓPEZ, J.M.; HERNÁNDEZ MARCH, J. y RAMÍREZ PÉREZ, M.C. (2005): "Métodos de estimación inicial para la probabilidad de muerte a partir de una cartera de pólizas. Una revisión crítica". 1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos, 6-7 Octubre, Barcelona.
- SANCHIS ARELLANO, A. (2000): "Una Aplicación del Análisis Discriminante a la Previsión de la Insolvencia en las Empresas Españolas de Seguros No-Vida". Tesis Doctoral. Universidad Complutense de Madrid.

- SANCHIS ARELLANO, A.; GIL FANA, J.A. y HERAS MARTINEZ, A. (2003): "El análisis discriminante en la previsión de la insolvencia en las empresas de seguros no vida". *Revista Española de Financiera y Contabilidad*, nº 116, enero-marzo, págs. 183-234.
- SARABIA, J.M. (2005): "Modelos de distribuciones de pérdida bidimensionales basados en especificación condicional". *1ª Reunión de Investigación en Seguros y Gestión de Riesgos*, 6-7 Octubre, Barcelona.
- SCHERF, M. y BRAUER, W. (1997): "Feature selection by means of a feature weighting approach". Technical Report No. FKI-221-97. Technische Universität München.
- SEGOVIA VARGAS, M.J.; GIL FANA, J.A.; HERAS MARTÍNEZ, A. y VILAR ZANÓN, J.L. (2003b): "Predicción de Insolvencias con el Método Rough Set". Documento de Trabajo 2003-003. Facultad de CC.EE. y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid.
- SEGOVIA VARGAS, M.J.; GIL FANA, J.A.; HERAS MARTÍNEZ, A.; VILAR ZANÓN, J.L. y SANCHIS ARELLANO, A. (2003a): "Using rouge Sets to Predict Insolvency of Spanish Non-Life Insurance Companies". Documento de Trabajo 2003-002. Facultad de CC.EE. y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid.
- SEGOVIA VARGAS, M.J.; SALCEDO SANZ, S. y BOUSOÑO CALZÓN, C. (2003c): "Prediction of insolvency in non-life insurance companies using support vector machines and genetic algorithms". *X SIGEF Congress in Emergent Solutions for the Information and Knowledge Economy*, León, Octubre.
- SEGOVIA VARGAS, M.J.; SALCEDO SANZ, S. y BOUSOÑO CALZÓN, C. (2004): "Prediction of insolvency in non-life insurance companies using Support Vector Machines, Genetic Algorithms and Simulated Annealing". *Fuzzy Economic Review*, vol. 9, nº 1, págs. 79-94.
- SERRANO CINCA, C. (1996): "Self organizing neural networks for financial diagnosis". *Decision Support Systems*, nº 17, págs. 227-238.
- SERRANO CINCA, C. y APELLÁNIZ GÓMEZ, P. (1995): "Utilidad de la información contable en las calificaciones sobre el riesgo crediticio". Incluido en BROTO RUBIO, J.J. (ed.): "Contabilidad y Finanzas para la Toma de Decisiones". Universidad de Zaragoza. Zaragoza.
- SESTITO, S. y DILLON, T. (1993): "Knowledge acquisition of conjunctive rules using multilayered neural networks". *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 8, págs. 779-805.
- SESTITO, S. y DILLON, T. (1994): "Automated Knowledge Acquisition". Prentice Hall. Nueva York.
- SHAKED, I. (1985): "Measuring prospective probabilities of insolvency: An application to the life insurance industry". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 59-80.
- SHLIEN, S. (1990): "Multiple binary decision tree classifiers". *Pattern Recognition*, vol. 23, nº 7, págs. 757-763.
- SHLIEN, S. (1992): "Multiple binary decision tree classifiers". *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, nº 7, febrero, págs. 757-763.
- STANDARD & POOR'S (2000): "Classic® Rating Database. User Guide". Standard and Poor's, Nueva York.
- STANDARD & POOR'S (2004a): "Standard & Poor's Services. Presentation to ATEL & PRIM". Luxemburgo, 15 de Septiembre.
- STANDARD & POOR'S (2004b): "Property & Casualty Insurance Criteria". Standard & Poor's. Nueva York, Noviembre. http://www2.standardandpoors.com/servlet/Satellite?pagename=sp/sp_article/ArticleTemplate&c=sp_article&cid=1086102101036 (Fecha de consulta: 05/04/2006).
- STANDARD & POOR'S (2005): "Insurance Criteria: Evaluating the Enterprise Risk Management Practices of Insurance Companies". Standard & Poor's. Nueva York, 17 de Octubre.

- STANDARD & POOR'S (2006): "ERM: The New Standard & Practice in Good Corporate Government". Standard & Poor's. Nueva York, 14 de Junio.
- STORK, D. y HASSIBI, B. (1993): "Second order derivatives for network pruning: Optimal Brain Surgeon". Incluido en SEJNOWSKO, T.J.; HINTON, G.E. y TOURETZKY, D.S. (eds.): "Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 5)". Morgan Kaufmann. San Mateo, págs. 164-171.
- SURKAN, A.J. y SINGLETON, J.C. (1990): "Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers". *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, págs. 157-162.
- SURKAN, A.J. y SINGLETON, J.C. (1996): "Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers". Incluido en TRIPPI, R. Y TURBAN, E. (eds.): "Neural Networks in Finance and Investing". Probus Publishing Company. Chicago, págs. 415-433.
- THE MÜLLER GROUP REPORT (1997): "Solvency of insurance undertakings". *Conference of Insurance Authorities of The Member States of The European Union*.
- TRIESCHMANN, J.S. y PINCHES, G.E. (1973): "A multivariate model for predicting financially distressed P-L insurers". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 327-338.
- UTANS, J. y MOODY, J. (1991): "Selecting Neural Network Architectures via the Prediction Risk: Application to Corporate Bond Rating Prediction". *Proceedings of the First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, IEEE Comp. Society Press, Los Alamitos, págs. 35-41.
- VAN DER MEER, R. y SMINK, M. (1993): "Strategies and techniques for asset-liabilities management: An overview". The Geneva Papers on Risk and Insurance.
- VAUGHAN, E.J. (1997): "Risk Management". John Wiley & Sons, Nueva York.
- VENEZIAN, E. (1983): "Risk, return, and rate regulation in the property and liability insurance". *Journal of Risk and Insurance*, págs. 98-124.
- WANG, L.X. y MENDEL, J.M. (1992): "Generating fuzzy rules by learning from examples". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 22, nº 6, págs. 1414-1427.
- WANSLEY, J.W.; GLASCOCK, J.L. y CLAURETIE, T.M. (1992): "Institutional bond pricing and information arrival: the case of bond rating changes". *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 19, nº 5 septiembre, págs. 733-752.
- WHITE, H. (1989): "Learning in Artificial Neural Networks: A Statistical Perspective", *Neural Computation*, nº 1, págs. 425-464.
- WILSON, R.L.; SHARDA, R. (1994): "Bankruptcy prediction using neural networks". *Decision Support Systems*, nº 11, págs. 545-557.
- XU, L.; KRZYZAK, A.; SUEN, C.Y. (1992): "Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 22, nº 3, págs. 418-435.
- ZADEH, L.A. (1965): "Fuzzy Sets". *Information and Control*, nº 8, págs. 338-353.
- ZADEH, L.A. (1973): "A New Approach to the Analysis of Complex Systems". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3, nº 1.
- ZIGHED, D.A. (1985): "Methods et outils pour les processus d'interrogation non arborescents". Tesis Doctoral. Université Claude Bernard - Lyon 1. Lyon.
- ZMIJEWSKI, M.E. (1984): "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models". *Journal of Accounting Research*, vol. 22, suplemento, págs. 59-86.

Capítulo 5

Contraste y validación temporal del estudio empírico

5.1. Contraste temporal y validación de los sistemas de rating

5.2. Resumen final de resultados

Capítulo 5.

CONTRASTE Y VALIDACIÓN TEMPORAL DEL ESTUDIO EMPÍRICO

5.1. Contraste temporal y validación de los sistemas de rating

Si bien se han realizado diversos estudios acerca de los determinantes de los ratings de entidades financieras y de corporaciones industriales, los estudios en el ámbito del sector asegurador son mucho más limitados y, como se ha comentado, no suelen proveer de medidas de desempeño. Además, estas aportaciones analizan un periodo de tiempo determinado, sin estudiar la validez de los resultados para el futuro.

No obstante, según el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea de 2004, los sistemas para la gestión del riesgo de crédito basados en calificaciones deben revisarse a lo largo del tiempo, al objeto de determinar su robustez real para afrontar posibles cambios en el entorno financiero y operativo.

Al objeto de analizar la solidez de los modelos propuestos en esta Memoria, a continuación se lleva a cabo un nuevo análisis basado en 211 nuevas observaciones de empresas aseguradoras europeas, para el periodo de tiempo Mayo'02-Diciembre'03.

Debido a que la bibliografía utilizada coincide con la del Capítulo 4, al contrastarse idénticos modelos, se ha omitido la inclusión de referencias bibliográficas específicas para este Capítulo.

5.1.1. Muestra de validación

5.1.1.1. Características básicas de la muestra

La muestra de validación utilizada considera los ratings tipo “pi” otorgados por Standard & Poor's a entidades aseguradoras de 15 países europeos¹, de acuerdo con la información contenida en la base de datos ClassicDirect®.

Respecto al periodo de tiempo de referencia, se han analizado las calificaciones a fecha 1 de Enero de 2004, incluyendo todos aquellos ratings otorgados por Standard & Poor's entre el 1 de Mayo de 2002 y el 31 de Diciembre de 2003. Cada empresa fue incluida en la muestra una única vez, coincidiendo con el último rating otorgado.

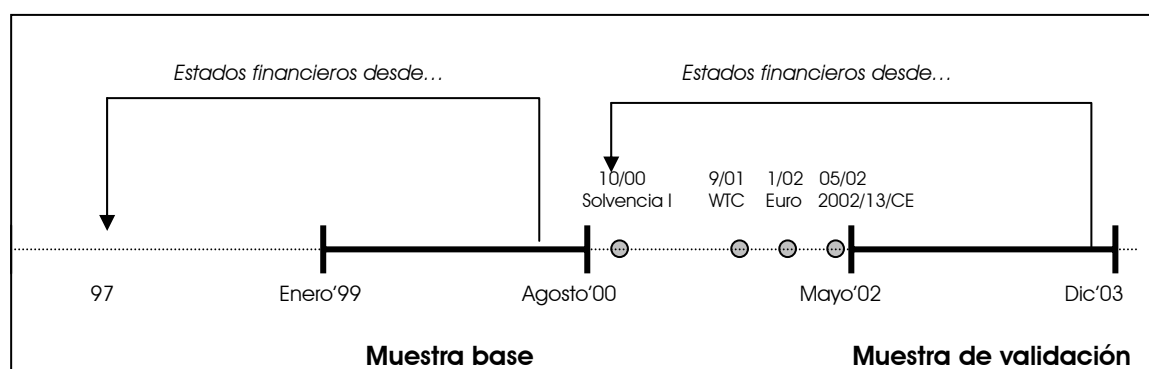
De esta forma, la muestra de validación considera un horizonte temporal de 20 meses, similar a la muestra de aprendizaje. Ahora bien, este periodo no resulta consecutivo respecto a la muestra inicial, sino que existe un espacio intermedio de otros 20 meses no analizado (Septiembre'00 – Abril'02), que ha sido considerado como un periodo “laguna” (“gap”). Las razones para no analizar de forma expresa los ratings

¹ De nuevo, se han considerado los estados miembros antes de la ampliación de mayo de 2004 y enero de 2007; respecto a los nuevos estados, únicamente Polonia, Checoslovaquia, Hungría y Malta presentaban aseguradoras calificadas de oficio por Standard & Poor's en el periodo de tiempo analizado (17 en total).

otorgados en este intervalo de tiempo están relacionadas con los diversos cambios en él acontecidos, entre los que destacan los siguientes (Figura 5.1).

- ✓ Presentación de la Comisión al Parlamento Europeo de las propuestas de modificación de la Directiva relativa al margen de solvencia de las empresas de seguros distintos al de la vida (25 de octubre de 2000), de acuerdo con las conclusiones del proyecto Solvencia I. Esta Directiva fue finalmente aprobada el 5 de marzo de 2002 bajo la denominación de Directiva 2002/13/CE² y representó un refuerzo de los requerimientos de solvencia exigidos por parte de las autoridades.
- ✓ Ataques terroristas al World Trade Center de Nueva York el 11 de septiembre de 2001, que supusieron un quebranto significativo en la solvencia de diversos grupos aseguradores, un deterioro en las condiciones económicas y financieras generales, y un nuevo orden político que ha afectado a la definición del negocio de las entidades aseguradoras (DURAND, 2002).
- ✓ Introducción efectiva del euro el 1/1/2002, con la consiguiente dinamización de los mercados financieros europeos³.

Todos estos cambios, si bien acontecen en este periodo intermedio, aparecen reflejados en los estados financieros asociados con los ratings de la muestra de validación, puesto que ésta considera las Cuentas Anuales de 1, 2, 3 y 4 años antes de la calificación. Por el contrario, si se hubieran analizado las calificaciones del periodo intermedio, se presentarían diferencias respecto a la información contenida en los estados financieros de cada empresa, dado que algunas firmas podrían considerar ya los nuevos acontecimientos, mientras que otras no los tendrían en cuenta; esto podría distorsionar los resultados obtenidos y las conclusiones subsiguientes.



Fuente: Elaboración propia.

Horizonte temporal de las muestras analizadas
Figura 5.1

Esta definición muestral, así como la disponibilidad de datos financieros, ha llevado a seleccionar 211 entidades procedentes de 13 países de la Unión Europea⁴. La

² Ese mismo día se aprobó también la Directiva 2002/12/CE relativa a empresas de seguros de vida.

³ En particular, de los 12 países que accedieron a la "zona euro" (Portugal, España, Francia, Alemania, Italia, Bélgica, Holanda, Irlanda, Finlandia, Luxemburgo, Austria y Grecia).

fecha del rating determina las últimas Cuentas Anuales a utilizar, que en este caso abarcan los ejercicios 2000 (1,42%), 2001 (18,48%), 2002 (78,67%) y 2003 (1,42%) (Tabla 5.1).

País	Total compañías	Fecha último rating	Último estado contable
<i>Alemania</i>	46	2003: 43	2002: 43
		2002: 3	2002: 3
<i>Austria</i>	15	2003: 13	2002: 13
		2002: 2	2002: 2
<i>Bélgica</i>	7	2003: 7	2002: 7
<i>Dinamarca</i>	14	2003: 14	2002: 14
<i>España</i>	15	2003: 14	2002: 7 ; 2001: 7
		2002: 1	2001: 1
<i>Finlandia</i>	8	2003: 8	2002: 6; 2001: 2
<i>Francia</i>	29	2003: 18	2002: 10; 2001: 8
		2002: 11	2002: 5; 2001: 5; 2000: 1
<i>Grecia</i>	0	-	0
<i>Irlanda</i>	4	2003: 3	2002: 2; 2001: 1
		2002: 1	2000: 1
<i>Italia</i>	17	2003: 17	2002: 16; 2001: 1
<i>Luxemburgo</i>	0	-	0
<i>Países Bajos</i>	11	2003: 8	2002: 1; 2001: 7
		2002: 2	2001: 1; 2000: 1
		2001: 1	2001: 1
<i>Portugal</i>	5	2003: 5	2001: 5
<i>Reino Unido</i>	36	2003: 36	2003: 3; 2002: 33
<i>Suecia</i>	4	2003: 4	2002: 4
TOTAL	211	2003: 190	2003: 3; 2002: 156; 2001: 31
		2002: 20	2002: 10; 2001: 7; 2000: 3
		2001: 1	2001: 1

Fuente: Elaboración propia.

Características temporales de la muestra de validación
Tabla 5.1

Al igual que ocurría respecto a la muestra inicial analizada, se observan diferencias respecto al periodo temporal de referencia de los ratings para los distintos países, si bien la mayoría de ellos han sido asignados durante el año 2003 (a excepción de Francia, que presenta un número significativo de ratings otorgados durante 2002).

Por lo que respecta al retraso medio entre el año de referencia de los últimos estados contables de la entidad (fecha de cierre) y el año de elaboración del rating, éste se ha reducido ligeramente respecto a la muestra base, pasando a ser de 1,09 años (frente a los 1,37 del periodo inicial). No obstante, siguen observándose diferencias significativas entre países:

Alemania: 0,93;	Austria: 0,87;	Bélgica: 1,00;
Dinamarca: 1,00;	España: 1,47;	Finlandia: 1,25;
Francia: 1,41;	Irlanda: 1,25;	Italia: 1,06;
Países Bajos: 1,91;	Portugal: 2,00;	Reino Unido: 1,02;
Suecia: 1,00.		

⁴ Luxemburgo y Grecia no disponían de aseguradoras calificadas de oficio para este periodo.

De esta forma, los países centroeuropeos siguen presentando la mayor premura en la elaboración y actualización de ratings (Alemania, Austria, Dinamarca, Bélgica), mientras que los países del Sur se dilatan más en su elaboración (Portugal, España), a excepción de Italia, que ha acertado mucho este periodo. Por su parte, Francia y los Países Bajos han incrementado significativamente su periodo de elaboración de calificaciones crediticias.

La variable dependiente incluye las cinco categorías conocidas (“AA”, “A”, “BBB”, “BB” y “B”), recogándose la distribución entre países en la Tabla 5.2, así como su comparación con la muestra inicial analizada.

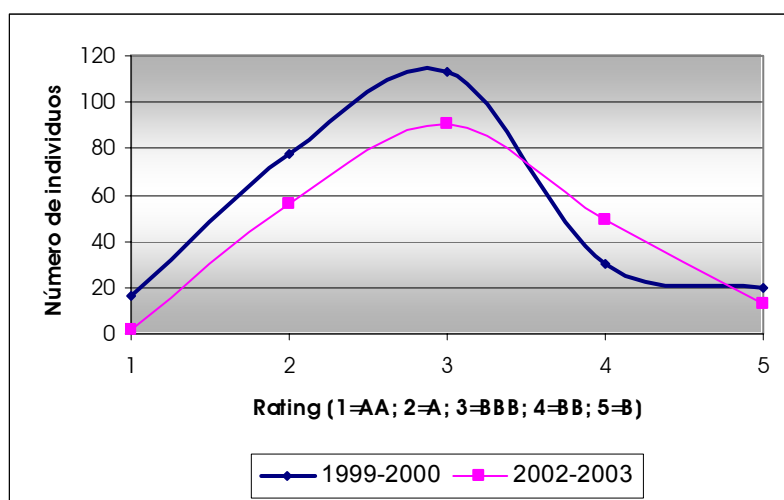
País	AAA	AA (+,-)	A (+,-)	BBB (+,-)	BB (+,-)	B (+,-)	TOTAL
Alemania	0	0	24	16	5	1	46
Austria	0	0	2	6	6	1	15
Bélgica	0	0	1	3	3	0	7
Dinamarca	0	0	1	11	3	0	14
España	0	0	1	8	5	1	15
Finlandia	0	0	2	5	1	1	8
Francia	0	2	8	9	7	3	29
Irlanda	0	0	0	2	2	0	4
Italia	0	0	4	6	6	1	17
Países Bajos	0	0	4	5	1	1	11
Portugal	0	0	0	1	1	3	5
Reino Unido	0	2	8	18	7	1	36
Suecia	0	0	1	1	2	0	4
TOTAL	0	2	56	91	49	13	211
TOTAL (%)	0%	0,95%	26,54%	43,13%	23,22%	6,16%	100,00%
<i>Total (muestra inicial)</i>	<i>0%</i>	<i>6,23%</i>	<i>30,35%</i>	<i>43,97%</i>	<i>11,67%</i>	<i>7,78%</i>	<i>100,00%</i>

Fuente: Elaboración propia.

Distribución de ratings en la muestra de validación
Tabla 5.2

Así, la muestra de validación presenta un empeoramiento en su calificación media, de forma que los ratings más solventes (“AA”, “A”) han disminuido su participación, el rating intermedio “BBB” se ha mantenido, mientras que los ratings menos solventes han incrementado significativamente (“BB”) su cuota (a excepción del rating “B” que ha decrecido ligeramente).

Como consecuencia, se ha producido una modificación de la función de densidad de las distintas calificaciones, como se observa en la Figura 5.2. Esta diferencia afectará a las predicciones realizadas, de acuerdo con los comentados problemas de la “proporcionalidad” (“*proportionality*”) y sesgo de la muestra (“*sample bias*”).



Fuente: Elaboración propia.

Funciones de densidad: Muestra inicial y de validación
Figura 5.2

Si se otorga a cada categoría de rating una ponderación representativa de su riesgo relativo, tal que: AAA=0; AA=1; A=2; BBB=3; BB=4; B=5, puede observarse que el rating medio para la muestra inicial se situaba en 1,84 mientras que el riesgo de crédito medio para la muestra de validación alcanza los 2,07 puntos.

La Tabla 5.3 resume los cambios observados para cada país, observándose que en todos los casos disminuyen las puntuaciones medias, a excepción del caso de Finlandia, que ha sido capaz de mejorar significativamente su calificación crediticia; asimismo, Italia ha mantenido su puntuación en ambos periodos.

	Alem.	Aus.	Bel.	Din.	Esp.	Fin.	Fran.	Irl.	Ital.	P.Bajos	Port.	R.Unido	Sue.
Muestra validación	1,63	2,40	2,29	1,93	2,40	1,75	2,03	2,50	2,24	1,91	3,40	1,92	2,25
Muestra inicial	1,29	1,78	2,18	1,83	1,79	2,40	1,93	2,00	2,24	1,55	2,00	2,04	2,37

Fuente: Elaboración propia.

Ratings medios por países (muestra de validación)
Tabla 5.3

En el horizonte temporal de validación, las compañías alemanas siguen presentado el menor riesgo de crédito, seguidas de las finlandesas, holandesas, las entidades del Reino Unido y las holandesas. Por su parte, las empresas con ratings más débiles se concentran principalmente en Portugal, seguidas de Irlanda, España y Austria. De nuevo, ninguna de las empresas analizadas supera el rating soberano de su país de origen, lo que resulta congruente con la información pública acerca del proceso de elaboración de ratings.

5.1.1.2. Variables del modelo

Por lo que respecta a la definición de las variables explicativas y explicada, dado que se trata de una muestra de validación se han considerado los ratios seleccionados en el periodo inicial, tal que:

① *Variable dependiente:*

Se ha utilizado la variable categórica previamente definida, que relaciona el riesgo asociado a cada rating a través de la siguiente escala ordinal:

- 1: empresas calificadas como AA+, AA o AA- (mínimo riesgo).
- 2: empresas calificadas como A+, A o A-.
- 3: empresas calificadas como BBB+, BBB, o BBB-.
- 4: empresas calificadas como BB+, BB o BB-.
- 5: empresas calificadas como B+, B o B- (máximo riesgo).

Cada categoría incluye todos los posibles modificadores de intensidad asociados con el rating ("+" o "-").

② *Variables independientes:*

Se han considerado los siete ratios económico-financieros previamente seleccionados, relativos a indicadores de liquidez, rentabilidad y dimensión de las entidades aseguradoras.

- Ratios de liquidez: • $2-LIQ1 = \left(\frac{\text{Derechos de cobro (incl. reaseguro)}}{\text{Fondos propios ajustados}} \right)_{media\_2\_últim\_años}$.
- Ratios de rentabilidad: • $RENT8 = \text{RENT7 combinado bianual}$ y
 • $2-RENT8 = (\text{RENT7 combinado bianual})_{media\_2\_últim\_años}$, con
 $RENT7 = \frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Ingresos netos por inversiones}}$.
 • $3-RENT10 = \left(ROE = \frac{\text{Resultado antes de impuestos}}{\text{Fondos propios medios ajustados}} \right)_{media\_3\_últim\_años}$,
 • $3-RENT19 = \frac{\text{Rendimiento operativo de la inversión}}{\text{Activo medio ajustado}}_{media\_3\_últim\_años} = \left(\frac{\text{Resultado por actividades aseguradoras}}{\text{Activo medio ajustado}} \right)_{media\_3\_últim\_años}$.
- Ratios de dimensión: • $DIM2 = \frac{\ln(\text{Activo total ajustado})}{\ln(\text{Activo medio ajustado industria})}$ y
 • $2-DIM2 = \left(\frac{\ln(\text{Activo total ajustado})}{\ln(\text{Activo medio ajustado industria})} \right)_{media\_2\_últim\_años}$.

La Tabla 5.4 recoge las definiciones de cada ratio simple (respecto al primer año), así como su signo y rango, de acuerdo con los estados financieros definidos en la Capítulo 4.

Ratio	Cálculo	Explicación	Signo	Rango
LIQ1	$\frac{A5}{P2.bis}$	Realizable de la empresa respecto a su base de capital. Un ratio alto podría indicar una mala gestión de los derechos de cobro.	-	$(0, \infty)$
RENT8	$\frac{(RI.10_{año\ i} + RI.10_{año\ i-1})}{(RII.1_{año\ i} + RII.1_{año\ i-1})}$	Cifras combinadas de RENT7 para los dos últimos años, al objeto de observar su evolución a medio plazo.	+	$(-\infty, \infty)$
RENT10	$\frac{RIII}{(P2.bis_{año\ i} + P2.bis_{año\ i-1})/2}$	Rentabilidad financiera de la empresa (respecto a accionistas).	+	$(-\infty, \infty)$
RENT19	$\frac{RI.10}{(\sum A_{ajustado\ año\ i} + \sum A_{ajustado\ año\ i-1})/2}$	Rentabilidad económica derivada exclusivamente de la actividad principal de la empresa.	+	$(-\infty, \infty)$
DIM2	$\frac{\ln(\sum A_{ajustado})}{\ln(A_{industria})}$	Aproximación al tamaño relativo de la empresa mediante la consideración de cifras de activo total y logaritmos neperianos (para su suavizado). Se considera como industria el mercado nacional	+	$(0, \infty)$

Fuente: Elaboración propia.

Definición de variables independientes (ratios simples)

Tabla 5.4

A partir de la muestra de validación se ha procedido a aplicar los modelos previos (MDA, logit, redes neuronales artificiales, árboles de decisión, sistemas de decisión y modelos híbridos), al objeto de analizar si su desempeño se ve alterado a lo largo del tiempo. Posteriormente, se ha procedido a reestimar los parámetros de los modelos utilizando la nueva muestra, llevando a cabo diversos contrastes para muestras dependientes, encaminados a determinar si el efecto de un determinado tratamiento (en este caso, el paso del tiempo) es debido o no al azar.

5.1.2. Aplicación de modelos individuales

5.1.2.1. Predicción de resultados I: Modelos estadísticos multivariantes

A continuación se analizan los principales resultados derivados de modelos estadísticos multivariantes.

5.1.2.1.1. Análisis multidiscriminante: según el tamaño de los grupos

Las Tablas 5.5, 5.6, 5.7 y 5.8 resumen las cargas discriminantes, coeficientes de las funciones discriminantes, coeficientes lineales de Fisher y centroides de los grupos estimados para el modelo MDA, considerando el tamaño particular de cada categoría de ratings, tanto respecto al modelo original (muestra inicial) como al modelo reestimado (muestra de validación).

Cargas discriminantes	Función discriminante			
	1	2	3	4
3-RENT10	0,532	-0,738	-0,011	0,415
2-DIM2	0,470	0,507	0,683	-0,236
DIM2	0,466	0,509	0,675	-0,236
3-RENT19	0,541	-0,016	-0,647	0,537
RENT8	0,445	-0,070	-0,615	0,372
2-RENT8	0,375	-0,127	-0,539	0,385
2-LIQ1	-0,452	0,270	0,396	0,753
Cargas discriminantes	Función discriminante			
	1	2	3	4
3-RENT10	0,690	-0,557	-0,226	0,404
2-DIM2	0,533	-0,053	-0,480	0,286
DIM2	0,357	0,016	-0,318	0,132
3-RENT19	0,343	0,363	0,832	0,229
RENT8	0,353	0,367	0,827	0,237
2-RENT8	0,601	0,179	-0,670	0,398
2-LIQ1	-0,559	0,341	-0,017	0,755

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Modelo final ("según el tamaño de los grupos"). Muestra de validación
Tabla 5.5

MODELO ORIGINAL	Función discriminante							
	1		2		3		4	
	No est.	Estand.	No est.	Estand.	No est.	Estand.	No est.	Estand.
2-LIQ1	-0,705	-0,362	0,397	0,204	0,754	0,387	1,629	0,835
2-DIM2	9,884	0,737	6,719	0,501	7,677	0,572	-0,509	-0,038
3-RENT10	2,093	0,362	-5,190	-0,950	3,176	0,550	1,557	0,270
3-RENT19	6,816	0,550	8,291	0,670	-8,850	-0,715	5,771	0,466
Constante	-8,744	No hay	-5,482	No hay	-8,210	No hay	-0,070	No hay
Significación estadística (Chi²)	0,000		0,019		0,603		0,899	
MODELO REESTIMADO	Función discriminante							
	1		2		3		4	
	No est.	Estand.	No est.	Estand.	No est.	Estand.	No est.	Estand.
2-LIQ1	-0,953	-0,581	-0,093	-0,057	0,017	0,010	1,510	0,920
2-DIM2	5,861	0,526	5,511	0,495	7,934	0,713	2,024	0,182
3-RENT10	0,997	0,184	-6,400	-1,180	1,363	0,251	3,661	0,675
3-RENT19	13,316	0,603	22,324	1,011	-15,416	-0,698	-0,564	-0,026
Constante	-4,987	No hay	-4,370	No hay	-7,892	No hay	-2,844	No hay
Significación estadística (Chi²)	0,000		0,000		0,107		0,910	

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Coeficientes de las funciones discriminantes ("según el tamaño de los grupos"). Muestra de validación
Tabla 5.6

MODELO ORIGINAL	Función discriminante				
	1	2	3	4	5
2-LIQ1	1,565	1,640	2,231	3,400	4,412
2-DIM2	205,301	197,302	183,643	173,834	161,271
3-RENT10	15,281	15,700	15,322	13,072	5,139
3-RENT19	46,256	40,917	31,016	20,224	19,327
Constante	-107,806	-98,388	-85,530	-79,495	-71,060
MODELO REESTIMADO	Función discriminante				
	1	2	3	4	5
2-LIQ1	-2,156	-1,150	-0,914	0,048	1,667
2-DIM2	141,726	128,521	120,816	116,449	111,043
3-RENT10	-6,023	-2,582	-1,160	0,446	-11,189
3-RENT19	72,964	56,061	43,763	17,421	30,468
Constante	-80,572	-64,684	-57,156	-54,973	-54,503

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher ("según el tamaño de los grupos").
Muestra de validación
Tabla 5.7

MODELO ORIGINAL	AA	A	BBB	BB	B
Función 1	1,512	1,020	-0,063	-1,356	-2,800
Función 2	0,484	0,145	-0,229	-0,137	0,543
Función 3	0,113	-0,001	-0,059	0,247	-0,125
Función 4	0,023	-0,009	0,003	-0,003	0,000
MODELO REESTIMADO	AA	A	BBB	BB	B
Función 1	1,464	0,816	0,201	-0,778	-2,626
Función 2	1,056	0,257	-0,109	-0,431	1,028
Función 3	0,700	0,082	-0,183	0,214	-0,001
Función 4	0,041	-0,009	0,004	-0,001	-0,002

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Centroides de los grupos ("según el tamaño de los grupos")
Tabla 5.8

Como puede observarse, existen diversas similitudes y diferencias entre los modelos estimados para ambos periodos de tiempo:

✓ En ambos periodos, los coeficientes canónicos identifican como relevantes los ratios 2-LIQ1, 2-DIM2, 3-RENT10 y 3-RENT19. Asimismo, en ambos casos las dos primeras funciones discriminantes resultan estadísticamente significativas para caracterizar los ratings de entidades aseguradoras.

✓ No obstante lo anterior, los coeficientes canónicos estandarizados permiten observar diferencias en la importancia relativa de cada indicador a lo largo del tiempo. Así, respecto a la primera función discriminantes, los ratios 2-DIM2 y 3-RENT10 disminuyen su importancia a lo largo del tiempo, mientras que los cocientes 2-LIQ1 y 3-RENT19 resultan cada vez más relevantes. En cuanto a la segunda función, los ratios de rentabilidad incrementan su peso mientras que el resto de indicadores lo reducen ligeramente (particularmente 2-LIQ1).

✓ El estudio previo se completa con el análisis de las cargas discriminantes, destacando para la primera función los ratios de rentabilidad (3-RENT10 y 3-RENT19 en el primer periodo, 3-RENT10 y 2-RENT8 en el segundo); respecto a la segunda

función, cabe hacer referencia de nuevo el indicador 3-RENT10, acompañado de variables distintas para cada periodo (DIM2 y 2-DIM2 para la muestra inicial y RENT8 y 3-RENT19 para la muestra de valuación). En la tercera función, el análisis se centra en los atributos de dimensión y rentabilidad (destacando los primeros para la muestra inicial y los segundos para la muestra de validación), mientras que la cuarta función está definida principalmente por la variable de liquidez 2-LIQ1. Ahora bien, el análisis de la tercera y cuarta función no resulta estadísticamente significativo.

✓ El estudio de los signos observados para las distintas variables (respecto a los coeficientes canónicos) resulta coherente con los conocimientos de Teoría Económica, particularmente por lo que respecta a la primera función, en la que todos los atributos presentan signo positivo a excepción de 2-LIQ1; esta situación se repite para ambos periodos de tiempo. Respecto al resto de funciones discriminantes, no existen resultados destacables en ninguno de los dos periodos.

✓ Por último, el análisis de los centroides para cada grupo permite observar diversas similitudes entre periodos. Así, la variable 2-LIQ1 se incrementa a medida que se reduce el rating (funciones 1 a 4), mientras que las variables 2-DIM2 y 3-RENT19 disminuyen. Respecto al ratio 3-RENT10, su comportamiento resulta más errático.

La aplicación de ambos modelos a la muestra de validación ha generado las matrices de clasificación que se recogen en la Tabla 5.9. El modelo reestimado obtiene un mejor desempeño que el inicial, tanto por lo que respecta a los resultados iniciales (60,19% vs. 47,87%) como al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” (95,73% vs. 92,89%).

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	MDA (según tamaño de los grupos)						MDA AJUSTADO (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	40	16	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	38	52	0	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	10	36	2	1	49	0	10	-	39	-	49
B	0	2	3	0	7	12	0	2	3	-	7	12
Total	0	94	107	2	8	211	4	68	93	39	7	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	MDA (según tamaño de los grupos)						MDA AJUSTADO (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	35	20	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	16	68	6	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	4	24	19	2	49	0	4	-	45	-	49
B	0	0	4	3	5	12	0	0	4	-	8	12
Total	0	59	116	29	7	211	0	59	54	91	7	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – MDA (“según el tamaño de los grupos”). Muestra de validación
Tabla 5.9

Así, el modelo MDA original aplicado sobre la muestra de validación sigue generando una tasa de error elevada (52,1%), no siendo capaz de reconocer la categoría "AA" de la muestra y presentando muchas dificultades para caracterizar la categoría "BB". Por lo que respecta a la variante "predicho $\pm$ 1 categoría" la situación mejora significativamente, situándose el porcentaje de error en el 7,11%, si bien en este caso la precisión del modelo disminuye.

En cuanto al modelo reestimado, las dificultades de predicción siguen concentrándose en las clases menos numerosas ("AA", "B"), si bien la categoría "BB" presenta un porcentaje de aciertos más elevado, consecuencia de su mayor peso específico en la muestra de validación.

Finalmente, al objeto de facilitar los análisis comparativos, la Tabla 5.10 resume las tasas de error estimadas para el modelo original y la muestra inicial, así como la capacidad predictiva realmente observada respecto a la muestra de validación (modelo original, red causal del modelo original y modelo reestimado).

Por último, se incluyen los contrastes del test del signo (que analiza si las diferencias en los resultados antes y después del paso del tiempo son estadísticamente significativas), test de rangos apareados de Wilcoxon (que contrasta si los individuos han sido tomados de poblaciones con igual mediana) y prueba de homogeneidad marginal (extensión del test de McNemar para muestras no dicotómicas que analiza si las diferencias entre los grupos son debidas al azar).

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial Red causal	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,412	0,438	0,440	0,521	0,327	0,398
Error tipo 1	1,000	0,996	0,996	1,000	0,000	1,000
Tipo 1.2	1,000	0,945	0,941	1,000	0,000	1,000
Tipo 1.3	0,000	0,051	0,055	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,359	0,387	0,389	0,286	0,286	0,375
Tipo 2.1	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,359	0,382	0,383	0,286	0,286	0,357
Tipo 2.4	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,018
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,248	0,270	0,272	0,422	0,422	0,244
Tipo 3.1	0,000	0,003	0,003	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,195	0,208	0,209	0,422	0,422	0,178
Tipo 3.4	0,044	0,042	0,042	0,000	0,000	0,066
Tipo 3.5	0,009	0,017	0,018	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,900	0,877	0,875	0,959	0,204	0,613
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,032	0,032	0,204	0,204	0,082
Tipo 4.3	0,733	0,720	0,719	0,735	0,000	0,490
Tipo 4.5	0,133	0,124	0,124	0,002	0,000	0,041
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,350	0,447	0,453	0,417	0,417	0,583
Tipo 5.1	0,000	0,011	0,011	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,004	0,005	0,167	0,167	0,000
Tipo 5.3	0,250	0,251	0,251	0,250	0,250	0,333
Tipo 5.4	0,100	0,180	0,185	0,000	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia.

Análisis MDA: Error cometido ("según el tamaño de los grupos"). Muestra de validación
Tabla 5.10

De esta forma, la aplicación del modelo original a la muestra de validación genera una tasa de error muy elevada, próxima al 50%, incrementándose el error en más de 10 puntos porcentuales respecto a la muestra inicial; no obstante, la red causal reduce la tasa de error hasta el 32,7%⁵. Por lo que respecta a la distribución del error por categorías, los ratings “AA” y “B” obtienen cifras próximas a las estimadas en el primer periodo, el rating “A” mejora ligeramente, mientras que los ratings “BBB” y “BB” empeoran su desempeño.

El modelo reestimado reduce ligeramente el error cometido total, situándose en tasas próximas al 40%; no obstante, los errores parciales sí se han modificado bastante, de forma que las categorías “A” y “B” resultan mucho más complejas de predecir, mientras que la clase “B” ha incrementado mucho su porcentaje de aciertos. De esta forma, aunque las diferencias en el error total son poco relevantes, las diferencias para cada individuo sí resultan estadísticamente significativas, tal como recogen los estadísticos analizados.

5.1.2.1.2. Análisis multidiscriminante: todos los grupos iguales

A partir de la hipótesis que considera la presencia del mismo número de individuos en cada clase, la Tabla 5.11 recoge los cambios en el término independiente de los coeficientes lineales de Fisher, para los modelos original y reestimado.

MODELO ORIGINAL	Función discriminante				
	1	2	3	4	5
2-LIQ1	1,565	1,640	2,231	3,400	4,412
2-DIM2	205,301	197,302	183,643	173,834	161,271
3-RENT10	15,281	15,700	15,322	13,072	5,139
3-RENT19	46,256	40,917	31,016	20,224	19,327
Constante	-106,369	-98,805	-86,317	-78,956	-70,116
MODELO REESTIMADO	Función discriminante				
	1	2	3	4	5
2-LIQ1	-2,156	-1,550	-0,914	0,048	1,667
2-DIM2	141,726	128,521	120,816	116,449	111,043
3-RENT10	-6,023	-2,582	-1,160	0,446	-11,189
3-RENT19	72,964	56,061	43,763	17,421	30,468
Constante	-78,215	-64,967	-57,913	-55,123	-53,245

Fuente: Elaboración propia. SPSS

Análisis MDA: Coeficientes lineales de Fisher (“todos los grupos iguales”). Muestra de validación

Tabla 5.11

El análisis de los coeficientes no permite llegar a conclusiones claras respecto a cada modelo, por lo que la Tabla 5.12 resume las matrices de clasificación obtenidas para la muestra de validación.

⁵ Si bien la red causal genera una tasa del error de tan sólo el 26,9% para el primer periodo analizado.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	MDA (todos los grupos iguales)						MDA AJUSTADO (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	30	17	9	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	26	23	39	2	0	90	26	-	64	-	0	90
BB	8	8	20	9	4	49	8	8	-	33	-	49
B	1	1	2	0	8	12	1	1	2	-	8	12
Total	69	49	70	11	12	211	39	65	66	33	8	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	MDA (todos los grupos iguales)						MDA AJUSTADO (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	3	1	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	13	26	15	2	0	56	-	54	-	2	0	56
BBB	7	22	42	19	0	90	7	-	83	-	0	90
BB	4	3	12	28	2	49	4	3	-	42	-	49
B	0	0	0	5	7	12	0	0	0	-	12	12
Total	27	52	69	54	9	211	15	57	83	44	12	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - MDA ("*todos los grupos iguales*"). Muestra de validación Tabla 5.12

De nuevo, la consideración de grupos de idéntico tamaño empeora los porcentajes de acierto obtenidos, tanto respecto al modelo original (36,5% para los resultados iniciales y 78,19% para el ajuste "predicho ± 1 categoría") como en cuanto al modelo reestimado (50,2% para los resultados iniciales y 92,4% para el ajuste "predicho ± 1 categoría"). Por el contrario, las categorías menos numerosas mejoran su desempeño ("AA", "BB", "B"), si bien a costa de un mayor error en la clasificación de los ratings más habituales.

Por su parte, las predicciones obtenidas a partir del modelo original resultan muy poco eficaces (Tabla 5.13), con una tasa media de error superior al 63% y problemas muy importantes en la caracterización de los ratings más numerosos ("A", "BBB"). Respecto al periodo inicial, el incremento de la tasa de error se aproxima a los 14 puntos porcentuales, por lo que esta variante no puede considerarse una solución eficaz del problema para los años 2002-2003.

Respecto al modelo reestimado, el error predicho coincide con el error aparente del momento inicial, situándose en el 49,8%, si bien de nuevo surgen diferencias en la distribución de las categorías, tal que los ratings "AA", "A" y "BBB" mejoran ligeramente su porcentaje de predicción correcta, mientras que las clases "BB" y "B" resultan más complejas de caracterizar. Los contrastes realizados informan de la existencia de diferencias estadísticamente significativas entre los resultados para los distintos momentos de tiempo, lo que resulta congruente con las recomendaciones formuladas en los Acuerdos de Basilea II y Solvencia II respecto a la necesidad de reajustar los parámetros de los modelos de forma periódica.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,498	0,531	0,534	0,635		0,498
Error tipo 1	0,313	0,389	0,396	0,000		0,250
Tipo 1.2	0,313	0,389	0,396	0,000		0,250
Tipo 1.3	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 2	0,564	0,582	0,582	0,697		0,536
Tipo 2.1	0,320	0,330	0,331	0,536		0,232
Tipo 2.3	0,231	0,238	0,239	0,161		0,268
Tipo 2.4	0,013	0,013	0,013	0,000		0,036
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,001	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 3	0,540	0,539	0,539	0,567		0,533
Tipo 3.1	0,088	0,088	0,089	0,289	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,078
Tipo 3.2	0,221	0,233	0,234	0,256		0,244
Tipo 3.4	0,221	0,190	0,187	0,002		0,211
Tipo 3.5	0,009	0,026	0,028	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 4	0,367	0,497	0,510	0,816		0,429
Tipo 4.1	0,033	0,030	0,030	0,163		0,082
Tipo 4.2	0,033	0,032	0,032	0,163		0,061
Tipo 4.3	0,167	0,277	0,300	0,408		0,245
Tipo 4.5	0,133	0,146	0,147	0,082		0,041
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 5	0,350	0,437	0,444	0,333		0,417
Tipo 5.1	0,000	0,017	0,018	0,083		0,000
Tipo 5.2	0,050	0,024	0,022	0,083		0,000
Tipo 5.3	0,050	0,071	0,073	0,167		0,000
Tipo 5.4	0,250	0,324	0,330	0,000		0,417
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia.

Análisis MDA: Error cometido ("todos los grupos iguales"). Muestra de validación

Tabla 5.13

5.1.2.1.3. Análisis logit: multinomial

Centrando el análisis en el modelo logit multinomial, la Tabla 5.14 resume los coeficientes calculados mediante SPSS® para el modelo original y el modelo reestimado.

F	Variable	MODELO ORIGINAL				MODELO REESTIMADO			
		Coeficientes logísticos		Significación estadística individual		Coeficientes logísticos		Significación estadística individual	
		β_i	SE(β_i)	Wald	Sig.	β_i	SE(β_i)	Wald	Sig.
1	RENT8	-0,768	1,219	0,397	0,529	-77,548	5678,618	0,000	0,980
	DIM2	19,912	60,497	0,108	0,742	-17000,300	868495,153	0,000	0,989
	2-LIQ1	-3,560	1,963	3,288	0,070	-169,502	6483,148	0,001	0,984
	2-RENT8	-0,025	0,731	0,001	0,973	71,477	8695,953	0,000	0,979
	2-DIM2	30,409	61,583	0,244	0,621	18504,021	925874,379	0,000	0,993
	3-RENT10	14,182	4,805	8,710	0,003	-54,185	25287,073	0,000	0,984
	3-RENT19	34,920	12,335	8,015	0,005	2135,178	0,000	-	0,998
2	Constante	-45,480	7,628	33,226	0,000	-1679,478	67237,634	0,001	0,980
	RENT8	-0,924	0,815	1,284	0,257	-0,277	0,672	0,170	0,680
	DIM2	25,797	49,629	0,270	0,603	-3,049	64,924	0,002	0,963
	2-LIQ1	-2,767	0,936	8,731	0,003	-4,308	1,019	17,885	0,000
	2-RENT8	-0,211	0,581	0,132	0,716	0,817	0,934	0,766	0,382
	2-DIM2	10,383	50,850	0,042	0,838	22,559	64,570	0,122	0,727
	3-RENT10	14,376	3,860	13,869	0,000	9,584	4,213	5,174	0,023
	3-RENT19	28,133	8,871	10,057	0,002	28,086	18,340	2,345	0,126
	Constante	-30,068	5,524	35,364	0,000	-14,275	4,850	8,663	0,003

Análisis logit multinomial. Muestra de validación

Tabla 5.14 (I)

F	Variable	MODELO ORIGINAL				MODELO REESTIMADO			
		Coeficientes logísticos		Significación estadística individual		Coeficientes logísticos		Significación estadística individual	
		β_i	SE(β_i)	Wald	Sig.	β_i	SE(β_i)	Wald	Sig.
3	RENT8	-1,125	0,676	2,766	0,096	-0,515	0,419	1,508	0,219
	DIM2	17,796	47,519	0,140	0,708	11,341	60,355	0,035	0,851
	2-LIQ1	-1,318	0,472	7,785	0,005	-1,966	0,587	11,225	0,001
	2-RENT8	-0,096	0,537	0,032	0,859	0,947	0,717	1,744	0,187
	2-DIM2	2,182	48,610	0,002	0,964	-1,834	59,930	0,001	0,976
	3-RENT10	10,980	3,421	10,300	0,001	9,725	3,806	6,528	0,011
	3-RENT19	17,575	7,536	5,439	0,020	13,885	15,173	0,837	0,360
	Constante	-14,598	4,672	16,176	0,000	-4,829	4,413	1,197	0,274
4	RENT8	-1,042	0,705	2,186	0,139	0,224	0,322	0,482	0,488
	DIM2	57,991	49,247	1,387	0,239	20,234	55,796	0,132	0,717
	2-LIQ1	-0,826	0,428	3,720	0,054	-0,444	0,443	1,007	0,316
	2-RENT8	-0,859	0,696	1,524	0,217	-0,394	0,554	0,505	0,477
	2-DIM2	-46,569	50,322	0,856	0,355	-15,667	55,270	0,080	0,777
	3-RENT10	3,166	1,701	3,467	0,063	8,123	3,114	6,806	0,009
	3-RENT19	14,081	6,541	4,634	0,031	-6,471	11,898	0,296	0,587
	Constante	-8,818	4,375	2,563	0,109	-2,426	4,189	0,335	0,562
Significación estadística global		Chi ²	49,049			191,104			
		Sig.	0,000			0,000			

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Nota: La categoría de referencia es 5.

En negrita se recogen los coeficientes significativos para un nivel de significación $\alpha=0,05$.

Análisis logit multinomial. Muestra de validación Tabla 5.14 (y II)

De acuerdo con la Tabla 5.14, existen diversas diferencias entre los modelos susceptibles de destacarse:

✓ Los resultados obtenidos con el análisis logit multinomial resultan globalmente significativos, según el contraste Chi-cuadrado.

✓ Si se compara el análisis logit multinomial con los resultados derivados del MDA puede observarse una coincidencia en la mayoría de las variables consideradas como relevantes; durante el primer periodo, los ratios 2-LIQ1, 3-RENT10 y 3-RENT19 se consideran significativos en ambos modelos; en el segundo periodo, sólo los indicadores 2-LIQ1 y 3-RENT10 se repiten en ambos casos (segunda, tercera y cuarta funciones discriminantes).

✓ El signo asociado con los atributos identificados como relevantes resulta coherente con los conocimientos de Teoría Económica, tanto respecto a la muestra inicial (positivos para 3-RENT10 y 3-RENT19 y negativos para 2-LIQ1) como en cuanto a la muestra de validación (positivo para 3-RENT10 y negativo para 2-LIQ1).

✓ El análisis del modelo reestimado permite observar que la primera función discriminante no resulta significativa para la caracterización de la muestra, esto es, el modelo encuentra muchas dificultades para caracterizar el rating "AA".

Por su parte, la Tabla 5.15 resume el desempeño obtenido por el modelo logit multinomial para la muestra de validación, considerando la formulación original y la reajustada, así como los resultados originales y la variante "predicho $\pm$ 1 categoría".

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	LOGIT MULTINOMIAL						LOGIT AJUSTADO (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	2	2	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	5	35	16	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	36	48	4	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	0	7	21	18	3	49	0	7	-	42	-	49
B	0	0	3	7	2	12	0	0	3	-	9	12
Total	7	80	88	29	7	211	4	63	91	42	11	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	LOGIT MULTINOMIAL						LOGIT AJUSTADO (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	29	24	3	0	56	-	53	-	3	0	56
BBB	0	15	67	8	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	3	13	32	1	49	0	3	-	46	-	49
B	0	0	3	3	6	12	0	0	3	-	9	12
Total	4	47	107	46	7	211	4	56	93	49	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Logit multinomial. Muestra de validación
Tabla 5.15

La aplicación del modelo logit multinomial a la muestra de validación permite alcanzar un porcentaje de aciertos del 49,76% (94,31% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”), ligeramente superior al derivado del modelo MDA “según el tamaño de los grupos”. De nuevo los mayores desempeños se concentran en las categorías más numerosas, mientras que las clases con un menor número de individuos (“AA”, “BB”, “B”) presentan un porcentaje de aciertos igual o inferior al 50%.

Como era de esperar, el modelo reestimado a partir de la nueva muestra obtiene un porcentaje de aciertos superior, situándose en el 65,40% para los resultados iniciales y en el 95,73% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”. De esta forma, la mejora con respecto al modelo inicial es significativa (superior a 15 puntos porcentuales), observándose diferencias entre las distintas categorías (mejoras para los ratings “AA”, “BBB” y “B”, empeoramientos para la calificación “A”).

La Tabla 5.16 recoge los porcentajes de error obtenidos por cada modelo respecto a las distintas muestras y variantes analizadas.

Como puede observarse, la aplicación del modelo logit multinomial genera un porcentaje de error próximo al 50%, similar al predicho por la variante 0.632+ para el primer periodo analizado, por lo que tampoco constituye una alternativa particularmente eficaz para el estudio de los ratings del periodo 2002-2003.

De nuevo las calificaciones “BB” y “B” son las que presentan más dificultades para su caracterización, mientras que los ratings más numerosos (“A”, “BBB”) presentan tasas de error superiores al 37%.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,397	0,458	0,467	0,502		0,346
Error tipo 1	0,938	0,959	0,963	0,500		0,000
Tipo 1.2	0,938	0,922	0,920	0,500		0,000
Tipo 1.3	0,000	0,037	0,043	0,000		0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 2	0,359	0,389	0,394	0,375		0,483
Tipo 2.1	0,026	0,045	0,048	0,089		0,000
Tipo 2.3	0,333	0,343	0,345	0,286		0,429
Tipo 2.4	0,000	0,001	0,001	0,000		0,054
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 3	0,257	0,316	0,326	0,467		0,256
Tipo 3.1	0,000	0,006	0,007	0,000	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,000
Tipo 3.2	0,212	0,225	0,227	0,400		0,167
Tipo 3.4	0,018	0,053	0,059	0,044		0,089
Tipo 3.5	0,027	0,031	0,032	0,022		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 4	0,733	0,769	0,775	0,633		0,346
Tipo 4.1	0,000	0,003	0,004	0,000		0,000
Tipo 4.2	0,033	0,029	0,028	0,143		0,061
Tipo 4.3	0,633	0,632	0,632	0,429		0,265
Tipo 4.5	0,067	0,106	0,112	0,061		0,020
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 5	0,400	0,472	0,484	0,833		0,500
Tipo 5.1	0,000	0,009	0,010	0,000		0,000
Tipo 5.2	0,000	0,004	0,005	0,000		0,000
Tipo 5.3	0,200	0,201	0,202	0,250		0,250
Tipo 5.4	0,200	0,258	0,267	0,583		0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia.

Análisis logit multinomial: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.16

Por su parte, el modelo reestimado reduce significativamente los porcentajes de error, situando el porcentaje total en el 35%, ligeramente inferior al error aparente del modelo inicial, si bien de nuevo las diferencias aparecen respecto a las categorías parciales (incrementos en los ratings “A” y “B”, reducciones en las clases “AA” y “BB”, status quo en la categoría “BBB”). De nuevo los contrastes realizados permiten observar que las diferencias entre periodos resultan estadísticamente significativas, esto es, las predicciones para los individuos difieren mucho entre sí.

5.1.2.1.4. Análisis logit: ordinal u ordenado

La consideración de un modelo logit ordenado ha generado los coeficientes que se recogen en la Tabla 5.17, tanto para el modelo inicial como para el reestimado.

Variable	Coeficientes logísticos		Significación estadística individual		Coeficientes logísticos		Significación estadística individual	
	β_i	SE(β_i)	Wald	Sig.	β_i	SE(β_i)	Wald	Sig.
Umbral Y=1	-17,743	1,888	88,297	0,000	-13,099	1,688	60,209	0,000
Umbral Y=2	-14,826	1,803	67,617	0,000	-9,486	1,546	37,665	0,000
Umbral Y=3	-11,334	1,664	46,407	0,000	-6,814	1,471	21,459	0,000
Umbral Y=4	-9,358	1,630	32,974	0,000	-3,571	1,454	6,029	0,014
RENT8	0,004	0,345	0,000	0,991	0,196	0,124	2,495	0,114
DIM2	2,187	14,636	0,022	0,881	27,979	20,478	1,867	0,172
2-LIQ1	0,924	0,260	12,679	0,000	1,629	0,298	29,862	0,000
2-RENT8	-0,043	0,245	0,031	0,860	-0,479	0,253	3,599	0,058
2-DIM2	-17,696	14,924	1,406	0,236	-37,395	20,508	3,325	0,068
3-RENT10	-2,710	1,106	6,002	0,014	-2,131	1,442	2,184	0,139
3-RENT19	-11,759	3,216	13,366	0,000	-10,718	6,309	2,886	0,089
Significación estadística global	Chi²	201,163			921,000			
	Sig.	0,000			0,018			

Fuente: Elaboración propia. SPSS.

Nota: La categoría de referencia es 5.

Análisis logit ordinal. Muestra de validación

Tabla 5.17

De nuevo, los resultados obtenidos por el modelo ordenado resultan bastante similares a los conseguidos por el modelo multinomial, tanto para el modelo original como para el modelo reestimado. El signo asociado con cada atributo resulta coherente con los conocimientos previos de Teoría Económica.

La Tabla 5.18 resume las matrices de clasificación asociadas con la muestra de validación para cada modelo, incluyendo el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
	LOGIT ORDINAL						LOGIT ORDINAL (Predicho $\pm$ 1)					
Rating real	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	3	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	3	36	17	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	36	48	4	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	0	7	37	4	1	49	0	7	-	42	-	49
B	0	1	4	2	5	12	0	1	4	-	7	12
Total	4	83	106	10	8	211	16	86	92	42	9	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
	LOGIT ORDINAL						LOGIT ORDINAL (Predicho $\pm$ 1)					
Rating real	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	30	26	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	15	67	8	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	2	21	24	2	49	0	2	-	47	-	49
B	0	0	3	3	6	12	0	0	3	-	9	12
Total	0	51	117	35	8	211	4	58	93	47	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Logit ordinal. Muestra de validación

Tabla 5.18

Como puede observarse, el porcentaje correcto de clasificación derivado del modelo original resulta ligeramente inferior al obtenido con el modelo multinomial, tanto respecto a los resultados iniciales (44,54%) como en cuanto al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” (93,36%), si bien las diferencias son poco significativas.

En cuanto al modelo reestimado, el porcentaje correcto de clasificación se ha incrementado hasta alcanzar el 60,2% (resultados iniciales) y el 97,63% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”. Asimismo, las diferencias son significativas entre clases, mejorando las categorías “BBB” y “B” pero empeorando los ratings “AA” y “A”.

Por su parte, la Tabla 5.19 resume los porcentajes de error observados para las distintas muestras y modelos analizados (incluyendo la red causal definida en el primer periodo).

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,416	0,451	0,454	0,555	0,337	0,398
Error tipo 1	0,938	0,917	0,915	0,750	0,000	1,000
Tipo 1.2	0,938	0,891	0,887	0,750	0,000	1,000
Tipo 1.3	0,000	0,025	0,027	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,372	0,374	0,377	0,358	0,304	0,464
Tipo 2.1	0,026	0,025	0,025	0,054	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,346	0,351	0,351	0,304	0,304	0,464
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,292	0,301	0,302	0,467	0,467	0,256
Tipo 3.1	0,018	0,012	0,012	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,168	0,200	0,203	0,400	0,400	0,167
Tipo 3.4	0,106	0,080	0,077	0,044	0,044	0,089
Tipo 3.5	0,000	0,009	0,010	0,022	0,022	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,633	0,764	0,776	0,918	0,143	0,510
Tipo 4.1	0,000	0,007	0,008	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,015	0,016	0,143	0,143	0,041
Tipo 4.3	0,533	0,623	0,631	0,755	0,000	0,429
Tipo 4.5	0,100	0,120	0,121	0,020	0,000	0,041
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,550	0,513	0,509	0,583	0,416	0,500
Tipo 5.1	0,050	0,034	0,033	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,013	0,014	0,083	0,083	0,000
Tipo 5.3	0,100	0,182	0,189	0,333	0,333	0,250
Tipo 5.4	0,400	0,284	0,274	0,167	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia.

Análisis logit ordinal: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.19

De esta forma, la aplicación del modelo original respecto a la muestra de validación genera un incremento en la tasa de error de 12 puntos porcentuales, que se reducen a 8 si se considera la red causal⁶. De nuevo las clases menos numerosas acumulan las principales tasas de error (“AA”, “BB” y “B”).

El análisis del modelo reestimado permite observar que el error total obtenido coincide con el error aparente del primer periodo (próximo al 42%), mejorando en

⁶ No obstante, respecto al primer periodo la red causal reducía el error cometido hasta el 26,2%.

relación con los resultados obtenidos para la muestra de validación respecto al modelo original (error del 49%). De nuevo las diferencias son significativas entre clases, particularmente respecto a los ratings “AA”, “BBB” y “B”, lo que hace que los distintos contrastes realizados permitan rechazar la hipótesis nula de igualdad en las distribuciones de los resultados para ambos periodos.

5.1.2.2. Predicción de resultados II: Análisis avanzado mediante Aprendizaje Máquina

Una vez estudiada la capacidad predictiva de los modelos estadísticos, a continuación se analiza la robustez de los diversos modelos basados en Aprendizaje Máquina, esto es, Redes Neuronales Artificiales o RNAs (hacia delante y autoorganizadas), árboles de decisión (individuales y bosques) y sistemas de decisión basados en reglas (borrosos y lingüísticos).

5.1.2.2.1. Redes neuronales hacia delante: Perceptrón Multicapa

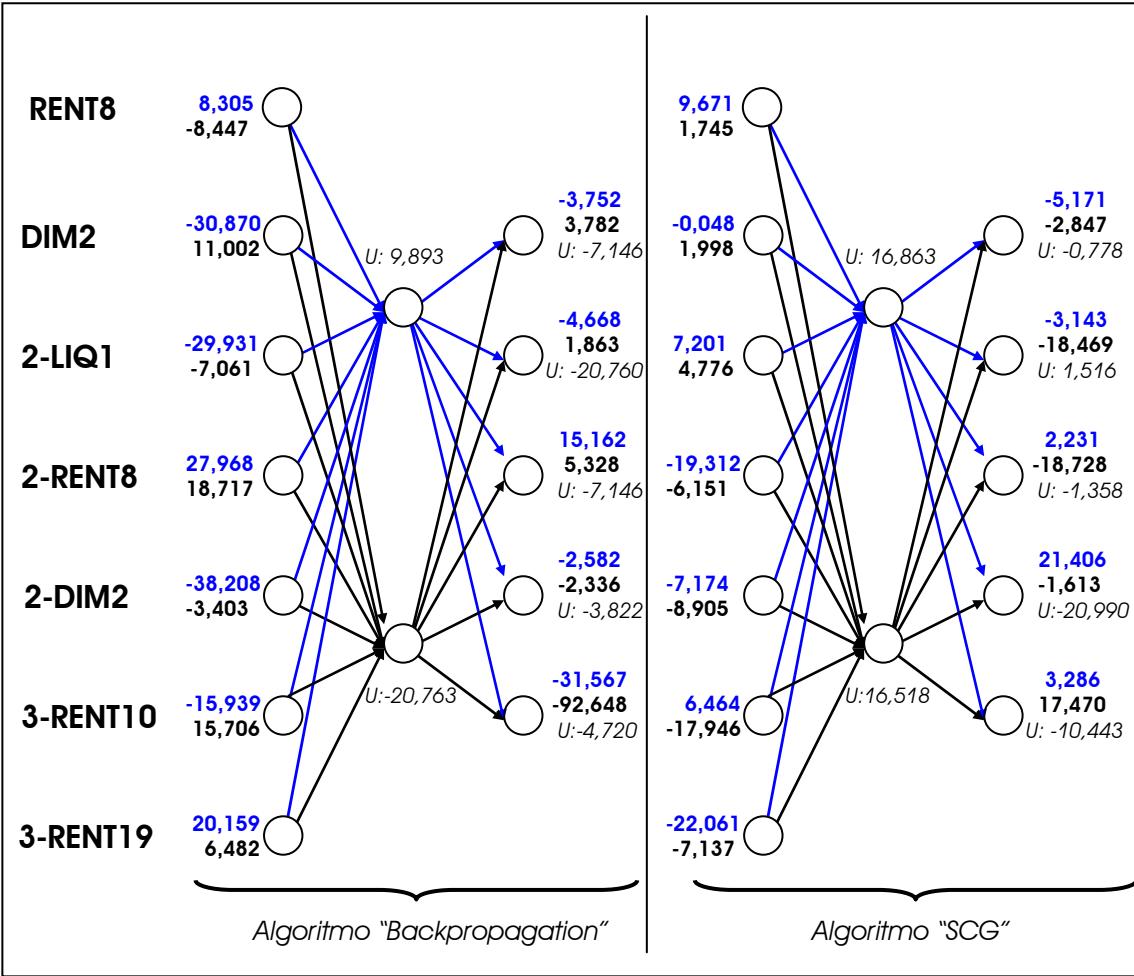
Por lo que respecta a la aplicación de redes neuronales tipo Perceptrón Multicapa para el análisis de los ratings de entidades aseguradoras, se han considerado los dos algoritmos previamente presentados (“*backpropagation*” y “*Scaled Conjugate Gradient*”) así como la formulación de redes totales e individuales con la siguiente arquitectura:

✓ *Red total*: $7 \times 2 \times 5$.

✓ *Redes individuales* (cada una): $7 \times 2 \times 1$.

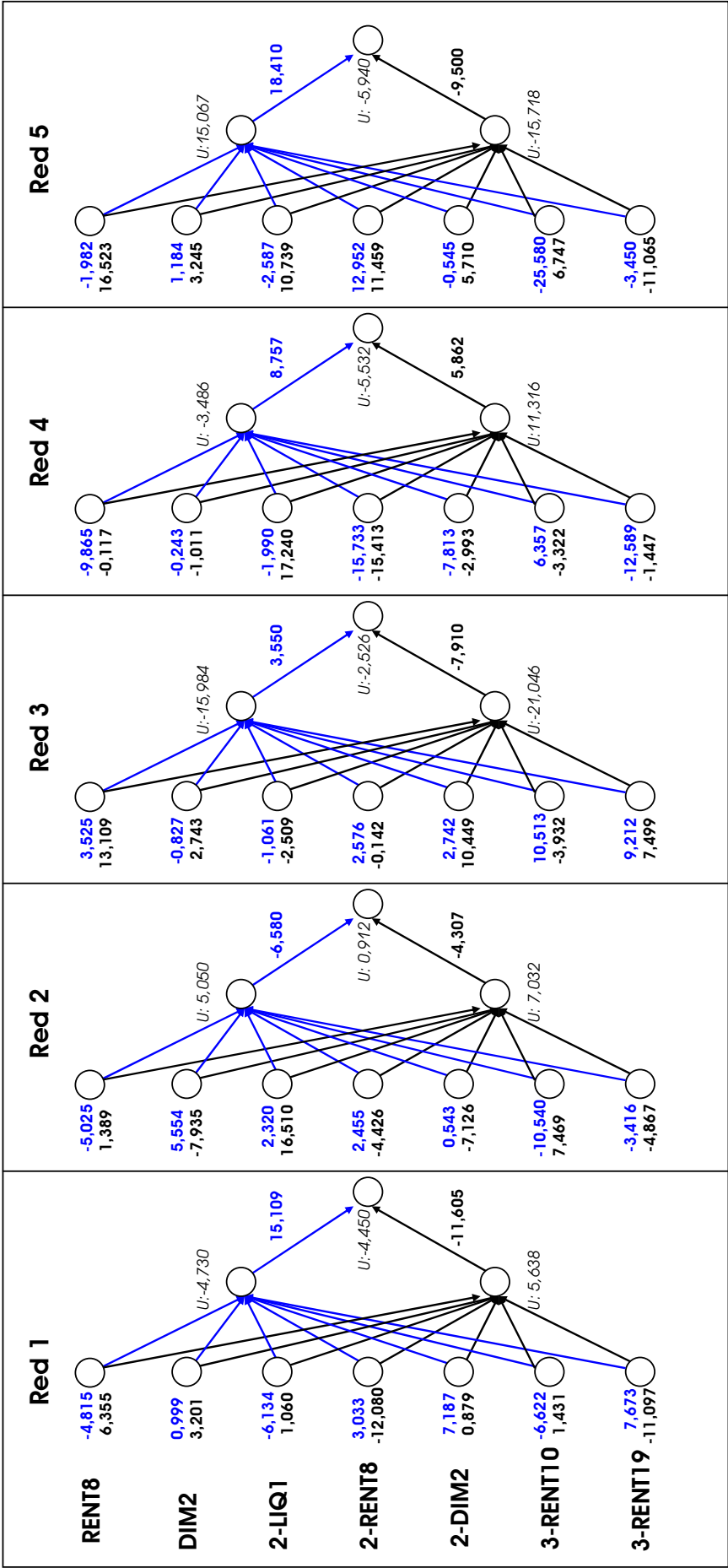
La topología y parámetros de las redes utilizadas en el modelo inicial se recogen en las Figuras 5.3, 5.4 y 5.4, mientras que la arquitectura de las redes derivadas del modelo reestimado se recogen a continuación⁷.

⁷ De nuevo, se han considerado 10 ejecuciones diferentes, a partir de 10 subconjuntos de pesos distintos, aplicando la técnica “Multiple Group Cross Validation” (MGCV), con $k=m=3$. Las redes presentadas corresponden a una de las ejecuciones realizadas. Dado que las redes trabajan con datos normalizados, se ha empleado el mismo intervalo de normalización que en el primer periodo, para facilitar los análisis comparativos.



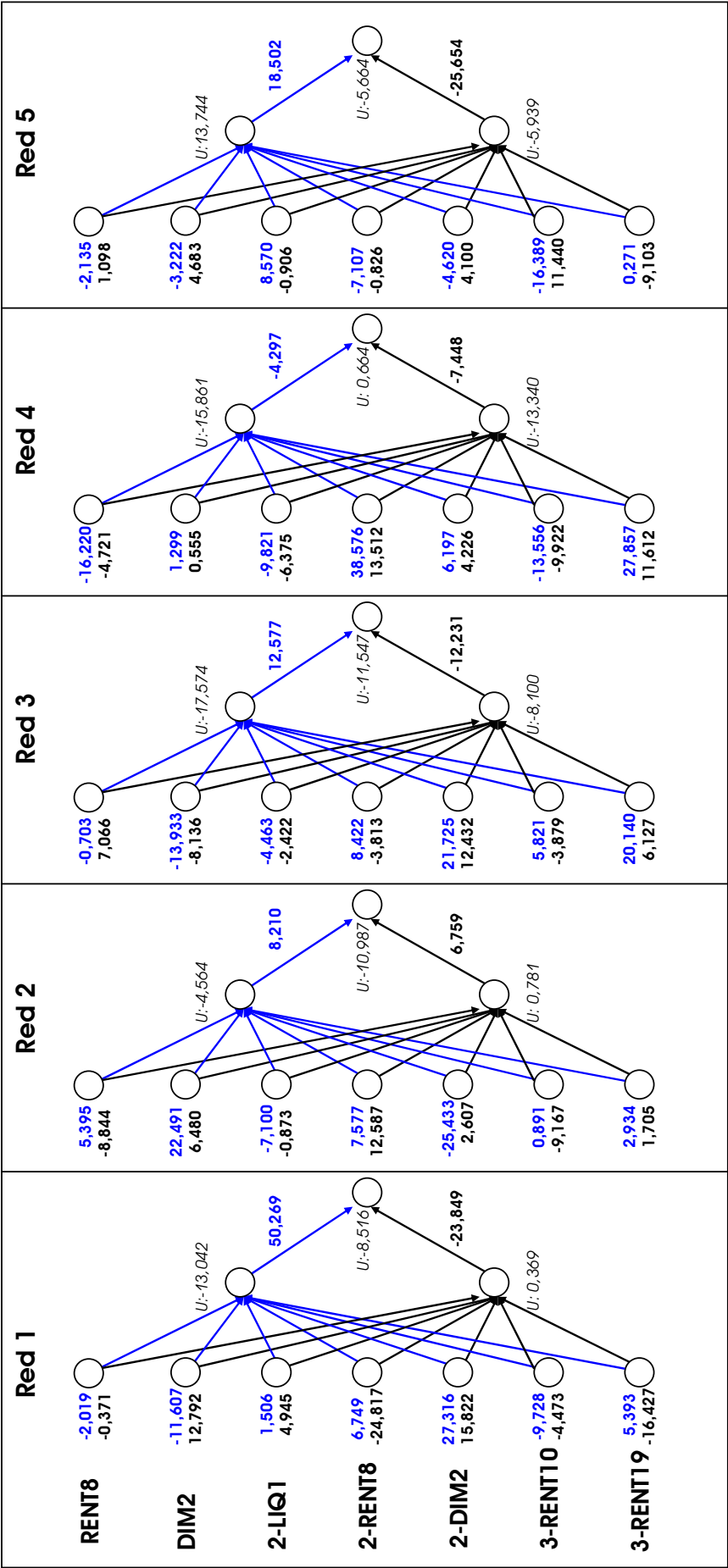
Fuente: Elaboración propia

Red total ("backpropagation" y "SCG"). Muestra de validación
Figura 5.3



Fuente: Elaboración propia

Combinación de redes parciales ("backpropagation"). Muestra de validación
Figura 5.4



Fuente: Elaboración propia

Combinación de redes parciales ("SCG"). Muestra de validación
Figura 5.5

A partir de los datos incluidos en las figuras previas pueden observarse diversas similitudes y diferencias entre los modelos inicial y reestimado; así, puede comprobarse que la distribución de pesos es muy distinta para los distintos periodos y modelos, si bien su análisis permite obtener algunas conclusiones adicionales:

✓ *Red total*: Para el modelo reestimado “backpropagation”, la segunda neurona oculta presenta una relación directa con el rating de entidades aseguradoras, mientras que la primera neurona oculta tiene un comportamiento más dispar. Centrando el análisis en la segunda neurona, el estudio de las conexiones “entrada-salida” permite observar que las variables DIM2, 2-RENT8 y 3-RENT10 (con signo positivo) y 2-LIQ1 (con signo negativo) son las que más afectan a las entidades solventes; por su parte, los ratios RENT8 y 2-DIM2 presentan un signo negativo, contrario al esperado según la Teoría Económica, si bien esto podría indicar la realización de comparaciones temporales entre estos ratios.

En cuanto a la red reestimada “SCG”, la primera neurona oculta presenta, con carácter general, una relación inversa con la capacidad de pago de las aseguradoras analizadas, mientras que la segunda neurona presenta de nuevo un comportamiento más dispar, por lo que podría actuar como ajuste del resultado obtenido por la primera celda. Las relaciones entrada-salida entre la capa inicial y la primera neurona oculta permite observar que el ratio 2-LIQ1 toma signo positivo, mientras que los indicadores DIM2, 2-RENT8, 2-DIM2 y 3-RENT19 tienen signo negativo, como era de esperar; los atributos RENT8 y 3-RENT10 presenta un signo inverso al esperado.

Cabe recordar que, también en el primer periodo, la variable RENT8 se demostraba poco significativa para la caracterización del rating de entidades aseguradoras a través de redes tipo “Perceptrón Multicapa”.

✓ *Redes parciales*: Por lo que respecta a las redes parciales tipo “backpropagation”, la información más útil corresponde a las redes extremas, que en el caso del modelo reestimado aportan una serie de datos interesantes:

- Red 1: Los atributos 2-RENT8, 2-LIQ1, 2-DIM2 y 3-RENT19 afectan significativamente a las entidades tipo “AA”, siendo su signo el esperado; por el contrario, las variantes RENT8 y 3-RENT10 presentan signos inversos a los predichos por la Teoría Económica, mientras que la variable DIM2, al igual que ocurría en el modelo inicial, no afecta de forma significativa al rating.
- Red 5: Las variables RENT8, 2-LIQ1, 2-DIM2 y 3-RENT10 resultan muy explicativas del rating “B”, presentando los signos esperados. Por su parte, los atributos DIM2, 2-DIM2 y 3-RENT19 apenas afectan a la calificación, como ocurría en el periodo inicial.

En cuanto a las redes parciales reestimadas mediante el algoritmo “SCG” cabe destacar los siguientes aspectos:

- Red 1: El atributo 2-RENT8 y 3-RENT19 resultan muy significativos para la caracterización de la categoría “AA”, siendo sus signos los esperados. Por su parte, la variante DIM2 se comporta de forma inversa a la prevista, mientras que las variables RENT8, 2-LIQ1, 2-DIM2 y 3-RENT10 no presentan comportamientos claramente identificables; cabe destacar que las variables 2-LIQ1 y 2-DIM2 tampoco resultaban muy relevantes en el modelo inicial.

- Red 5: Las variables RENT8, DIM2, 2-LIQ1, 2-RENT8, 2-DIM2 y 3-RENT10 resultan muy explicativas del rating "B", al igual que ocurría en el modelo inicial presentando los signos esperados. Por su parte, el atributo 3-RENT19 se comporta de forma inversa a la predicha.

Las Tablas 5.20 y 5.21 recogen las matrices de clasificación aproximadas para los algoritmos "backpropagation" y "SCG" respecto a la muestra de validación, considerando el modelo inicial y el reestimado, así como el ajuste "predicho $\pm$ 1 categoría".

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("backpropagation")						PERCEPTRON ("backpropag.") (Predicho $\pm$ 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	48	8	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	48	39	3	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	1	10	22	15	1	49	1	10	-	38	-	49
B	0	0	3	5	4	12	0	0	3	-	9	12
Total	1	110	72	23	5	211	1	110	72	23	5	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("backpropagation")						PERCEPTRON ("backpropag.") (Predicho $\pm$ 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	50	6	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	44	43	3	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	1	12	21	14	1	49	1	12	-	36	-	49
B	0	0	5	3	4	12	0	0	5	-	7	12
Total	1	110	75	20	5	211	5	68	95	36	7	211
MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("backpropagation")						PERCEPTRON ("backpropag.") (Predicho $\pm$ 1)					
	REDES PARCIALES						REDES PARCIALES					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	47	8	0	1	56	-	55	-	0	1	56
BBB	0	55	33	0	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	0	12	24	0	13	49	0	12	-	37	-	49
B	0	1	3	0	8	12	0	1	3	-	8	12
Total	0	119	68	0	24	211	0	119	68	0	24	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("backpropagation")						PERCEPTRON ("backpropag.") (Predicho $\pm$ 1)					
	REDES PARCIALES						REDES PARCIALES					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	1	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	1	29	19	7	0	56	-	49	-	7	0	56
BBB	0	28	39	23	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	10	3	34	2	49	0	10	-	39	-	49
B	0	0	0	5	7	12	0	0	0	-	12	12
Total	2	68	63	69	9	211	2	68	63	69	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - Perceptrón Multicapa ("backpropagation"). Muestra de validación
Tabla 5.20

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("SCG") RED TOTAL						PERCEPTRON ("SCG") (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	40	16	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	36	54	0	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	7	32	2	8	49	0	7	-	42	-	49
B	0	0	4	0	8	12	0	0	4	-	8	12
Total	0	87	106	2	16	211	0	87	106	2	16	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("SCG") RED TOTAL						PERCEPTRON ("SCG") (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	43	13	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	35	49	6	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	1	7	21	19	1	49	1	7	-	41	-	49
B	0	0	4	4	4	12	0	0	4	-	8	12
Total	1	89	87	29	5	211	1	89	87	29	5	211
MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("SCG") REDES PARCIALES						PERCEPTRON ("SCG") (Predicho ± 1) REDES PARCIALES					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	3	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	1	42	12	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	37	52	1	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	2	8	30	8	1	49	2	8	-	39	-	49
B	0	0	4	6	2	12	0	0	4	-	8	12
Total	4	90	98	16	3	211	4	89	98	16	4	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	PERCEPTRON ("SCG") REDES PARCIALES						PERCEPTRON ("SCG") (Predicho ± 1) REDES PARCIALES					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	2	1	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	36	18	2	0	56	-	54	-	2	0	56
BBB	0	14	69	7	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	2	18	28	1	49	0	2	-	47	-	49
B	0	0	3	3	6	12	0	0	3	-	9	12
Total	2	53	109	40	7	211	2	53	109	40	7	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - Perceptrón Multicapa ("SCG"). Muestra de validación
Tabla 5.21

El análisis de la muestra de validación respecto a las redes tipo "backpropagation" permite observar que, para el modelo inicial, los mejores resultados proceden de la red total, con un porcentaje de aciertos del 50,24%, bastante similar al obtenido en el primer periodo (51,4%), mientras que la combinación de redes parciales sólo permite caracterizar correctamente el 41,71%; si bien el ajuste "predicho ± 1 categoría" genera tasas de acierto próximas al 93%, las dificultades en la predicción siguen concentrándose en las clases "AA", "BB" y "B". En cuanto al modelo reestimado, los porcentajes de aciertos mejoran ligeramente, alcanzando el 52% tanto para la red total como para las redes parciales.

Por lo que respecta a las redes tipo “SCG”, el modelo inicial permite obtener porcentajes de aciertos similares al “backpropagation” para la red total (49,29%) y superiores para las redes parciales (49,76%), con idénticos problemas en las categorías “AA” y “BB”, principalmente. Por el contrario, el modelo reestimado obtiene los porcentajes de aciertos más elevados de todas las redes obtenidas, que alcanzan el 54,50% para la red total y el 66,82% para la combinación de redes individuales; en este caso, las clases “AA”, “BB” y “B” mejoran significativamente su porcentaje de clasificación correcta, por lo que el modelo SCG con redes parciales vuelve a ser la alternativa más eficaz, como ocurría en el primer periodo. En cuanto al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, el porcentaje de aciertos se incrementa hasta alcanzar cifras próximas al 93-95% para los diversos modelos SCG.

Por su parte, las Tablas 5.22, 5.23, 5.24 y 5.25 resumen los porcentajes de error generados por cada modelo respecto a las muestras inicial y de validación, analizando también las redes causales definidas en el primer periodo.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,486	0,531	0,540	0,498		0,474
Error tipo 1	1,000	1,000	1,000	1,000		1,000
Tipo 1.2	0,111	0,048	0,034	1,000		1,000
Tipo 1.3	0,889	0,952	0,966	0,000		0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 2	0,910	0,963	0,975	0,143		0,111
Tipo 2.1	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 2.3	0,908	0,954	0,964	0,143		0,111
Tipo 2.4	0,002	0,008	0,010	0,000		0,000
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,001	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 3	0,117	0,138	0,143	0,566		0,527
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	0,000	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,000
Tipo 3.2	0,029	0,011	0,007	0,533		0,491
Tipo 3.4	0,062	0,086	0,091	0,033		0,036
Tipo 3.5	0,026	0,041	0,045	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 4	0,711	0,725	0,729	0,694		0,722
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,020		0,028
Tipo 4.2	0,006	0,002	0,001	0,204		0,250
Tipo 4.3	0,511	0,515	0,516	0,449		0,416
Tipo 4.5	0,194	0,208	0,212	0,020		0,028
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 5	0,186	0,285	0,306	0,667		0,636
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 5.3	0,126	0,175	0,185	0,250		0,363
Tipo 5.4	0,060	0,110	0,121	0,417		0,273
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SNNS®.

Red total con “Backpropagation”: Error cometido. Muestra de validación
Tabla 5.22

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial Red causal	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,416	0,475	0,487	0,582	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,479
Error tipo 1	1,000	0,987	0,984	1,000		0,750
Tipo 1.2	0,326	0,409	0,425	1,000		0,250
Tipo 1.3	0,674	0,575	0,555	0,000		0,500
Tipo 1.4	0,000	0,003	0,004	0,000		0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 2	0,831	0,785	0,776	0,161		0,482
Tipo 2.1	0,000	0,008	0,010	0,000		0,018
Tipo 2.3	0,831	0,758	0,743	0,143		0,339
Tipo 2.4	0,000	0,019	0,023	0,000		0,125
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,018		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 3	0,052	0,136	0,154	0,633		0,567
Tipo 3.1	0,000	0,006	0,008	0,000		0,000
Tipo 3.2	0,024	0,047	0,052	0,611		0,311
Tipo 3.4	0,023	0,063	0,071	0,000		0,256
Tipo 3.5	0,005	0,020	0,023	0,022		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 4	0,612	0,753	0,781	1,000		0,306
Tipo 4.1	0,000	0,007	0,009	0,000		0,000
Tipo 4.2	0,017	0,011	0,010	0,245		0,204
Tipo 4.3	0,401	0,538	0,565	0,490		0,061
Tipo 4.5	0,194	0,197	0,197	0,265		0,041
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 5	0,118	0,291	0,325	0,333		0,417
Tipo 5.1	0,000	0,007	0,008	0,000		0,000
Tipo 5.2	0,000	0,005	0,006	0,083	0,000	
Tipo 5.3	0,058	0,188	0,214	0,250	0,000	
Tipo 5.4	0,060	0,091	0,097	0,000	0,417	
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,662
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,550
				Prueba de homogeneidad marginal		0,663

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SNNS®.

Redes parciales con “Backpropagation”: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.23

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,378	0,429	0,416	0,502	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,455
Error tipo 1	1,000	0,989	1,000	1,000		1,000
Tipo 1.2	0,978	0,885	0,912	1,000		1,000
Tipo 1.3	0,022	0,104	0,088	0,000		0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 2	0,295	0,381	0,283	0,286		0,237
Tipo 2.1	0,000	0,007	0,000	0,000		0,000
Tipo 2.3	0,295	0,374	0,281	0,286		0,237
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,001	0,000		0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,001	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 3	0,208	0,231	0,266	0,400		0,455
Tipo 3.1	0,000	0,001	0,000	0,000		0,000
Tipo 3.2	0,189	0,204	0,239	0,400		0,394
Tipo 3.4	0,004	0,012	0,014	0,000		0,061
Tipo 3.5	0,015	0,014	0,014	0,000		0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 4	0,938	0,935	0,880	0,959		0,610
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000		0,022
Tipo 4.2	0,022	0,021	0,036	0,143		0,137
Tipo 4.3	0,772	0,759	0,702	0,653		0,429
Tipo 4.5	0,144	0,155	0,142	0,163		0,022
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Error tipo 5	0,310	0,419	0,358	0,333		0,643
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000
Tipo 5.2	0,049	0,031	0,004	0,000		0,000
Tipo 5.3	0,201	0,300	0,293	0,333		0,316
Tipo 5.4	0,060	0,088	0,061	0,000	0,327	
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SNNS®.

Red total con “SCG”: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.24

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,311	0,393	0,407	0,502	0,308	0,332
Error tipo 1	1,000	1,000	1,000	0,750	0,000	0,500
Tipo 1.2	0,923	0,914	0,912	0,750	0,000	0,250
Tipo 1.3	0,077	0,086	0,088	0,000	0,000	0,250
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,206	0,277	0,286	0,250	0,232	0,357
Tipo 2.1	0,000	0,000	0,000	0,018	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,206	0,277	0,284	0,214	0,214	0,321
Tipo 2.4	0,000	0,001	0,001	0,018	0,018	0,036
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,169	0,255	0,270	0,422	0,422	0,233
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,162	0,230	0,242	0,411	0,411	0,156
Tipo 3.4	0,006	0,013	0,014	0,011	0,011	0,078
Tipo 3.5	0,001	0,012	0,014	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,825	0,874	0,883	0,836	0,204	0,428
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,041	0,041	0,000
Tipo 4.2	0,028	0,035	0,036	0,163	0,163	0,041
Tipo 4.3	0,649	0,696	0,704	0,612	0,000	0,367
Tipo 4.5	0,148	0,143	0,142	0,020	0,000	0,020
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,219	0,343	0,364	0,833	0,333	0,500
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,140	0,276	0,299	0,333	0,333	0,250
Tipo 5.4	0,079	0,064	0,061	0,500	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,216
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,282
				Prueba de homogeneidad marginal		0,216

Fuente: Elaboración propia. Software propio y SNNS®.

Redes parciales con “SCG”: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.25

A la vista de las tablas previas puede concluirse que la red total “backpropagation” constituye el modelo inicial más eficaz para la caracterización de la muestra de validación (error del 49,8%), seguido de la combinación de redes parciales y de la red total “SCG” (errores del 50,2%). La aplicación de la red causal mejora los resultados conseguidos, reduciendo la cifra de error hasta el 31%⁸.

La comparación entre los algoritmos de aprendizaje permite observar escasas diferencias entre ellos, tal que la mayor capacidad caracterizadora del modelo “SCG” respecto a la muestra base no se ha repetido para la muestra de validación. Por otra parte, no puede llegarse a una conclusión definitiva acerca de la supremacía de las redes totales o individuales, pues el comportamiento es diferente para el algoritmo “backpropagation” (supremacía de la red total) y para el algoritmo “SCG” (comportamientos similares).

Respecto al modelo reestimado, los resultados difieren, pues en este caso la combinación de redes tipo “SCG” permite obtener los resultados más robustos (error del 33,2%), con un mayor equilibrio entre clases, seguido del modelo total “SCG” (error del 45,6%) y, posteriormente, de las redes “backpropagation” combinadas (47,8%) y total (47,9%).

Por otro lado, destaca el hecho de que los contrastes realizados rechazan la hipótesis de igualdad en la distribución de las redes totales (“backpropagation” y “SCG”) respecto a los dos periodos de tiempo analizados, pero no así en cuanto a la

⁸ Si bien respecto al periodo inicial el error cometido era tan sólo del 23,8%.

combinación de redes parciales, particularmente respecto al modelo “SCG”; cabe destacar que estos modelos son los que presentan un mayor número de parámetros libres (al combinar 5 redes individuales), sin embargo los resultados obtenidos son similares, esto es, la combinación de atributos explicativa de cada rating particular no ha experimentando grandes variaciones, tal que en ambos periodos los parámetros del modelo han registrado asociaciones similares, si bien en el modelo total sí se observan diferencias, entre otras cosas, por las diferentes proporciones muestrales de cada categoría a lo largo del tiempo.

De esta forma, la combinación de redes neurales tipo “SCG” puede considerarse una alternativa muy útil para construir modelos robustos a lo largo del tiempo, que eviten variaciones procíclicas en las estimaciones.

5.1.2.2.2. Redes neuronales autoorganizadas: Mapa SOFM clásico de Kohonen

La red neuronal autoasociativa conocida como “mapa SOFM de Kohonen” constituye un modelo gráfico que permite observar clusters y relaciones de vecindad entre los individuos analizados.

La organización interna del mapa no es controlable por el usuario, por lo que la comparación entre mapas relativos a distintos momentos de tiempo no resulta directa, siendo más útil analizar los pesos medios asociados con cada una de las regiones identificadas (a través de las variantes “grado medio de cobertura” y “ejemplo mejor cubierto”).

Las Figuras 5.6, 5.7 y 5.8 recogen los mapas reestimados a partir de la muestra de validación⁹, con la identificación de las regiones asociadas a cada rating. Posteriormente, la Tabla 5.26 compara los pesos medios del mapa inicial y del nuevo grafo, destacando las principales similitudes y diferencias entre ellos.

⁹ Construido a partir de la misma arquitectura y parámetros que el modelo original. Se ha prescindido de calcular la matriz U dado que no aporta información relevante para el análisis temporal.

[illegible]

Grado medio de cobertura

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: - Los individuos están representados a través de su número asociado ("AA": 1-4; "A": 5-60; "BBB": 61-150; "BB": 151-199; "B": 200-211)

- Para las celdas se ha utilizado el siguiente código de colores: : "AA";  : "A"; : "BB"; : "B"

Modelo SOFM clásico: Mapa final (GMC). Muestra de validación
Figura 5.6

[illegible]

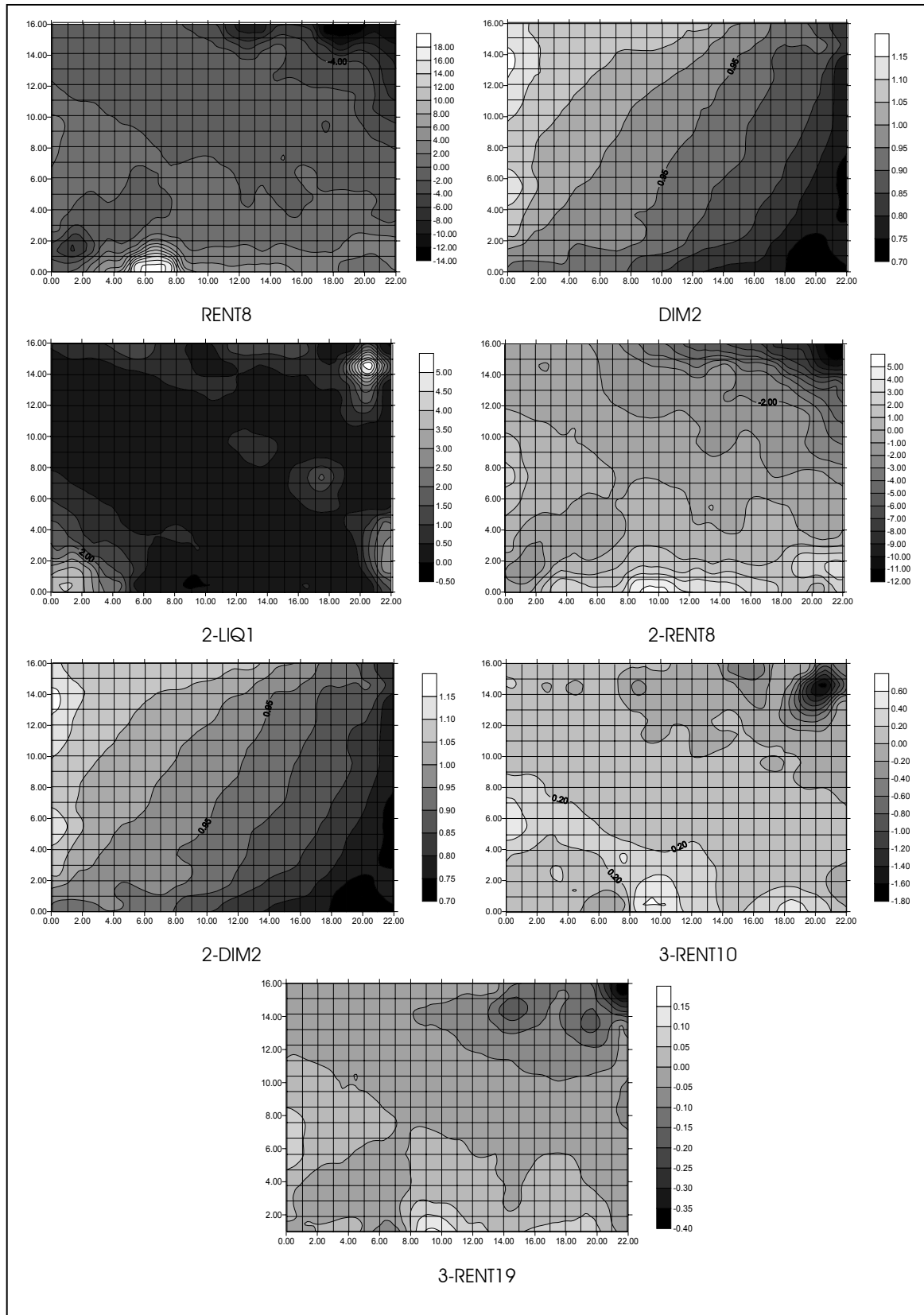
Ejemplo mejor cubierto

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: - Los individuos están representados a través de su número asociado ("AA": 1-4; "A": 5-60; "BBB": 61-150; "BB": 151-199; "B": 200-211)

- Para las celdas se ha utilizado el siguiente código de colores:

Modelo SOFM clásico: Mapa final (EMC). Muestra de validación



Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Mapa SOFM clásico: Pesos asociados. Muestra de validación
Figura 5.8

GMC Modelo inicial	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	-0,473	-0,051	-0,369	-1,872	-2,332
DIM2	1,003	0,917	0,838	0,856	0,836
2-LIQ1	0,221	0,306	0,388	1,135	2,148
2-RENT8	-0,457	0,119	-0,326	-1,794	-2,268
2-DIM2	1,003	0,919	0,842	0,859	0,837
3-RENT10	0,140	0,147	0,127	-0,116	-0,487
3-RENT19	-0,033	-0,015	-0,038	-0,179	-0,190
GMC Modelo reestimado	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	-0,575	0,461	0,655	-3,356	-6,992
DIM2	1,066	0,973	0,854	0,866	0,872
2-LIQ1	0,469	0,468	0,354	0,802	2,733
2-RENT8	-0,596	-0,160	0,521	-2,602	-7,931
2-DIM2	1,063	0,973	0,852	0,862	0,866
3-RENT10	0,101	0,110	0,143	-0,101	-1,068
3-RENT19	-0,013	-0,013	0,012	-0,067	-0,199
EMC Modelo inicial	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	0,169	-0,197	-0,512	-1,494	-1,886
DIM2	1,000	0,973	0,901	0,886	0,852
2-LIQ1	0,151	0,220	0,406	0,914	1,217
2-RENT8	0,224	-0,147	-0,396	-1,443	-1,968
2-DIM2	1,000	0,975	0,903	0,887	0,855
3-RENT10	0,195	0,175	0,104	-0,029	-0,258
3-RENT19	0,024	-0,014	-0,049	-0,123	-0,194
EMC Modelo reestimado	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	0,130	0,327	-0,106	-1,230	-3,365
DIM2	1,077	0,986	0,929	0,927	0,896
2-LIQ1	0,174	0,263	0,423	0,730	1,634
2-RENT8	0,164	0,244	-0,176	-1,494	-3,454
2-DIM2	1,083	0,985	0,927	0,924	0,892
3-RENT10	0,123	0,157	0,122	-0,010	-0,423
3-RENT19	0,011	0,009	-0,006	-0,048	-0,092

Fuente: Elaboración propia.

Mapa SOFM clásico: Pesos medios. Muestra de validación
Tabla 5.26

Como puede observarse, la distribución de las clases a lo largo de la cuadrícula difiere para cada uno de los periodos analizados, como consecuencia del proceso de autoorganización típico de la red analizada.

No obstante, la comparación de los pesos medios asociados con cada región permite obtener un conjunto de conclusiones interesantes, particularmente respecto a la variante “ejemplo mejor cubierto”, que obtiene resultados más ajustados que el modelo “grado medio de cobertura” respecto al valor de los ratios asociados con cada clase:

✓ La variable “RENT8” presentaba durante el primer periodo una relación directa con la calificación crediticia, si bien para la muestra de validación esta relación resulta más compleja, al resultar los valores de la clase “A” superiores a los de la clase “AA”; por otro lado, se observa un incremento en los valores medios de todas las categorías, a excepción de los extremos “AA” y “B”.

✓ Las variables DIM2 y 2-DIM2 se relacionan de forma directa con el rating de aseguradoras para los dos periodos estudiados, observándose un incremento en el tamaño medio de las entidades a lo largo del tiempo.

✓ La variable 2-LIQ1 está inversamente relacionada con la calificación crediticia, observándose un incremento medio de la proporción de derechos de cobro a lo largo de los años para todas las categorías.

✓ La variable 2-LIQ1 está inversamente relacionada con la calificación crediticia, observándose un incremento medio de los derechos de cobro a lo largo de los años para todas las categorías, a excepción de “BB”.

✓ El ratio 2-RENT8, que durante el primer periodo se encontraba relacionado directamente con el rating, para el segundo momento de tiempo presenta un comportamiento más dispar, próximo al del ratio RENT8 pero con diferencias más acusadas entre categorías.

✓ La variable 3-RENT10 está directamente relacionada con la calificación crediticia, si bien para el segundo periodo la categoría “A” supera de nuevo a la clase “AA”. Por otra parte, el valor medio de este indicador se ha reducido a lo largo del tiempo.

✓ Por último, el atributo 3-RENT19 se relaciona directamente con la calificación otorgada para los dos periodos, si bien en el segundo momento de tiempo las diferencias entre categorías se reducen.

De esta forma, el análisis realizado ha demostrado que las variables explicativas seleccionadas realmente caracterizan el rating de las entidades aseguradoras a lo largo del tiempo, siendo su signo coherente con los conocimientos de Teoría Económica.

La Tabla 5.27 recoge las matrices de clasificación asignadas a cada variante (“grado medio de cobertura” y “ejemplo mejor cubierto”) para el modelo original y el modelo reestimado, así como los resultados derivados del ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho $\pm$ 1)					
	“Grado medio de cobertura”						“Grado medio de cobertura”					
Rating real	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	40	11	5	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	39	26	23	2	0	90	39	-	51	-	0	90
BB	15	11	15	6	2	49	15	11	-	23	-	49
B	2	2	0	6	2	12	2	2	0	-	8	12
Total	100	50	43	14	4	211	60	69	51	23	8	211

Matriz de clasificación – Mapa SOFM clásico. Muestra de validación
Tabla 5.27 (I)

MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM "Grado medio de cobertura"						MAPA SOFM (Predicho ± 1) "Grado medio de cobertura"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	3	1	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	22	22	12	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	22	29	36	3	0	90	22	-	68	-	0	90
BB	8	13	11	16	1	49	8	13	-	28	-	49
B	1	2	1	5	3	12	1	2	1	-	8	12
Total	55	65	63	24	4	211	35	71	69	28	8	211
MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM "Ejemplo mejor cubierto"						MAPA SOFM (Predicho ± 1) "Ejemplo mejor cubierto"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	9	31	16	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	9	39	39	2	1	90	9	-	80	-	1	90
BB	2	9	23	13	2	49	2	9	-	38	-	49
B	0	2	0	7	3	12	0	2	0	-	10	12
Total	20	84	79	22	6	211	13	67	82	38	11	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM "Ejemplo mejor cubierto"						MAPA SOFM (Predicho ± 1) "Ejemplo mejor cubierto"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	0	0	0	0	4	4	0	0	0	0	4
A	0	50	6	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	8	79	3	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	1	4	43	1	49	0	1	-	48	-	49
B	0	1	0	1	10	12	0	1	0	-	11	12
Total	4	60	89	47	11	211	4	58	90	48	11	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Mapa SOFM clásico. Muestra de validación
Tabla 5.27 (y II)

Respecto al modelo original, la regla "ejemplo mejor cubierto (EMC)" ha generado un porcentaje de aciertos del 40,76%, mientras que la variante "grado medio de cobertura (GMC)" ha caracterizado correctamente sólo un 21,80% de los datos. Por ello, la segunda alternativa puede rechazarse como solución al análisis del rating de entidades aseguradoras. Si se considera el ajuste "predicho ± 1 categoría" las diferencias siguen siendo significativas, dado que la regla EMC predice de forma correcta el 89,88% de los casos, mientras que la regla GMC caracteriza el 67,30% de la muestra.

El modelo reestimado obtiene resultados muy superiores, tal que la regla "ejemplo mejor cubierto" clasifica correctamente el 85,15% de los datos mientras que la

variante “grado medio de cobertura” alcanza un porcentaje de clasificación correcta del 37,91%. Por su parte, el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” clasifica correctamente al 99,05% de los datos (EMC) y al 77,73% de la muestra (GMC).

Ante estos resultados, puede concluirse que los mapas autoorganizados de Kohonen constituyen una alternativa de caracterización a corto plazo que, si bien permiten obtener un mapa visual muy interesante acerca del posicionamiento de los individuos, presentan un elevado grado de sobreajuste que hace que sus resultados no sean robustos a lo largo del tiempo.

Por su parte, la Tabla 5.28 resume las tasas de error observadas para los distintos modelos, variantes y muestras, si bien en este caso no se han aplicado técnicas de bootstrap al tratarse de modelos principalmente descriptivos.

	MUESTRA INICIAL		MUESTRA DE VALIDACIÓN			
	GMC	EMC	Error predicho modelo inicial GMC	Error predicho modelo inicial EMC	Error predicho modelo reestimado GMC	Error predicho modelo reestimado EMC
Error total	0,650	0,101	0,782	0,592	0,621	0,118
Error tipo 1	0,000	0,125	0,000	1,000	0,500	0,000
Tipo 1.2	0,000	0,125	0,000	0,500	0,500	0,000
Tipo 1.3	0,000	0,000	0,089	0,500	0,000	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,679	0,115	0,804	0,447	0,607	0,107
Tipo 2.1	0,628	0,051	0,714	0,161	0,393	0,000
Tipo 2.3	0,051	0,064	0,089	0,286	0,214	0,107
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,663	0,071	0,744	0,566	0,600	0,122
Tipo 3.1	0,310	0,000	0,433	0,010	0,244	0,000
Tipo 3.2	0,292	0,062	0,289	0,433	0,322	0,089
Tipo 3.4	0,053	0,009	0,022	0,022	0,033	0,033
Tipo 3.5	0,008	0,000	0,000	0,011	0,011	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,733	0,133	0,878	0,735	0,673	0,122
Tipo 4.1	0,100	0,000	0,306	0,041	0,163	0,000
Tipo 4.2	0,133	0,033	0,224	0,184	0,265	0,020
Tipo 4.3	0,433	0,100	0,306	0,469	0,224	0,082
Tipo 4.5	0,067	0,000	0,042	0,041	0,200	0,020
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,850	0,150	0,834	0,750	0,750	0,166
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,167	0,000	0,083	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,167	0,167	0,167	0,083
Tipo 5.3	0,250	0,150	0,000	0,000	0,083	0,000
Tipo 5.4	0,600	0,050	0,500	0,583	0,417	0,083
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:			Test del signo		0,000	0,000
			Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000	0,000
			Prueba de homogeneidad marginal		0,000	0,000

Fuente: Elaboración propia.

Mapa SOFM clásico de Kohonen: Error cometido. Muestra de validación
Tabla 5.28

La comparación entre el modelo inicial y el modelo reestimado permite observar un mayor desempeño de este último, como era de esperar. En particular las diferencias para la variante “GMC” alcanzan los 17 puntos porcentuales, mientras que para el modelo “EMC” superan los 47 puntos porcentuales, consecuencia del sobreajuste de los mapas.

5.1.2.2.3. Redes neuronales autoorganizadas: Mapa SOFM avanzado con información a priori

Una vez analizado el mapa clásico se ha pasado a reformular el mapa de Kohonen considerando las ponderaciones ofrecidas por los expertos y contraexpertos, recogidas en el Capítulo 4.

Las Figuras 5.9, 5.10 y 5.11 resumen los mapas reestimados a partir de la información a priori¹⁰, así como las regiones asociadas a cada rating. A partir de estos grupos, la Tabla 5.29 compara los pesos medios de los grafos inicial y reestimado.

Su observación permite corroborar los análisis efectuados para el modelo inicial, esto es, la relación directa entre el rating de aseguradoras y los ratios RENT8, DIM2, 2-DIM2, 2-RENT8, 3-RENT10 y 3-RENT19, y la relación inversa respecto al indicador 2-LIQ1.

No obstante, el modelo ponderado bajo la variante “ejemplo mejor cubierto” permite observar un comportamiento más definido para todos los indicadores y, particularmente, para las variables RENT8 y 2-RENT8, que en el modelo inicial resultaban más caóticas.

De esta forma, se confirma la validez de las ponderaciones propuestas y, en particular, la mayor importancia de los atributos 2-LIQ1, 2-DIM2 y 3-RENT19.

¹⁰ Construido a partir de la misma arquitectura y parámetros que el modelo original. Se ha prescindido de calcular la matriz U dado que no aporta información relevante para el análisis temporal.

[illegible]

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: - Los individuos analizados están representados a través de su número asociado: "AA": 1-4; "A": 5-60; "BBB": 61-150; "BB": 151-199; "B": 200-211.

- Para las celdas se ha identificado el siguiente código de colores: : "AA";  : "A"; : "BBB";  : "BB"; : "B".

Modelo SOFM ponderado: Mapa final (GMC). Muestra de validación

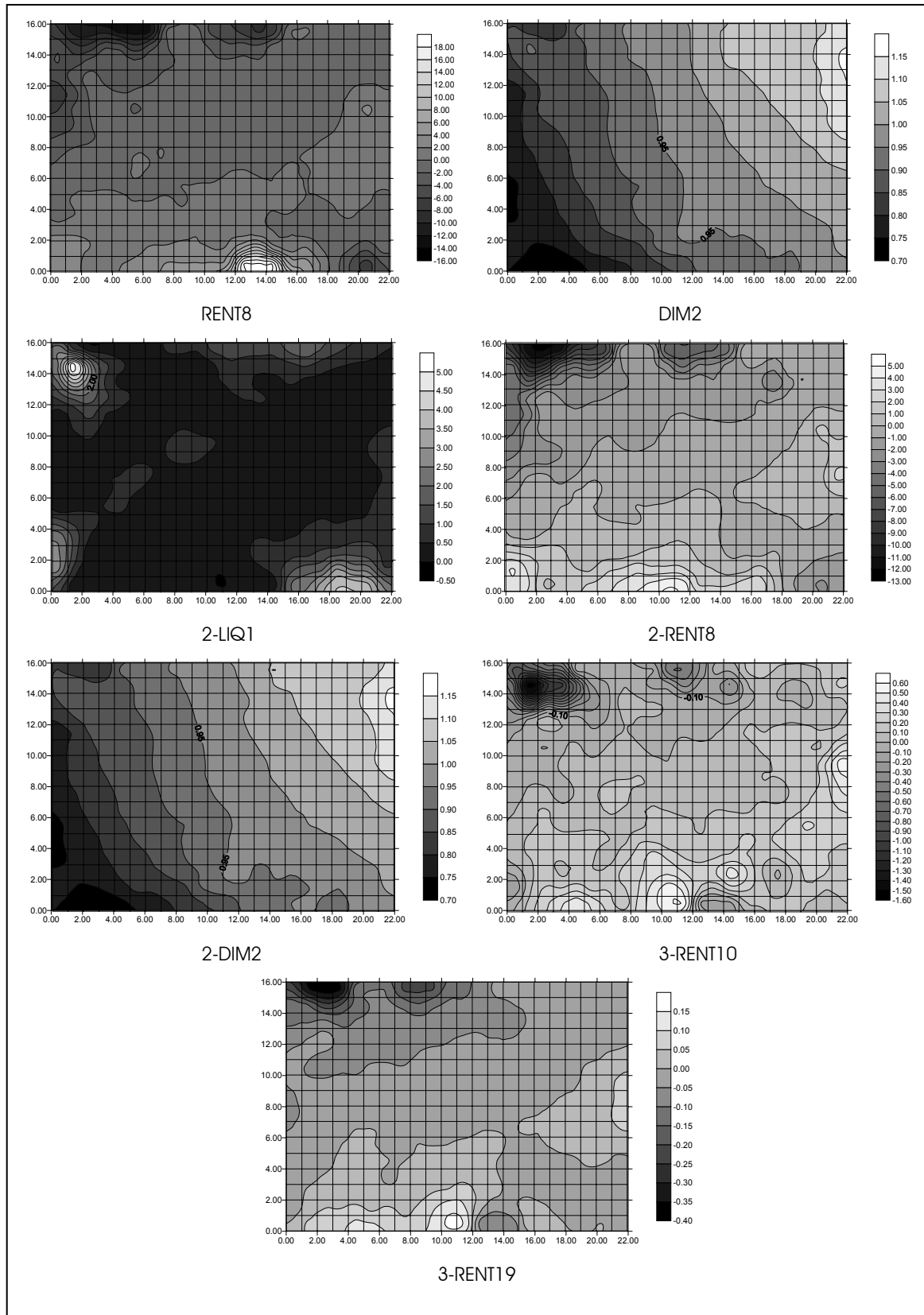
[illegible]

Fuente: Elaboración propia. Software propio.

Notas: - Los individuos analizados están representados a través de su número asociado: "AA": 1-4; "A": 5-60; "BBB": 61-150; "BB": 151-199; "B": 200-211.

- Para las celdas se ha identificado el siguiente código de colores: : "AA"; : "A"; : "BB"; : "B".

Modelo SOFM ponderado: Mapa final (EMC). Muestra de validación



Fuente: Elaboración propia. Winsurf®.

Mapa SOFM ponderado: Pesos asociados. Muestra de validación
Figura 5.11

GMC Modelo inicial	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	-0,457	-0,088	-0,330	-1,626	-2,603
DIM2	0,993	0,916	0,841	0,846	0,851
2-LIQ1	0,228	0,334	0,366	1,226	2,498
2-RENT8	-0,440	0,130	-0,242	-1,654	-2,225
2-DIM2	0,993	0,918	0,844	0,850	0,850
3-RENT10	0,138	0,142	0,133	-0,138	-0,391
3-RENT19	-0,032	-0,019	-0,036	-0,162	-0,202
GMC Modelo reestimado	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	-0,547	0,386	0,529	-3,160	-6,775
DIM2	1,064	0,972	0,856	0,865	0,861
2-LIQ1	0,440	0,474	0,376	0,792	2,227
2-RENT8	-0,566	-0,203	0,399	-2,433	-7,640
2-DIM2	1,062	0,972	0,854	0,861	0,855
3-RENT10	0,098	0,110	0,134	-0,085	-0,851
3-RENT19	-0,013	-0,014	0,009	-0,067	-0,210
EMC Modelo inicial	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	0,104	-0,131	-0,501	-1,466	-1,603
DIM2	0,995	0,961	0,907	0,876	0,857
2-LIQ1	0,212	0,217	0,450	0,881	1,263
2-RENT8	0,157	-0,068	-0,395	-1,210	-1,672
2-DIM2	0,995	0,963	0,909	0,877	0,861
3-RENT10	0,214	0,170	0,112	-0,014	-0,273
3-RENT19	0,018	-0,006	-0,048	-0,126	-0,179
EMC Modelo reestimado	AA	A	BBB	BB	B
RENT8	0,412	0,360	-0,220	-1,403	-3,345
DIM2	1,081	0,990	0,931	0,918	0,902
2-LIQ1	0,296	0,263	0,455	0,691	1,577
2-RENT8	0,444	0,227	-0,235	-1,765	-3,417
2-DIM2	1,086	0,989	0,929	0,915	0,899
3-RENT10	0,190	0,152	0,115	-0,020	-0,423
3-RENT19	0,023	0,006	-0,006	-0,060	-0,094

Fuente: Elaboración propia.

Mapa SOFM ponderado: Pesos medios. Muestra de validación
Tabla 5.29

Por su parte, la Tabla 5.30 recoge las matrices de clasificación para las distintas variantes y modelos, incluyendo el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho ± 1)					
	"Grado medio de cobertura"						"Grado medio de cobertura"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	40	13	3	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	41	25	22	2	0	90	41	-	49	-	0	90
BB	13	14	14	7	1	49	13	14	-	22	-	49
B	2	2	0	5	3	12	2	2	0	-	8	12
Total	100	54	39	14	4	211	60	72	49	22	8	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho ± 1)					
	"Grado medio de cobertura"						"Grado medio de cobertura"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	3	1	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	23	21	12	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	23	28	37	2	0	90	23	-	67	-	0	90
BB	8	13	12	15	1	49	8	13	-	28	-	49
B	1	2	2	4	3	12	1	2	2	-	7	12
Total	58	65	63	21	4	211	36	71	69	28	7	211
MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho ± 1)					
	"Ejemplo mejor cubierto"						"Ejemplo mejor cubierto"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	7	33	15	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	8	37	38	6	1	90	8	-	81	-	1	90
BB	2	14	21	8	4	49	2	14	-	33	-	49
B	0	4	2	2	4	12	0	4	2	-	6	12
Total	17	91	77	17	9	211	13	73	84	34	7	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	MAPA SOFM						MAPA SOFM (Predicho ± 1)					
	"Ejemplo mejor cubierto"						"Ejemplo mejor cubierto"					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	48	8	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	8	80	2	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	2	8	39	0	49	0	2	-	47	-	49
B	0	0	0	1	11	12	0	0	0	-	12	12
Total	4	58	96	42	11	211	4	58	90	47	12	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Mapa SOFM ponderado. Muestra de validación
Tabla 5.30

Respecto al modelo original, la regla "ejemplo mejor cubierto (EMC)" ha generado un porcentaje de aciertos del 39,30%, mientras que la variante "grado medio

de cobertura (GMC)” ha caracterizado correctamente sólo un 23,20% de los datos. Por ello, la segunda alternativa puede rechazarse como solución al análisis del rating de entidades aseguradoras. Si se considera el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” las diferencias siguen siendo significativas, dado que la regla EMC predice de forma correcta el 89,88% de los casos, mientras que la regla GMC caracteriza el 67,30% de la muestra. En todos los casos cabe destacar el mayor desempeño relativo del modelo ponderado respecto al modelo clásico a lo largo del tiempo.

El modelo reestimado mejora significativamente los resultados del modelo inicial, alcanzando un porcentaje de clasificación correcta del 86,26% (EMC) y del 37,44% (GMC), que resultan también superiores a los obtenidos por el modelo no ponderado. El ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” obtiene porcentajes de aciertos próximos al 100% y 75%, respectivamente.

La Tabla 5.31 recoge las tasas de error para los distintos modelos y muestras, considerando las reglas “grado medio de cobertura” y “ejemplo mejor cubierto”.

	MUESTRA INICIAL		MUESTRA DE VALIDACIÓN			
	GMC	EMC	Error predicho modelo inicial GMC	Error predicho modelo inicial EMC	Error predicho modelo reestimado GMC	Error predicho modelo reestimado EMC
Error total	0,673	0,121	0,768	0,607	0,626	0,137
Error tipo 1	0,000	0,250	0,000	1,000	0,250	0,000
Tipo 1.2	0,000	0,250	0,000	0,750	0,250	0,000
Tipo 1.3	0,000	0,000	0,089	0,250	0,000	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,692	0,076	0,768	0,411	0,625	0,143
Tipo 2.1	0,641	0,038	0,714	0,125	0,411	0,000
Tipo 2.3	0,051	0,038	0,054	0,268	0,214	0,143
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,000	0,018	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,699	0,133	0,756	0,578	0,589	0,111
Tipo 3.1	0,319	0,000	0,456	0,089	0,256	0,000
Tipo 3.2	0,274	0,115	0,278	0,411	0,311	0,089
Tipo 3.4	0,097	0,009	0,022	0,067	0,022	0,022
Tipo 3.5	0,009	0,009	0,000	0,011	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,766	0,200	0,857	0,837	0,693	0,204
Tipo 4.1	0,100	0,000	0,265	0,041	0,163	0,000
Tipo 4.2	0,133	0,000	0,286	0,286	0,265	0,041
Tipo 4.3	0,433	0,067	0,286	0,429	0,245	0,163
Tipo 4.5	0,067	0,133	0,020	0,081	0,020	0,000
SIN CLASIFICAR	0,100	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,850	0,000	0,750	0,667	0,750	0,083
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,167	0,000	0,083	0,000
Tipo 5.2	0,050	0,000	0,167	0,333	0,167	0,000
Tipo 5.3	0,100	0,000	0,000	0,167	0,167	0,000
Tipo 5.4	0,700	0,000	0,416	0,167	0,333	0,083
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:			Test del signo		0,000	0,000
			Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000	0,000
			Prueba de homogeneidad marginal		0,000	0,000

Fuente: Elaboración propia.

Mapa SOFM ponderado: Error cometido. Muestra de validación
Tabla 5.31

Como puede observarse, el modelo reestimado reduce significativamente los porcentajes de error obtenidos por el modelo inicial para la muestra de validación, especialmente para la variante “ejemplo mejor cubierto”. La categoría “BB” continúa siendo la clase peor caracterizada, si bien en este caso todas las calificaciones presentan porcentajes de error iguales o inferiores al 20%.

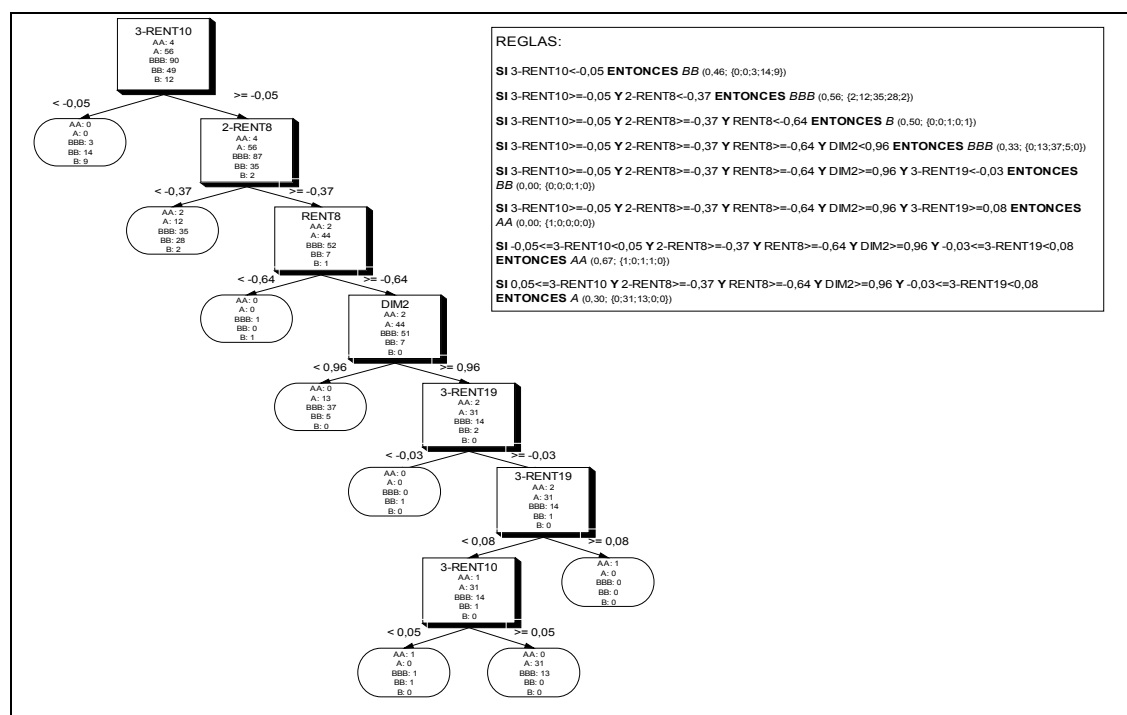
En cuanto a la alternativa “grado medio de cobertura”, el porcentaje de error se sitúa en el 77% para el modelo inicial y en el 63% para el modelo reestimado, presentando la mayoría de las clases tasas de error superiores al 50%, por lo que este modelo no resulta una solución eficaz para el problema analizado. Por último, los contrastes realizados corroboran la existencia de diferencias significativas entre los modelos generados en cada periodo, consecuencia del propio proceso autoorganizador del mapa.

5.1.2.2.4. Árboles de decisión individuales

Adicionalmente a las redes neuronales artificiales, se ha contrastado la capacidad caracterizadora de los modelos de Aprendizaje Máquina conocidos como árboles de decisión, comenzando el estudio con los modelos individuales más conocidos, esto es, ChAID, ASSISTANT, Sipina Fusbin C4.5 y CART (Gini univariante, Gini oblicuo, Twoing univariante, Twoing oblicuo).

De nuevo se han considerado tanto los modelos iniciales, obtenidos a partir de la muestra de aprendizaje, como los modelos reestimados, cuyos parámetros se han obtenido a partir de la muestra de validación; en ambos casos se formulan idénticas hipótesis de partida respecto a las proporciones muestrales (“según el tamaño de los grupos”), número mínimo de individuos por nodo, etc.

➤ *Algoritmo ChAID*: La Figura 5.12 recoge el árbol de decisión reestimado para el algoritmo ChAID, incluyendo el ajuste de Bonferroni.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión ChAID. Modelo reestimado
Figura 5.12

Si se compara el árbol obtenido con el grafo derivado del periodo inicial (Capítulo 4) puede observarse que el nuevo modelo resulta más complejo que el anterior, pasando a tener 8 hojas terminales (vs. 6 del modelo inicial) y una profundidad de 7 tests lógicos (vs. 3 del modelo inicial); el análisis de las reglas permite observar que, en ambos periodos, un mayor valor del ratio 2-RENT8 se asocia con ratings más elevados, mientras que valores medios del ratio DIM2 se asocian con la categoría media BBB, si bien los puntos de corte varían (reduciéndose para 2-RENT8 y aumentando para DIM2). Adicionalmente, el modelo reestimado destaca la importancia de las variables 3-RENT10 y 3-RENT19, relacionadas de forma directa con la solvencia de las entidades.

La Tabla 5.32 resume las matrices de clasificación aproximadas para el algoritmo ChAID respecto a la muestra de validación, de acuerdo con los modelos inicial, reestimado y el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	ChAID RED TOTAL						ChAID (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	42	13	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	36	49	0	5	90	0	-	85	-	5	90
BB	0	13	34	0	2	49	0	13	-	36	-	49
B	0	1	5	0	6	12	0	1	5	-	6	12
Total	0	96	101	1	13	211	4	69	90	37	11	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	ChAID RED TOTAL						ChAID (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	2	0	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	31	25	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	1	13	72	3	1	90	1	-	88	-	1	90
BB	1	0	33	15	0	49	1	0	-	48	-	49
B	0	0	2	9	1	12	0	0	2	-	10	12
Total	4	44	134	27	2	211	4	56	102	48	11	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - ChAID. Muestra de validación
Tabla 5.32

Así, el árbol inicial caracteriza correctamente al 45,97% de la muestra de validación, porcentaje que se incrementa hasta alcanzar el 88,15% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”. El modelo reestimado mejora de nuevo los resultados, alcanzando un porcentaje correcto de clasificación del 57,35% que se incrementa hasta el 96,68% si se consideran las dos clases más próximas al rating predicho.

Al objeto de completar este análisis, la Tabla 5.33 resume los porcentajes de error obtenidos para cada modelo, categoría y periodo de tiempo.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,401	0,466	0,478	0,540	0,351	0,426
Error tipo 1	1,000	0,988	0,987	1,000	0,000	0,500
Tipo 1.2	1,000	0,877	0,854	1,000	0,000	0,000
Tipo 1.3	0,000	0,111	0,133	0,000	0,000	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,167	0,319	0,348	0,250	0,250	0,446
Tipo 2.1	0,000	0,009	0,010	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,167	0,296	0,320	0,232	0,232	0,446
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,012	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,005	0,018	0,018	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,319	0,363	0,371	0,456	0,456	0,199
Tipo 3.1	0,000	0,004	0,005	0,000	0,000	0,011
Tipo 3.2	0,319	0,287	0,282	0,400	0,400	0,144
Tipo 3.4	0,000	0,046	0,055	0,000	0,000	0,033
Tipo 3.5	0,000	0,025	0,030	0,056	0,056	0,011
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	1,000	0,918	0,903	1,000	0,265	0,694
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,020
Tipo 4.2	0,000	0,034	0,040	0,265	0,265	0,000
Tipo 4.3	0,933	0,748	0,714	0,694	0,000	0,674
Tipo 4.5	0,067	0,135	0,148	0,041	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,400	0,518	0,539	0,500	0,500	0,917
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,005	0,006	0,083	0,083	0,000
Tipo 5.3	0,400	0,393	0,392	0,417	0,417	0,167
Tipo 5.4	0,000	0,119	0,142	0,000	0,000	0,750
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Árbol de decisión ChAID: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.33

A la vista de la tabla previa puede observarse el deterioro en la capacidad predictiva del modelo inicial ChAID, que pasa de un porcentaje de error próximo al 40% a un porcentaje del 54% para el segundo periodo. La aplicación de la red causal mejora ligeramente la capacidad predictiva del grafo, que pasa a situarse en el 35,1%.

Por su parte, el modelo reestimado genera un porcentaje de error inferior al 43%, resultado superior al error aparente obtenido en el primer periodo, si bien a costa de desarrollar un número superior de reglas de decisión. En cuanto a las clases analizadas, los grupos más numerosos siguen siendo los mejor caracterizados ("A" y "BBB"), mientras que las categorías "BB" y "B" presentan tasas de error muy elevadas. Por último, los contrastes realizados demuestran la existencia de diferencias estadísticamente significativas respecto a los resultados obtenidos en cada periodo.

➤ *Algoritmo ASSISTANT*: La aplicación del algoritmo ASSISTANT respecto a la muestra de validación ha generado como resultado el modelo reestimado recogido en la Figura 5.13. Al igual que en el periodo inicial, el árbol obtenido resulta muy complejo, incluyendo 33 nodos terminales, con una profundidad máxima de 11 tests lógicos.

La complejidad del árbol dificulta enormemente la comparación entre el modelo inicial y el esquema reestimado, si bien puede observarse que en ambos casos los valores más bajos de los indicadores 3-RENT10, DIM2 y 2-RENT8 se asocian con los ratings menos solventes, mientras que los valores más reducidos del atributo 2-LIQ1 se relacionan con las calificaciones más fuertes. Ahora bien, en el primer periodo indicadores como RENT8 y 3-RENT19 presentan una importancia fundamental, mientras que en el segundo periodo su importancia es más reducida. Asimismo, la raíz del árbol ha variado, pasando de la variable 2-RENT8 al indicador 3-RENT10.

Al objeto de facilitar los análisis comparativos, la Tabla 5.34 resume las matrices de clasificación derivadas del algoritmo ASSISTANT para los diversos modelos y variantes desarrollados.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	ASSISTANT RED TOTAL						ASSISTANT (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	12	28	12	2	1	55*	-	52	-	2	1	55*
BBB	9	27	38	11	5	87*	9	-	76	-	5	87*
BB	1	14	11	17	3	49	1	14	-	31	-	49
B	0	2	3	7	0	12	0	2	3	-	7	12
Total	22	74	65	37	9	207*	13	68	80	33	13	207*
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	ASSISTANT RED TOTAL						ASSISTANT (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	1	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	48	5	3	0	56	-	53	-	3	0	56
BBB	0	7	79	4	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	3	7	39	0	49	0	3	-	46	-	49
B	0	0	0	6	6	12	0	0	0	-	12	12
Total	1	59	93	52	6	211	2	56	90	49	12	211

Fuente: Elaboración propia.

Nota: (*) indica la presencia de individuos indeterminados.

Matriz de clasificación - ASSISTANT. Muestra de validación
Tabla 5.34

Como puede observarse, el modelo inicial caracteriza correctamente sólo el 39,34% de la muestra de validación, porcentaje muy reducido si se considera la complejidad del modelo, lo que indica la existencia de sobreajuste respecto a la muestra de aprendizaje; asimismo, el algoritmo es incapaz de otorgar una categoría a cada individuo de la muestra, existiendo 4 entidades calificadas como "indeterminadas". Por su parte, el ajuste "predicho $\pm$ 1 categoría" incrementa el porcentaje de aciertos hasta el 81,99%, cifra que continua siendo reducida si se consideran otros árboles de decisión alternativos.

El modelo reestimado obtiene mejores resultados, con una capacidad correcta de clasificación del 81,99% para los resultados reales, que se incrementa hasta el 97,16%

para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”. No obstante, cabe pensar que el nuevo modelo se encuentra afectado de nuevo por sobreajuste, por lo que este algoritmo no constituye una alternativa eficaz para la predicción del rating de las entidades aseguradoras europeas. Por su parte, la Tabla 5.35 resume los porcentajes de error obtenidos para cada modelo y periodo de tiempo.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,171	0,408	0,496	0,607	0,431	0,180
Error tipo 1	0,375	0,627	0,720	1,000	0,250	0,750
Tipo 1.2	0,375	0,498	0,543	0,750	0,000	0,250
Tipo 1.3	0,000	0,129	0,177	0,250	0,250	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,115	0,381	0,480	0,482	0,268	0,143
Tipo 2.1	0,000	0,082	0,112	0,214	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,102	0,276	0,340	0,214	0,214	0,089
Tipo 2.4	0,013	0,020	0,023	0,036	0,036	0,054
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,005	0,018	0,018	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,018	0,000	0,000
Error tipo 3	0,115	0,300	0,368	0,611	0,611	0,122
Tipo 3.1	0,009	0,020	0,024	0,100	0,100	0,000
Tipo 3.2	0,071	0,128	0,204	0,300	0,300	0,078
Tipo 3.4	0,035	0,090	0,110	0,122	0,122	0,044
Tipo 3.5	0,000	0,021	0,029	0,056	0,056	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,033	0,000	0,000
Error tipo 4	0,433	0,611	0,677	0,592	0,306	0,204
Tipo 4.1	0,000	0,001	0,002	0,020	0,020	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,025	0,035	0,286	0,286	0,061
Tipo 4.3	0,300	0,445	0,498	0,225	0,000	0,143
Tipo 4.5	0,133	0,140	0,143	0,061	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,150	0,405	0,499	1,000	0,417	0,500
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,003	0,004	0,167	0,167	0,000
Tipo 5.3	0,000	0,158	0,217	0,250	0,250	0,000
Tipo 5.4	0,150	0,204	0,278	0,583	0,000	0,500
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				<i>Test del signo</i>		0,000
				<i>Test de rangos apareados de Wilcoxon</i>		0,000
				<i>Prueba de homogeneidad marginal</i>		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

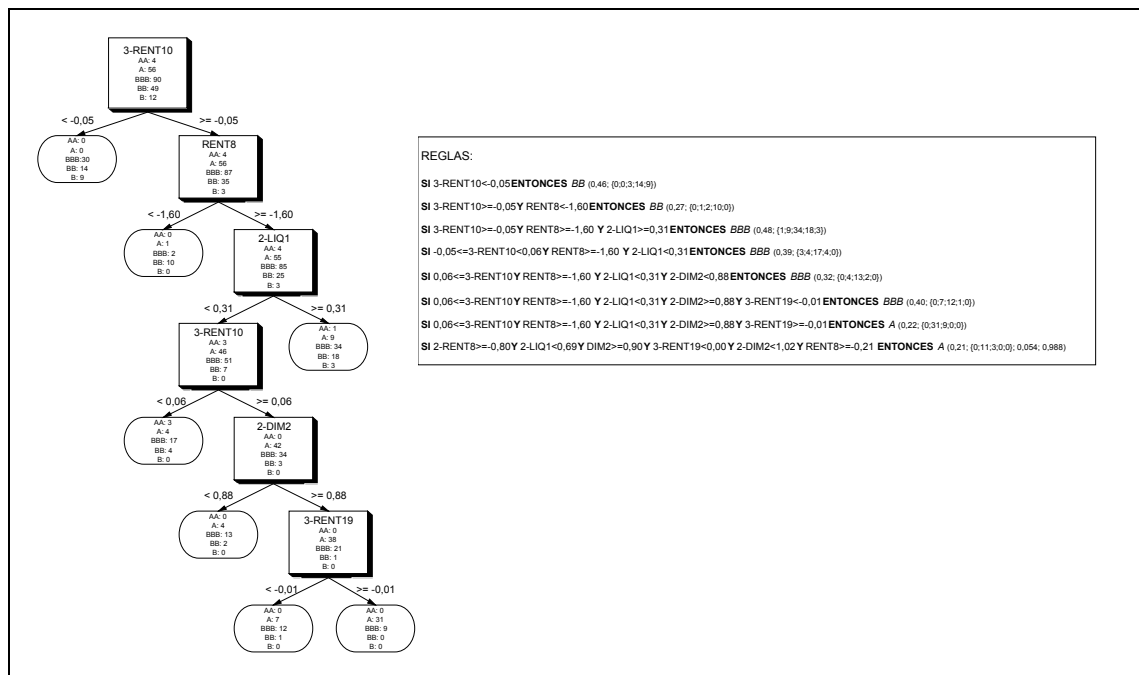
Árbol de decisión ASSISTANT: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.35

Como puede observarse, la capacidad de clasificación del algoritmo ASSISTANT (modelo inicial) ha sufrido un gran deterioro a lo largo del tiempo, pasando del 17,1% (error aparente) al 60,7% (muestra de validación), si bien la aplicación de la red causal reduce el error hasta cifras próximas al 43%; en particular, las categorías con menor número de individuos son las que experimentan una mayor mejora según la alternativa bayesiana.

Por lo que respecta al modelo reestimado, el porcentaje de error alcanza de nuevo el 18%, siendo especialmente reducido para las categorías “A”, “BBB” y “BB”. No obstante, el elevado número de reglas generado no hace recomendable emplear este algoritmo para el desarrollo de modelos de gestión del riesgo de crédito.

➤ *Algoritmo C4.5*: La Figura 5.14 recoge el árbol de decisión obtenido por el algoritmo C4.5 para la muestra de validación, considerando los criterios “ratio de ganancia”, “pessimistic error rate” ($p=0,25$) y un número mínimo de 10 individuos por nodo terminal.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión C4.5. Modelo reestimado
Figura 5.14

Como puede observarse, el árbol generado para el segundo periodo resulta menos complejo que el modelo inicial, al incluir únicamente 7 hojas frente a los 11 nodos terminales del primer caso. No obstante, la profundidad de ambos árboles es la misma (6 tests lógicos), observándose también un comportamiento similar respecto a las variables utilizadas, de forma que los indicadores 3-RENT10, RENT8, 3-RENT19 y 2-DIM2 presentan una relación directa con la solvencia de las entidades, mientras que la variable 2-LIQ1 presenta una relación inversa; ahora bien, en el primer periodo se incluyen como relevantes variables no seleccionadas respecto al segundo grafo, tales como DIM2 y 2-RENT8. La Tabla 5.36 recoge las matrices de clasificación obtenidas para la muestra de validación (modelo inicial y modelo reestimado).

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
	C4.5						C4.5 (Predicho ± 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
Rating real	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	35	21	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	25	60	5	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	8	31	8	2	49	0	8	-	41	-	49
B	0	0	6	1	5	12	0	0	6	-	6	12
Total	0	71	119	14	7	211	3	64	97	41	6	211

Matriz de clasificación – C4.5. Muestra de validación
Tabla 5.36 (I)

MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	C4.5 RED TOTAL						C4.5 (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	0	4	0	0	4	0	-	4	0	0	4
A	0	31	24	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	9	76	5	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	0	25	24	0	49	0	0	-	49	-	49
B	0	0	3	9	0	12	0	0	3	-	9	12
Total	0	40	132	39	0	211	0	55	97	50	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – C4.5. Muestra de validación
Tabla 5.36 (y II)

La tabla previa permite observar que el modelo inicial resulta bastante robusto a lo largo del tiempo, al clasificar correctamente al 51,18% de la muestra de validación, porcentaje que se incrementa hasta el 92,89% si se considera el ajuste “predicho ± 1 categoría”. Al igual que ocurría con la muestra de aprendizaje, los principales problemas de caracterización se concentran en las muestras más reducidas: “AA”, “BB” y “B”.

Por su parte, el modelo reestimado, ligeramente más sencillo que el inicial, alcanza un porcentaje de aciertos del 62,09% (96,21% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”), si bien en este caso los problemas afectan casi exclusivamente a las categorías “AA” y “B”.

De esta forma, el árbol de decisión C4.5 representa una alternativa prometedora para la construcción de modelos internos de gestión del riesgo de crédito basados en calificaciones, al resultar robusto a lo largo del tiempo y concentrar la mayor parte de las predicciones en la categoría real o en una de sus dos clases inmediatamente más próximas.

Al objeto de completar el análisis, la Tabla 5.37 resume los porcentajes de error observados para las distintas muestras, modelos y periodos de tiempo.

De esta forma, el modelo C4.5 resulta bastante robusto a lo largo del tiempo, pasando de tasas de error próximas al 34% (error aparente) y 44-47% (error estimado mediante bootstrap) en el primer periodo a un porcentaje del error del 48,8% respecto a la muestra de validación, que se reduce significativamente al aplicar la red causal (31,3%); las categorías “AA”, “BB” y “B” continúan siendo las peor caracterizadas respecto a las predicciones realizadas por el modelo inicial.

El modelo reestimado obtiene un porcentaje de error ligeramente superior al error aparente para la muestra inicial, alcanzando el 37,9%, con tasas del 100% para las categorías “AA” y “B”. Estas cifras pueden considerarse razonables de acuerdo con el número de reglas generadas y la complejidad del problema analizado.

Por su parte, los contrastes realizados manifiestan la existencia de diferencias estadísticamente significativas entre los resultados obtenidos para cada individuo

respecto a ambos periodos de tiempo, por lo que se precisaría la actualización continua del modelo.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,342	0,445	0,471	0,488	0,313	0,379
Error tipo 1	1,000	0,944	0,929	1,000	0,250	1,000
Tipo 1.2	0,875	0,798	0,778	0,750	0,000	0,000
Tipo 1.3	0,125	0,146	0,151	0,250	0,250	1,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,385	0,429	0,440	0,375	0,375	0,446
Tipo 2.1	0,000	0,035	0,044	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,385	0,377	0,375	0,375	0,375	0,429
Tipo 2.4	0,000	0,015	0,018	0,000	0,000	0,018
Tipo 2.5	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,097	0,283	0,331	0,333	0,333	0,156
Tipo 3.1	0,000	0,007	0,009	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,079	0,190	0,219	0,277	0,277	0,100
Tipo 3.4	0,018	0,067	0,080	0,056	0,056	0,056
Tipo 3.5	0,000	0,019	0,024	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,733	0,756	0,762	0,837	0,163	0,510
Tipo 4.1	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,032	0,040	0,163	0,163	0,000
Tipo 4.3	0,667	0,600	0,583	0,633	0,000	0,510
Tipo 4.5	0,067	0,123	0,137	0,041	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,450	0,491	0,502	0,583	0,500	1,000
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,004	0,006	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,100	0,237	0,272	0,500	0,500	0,250
Tipo 5.4	0,350	0,230	0,224	0,083	0,000	0,750
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

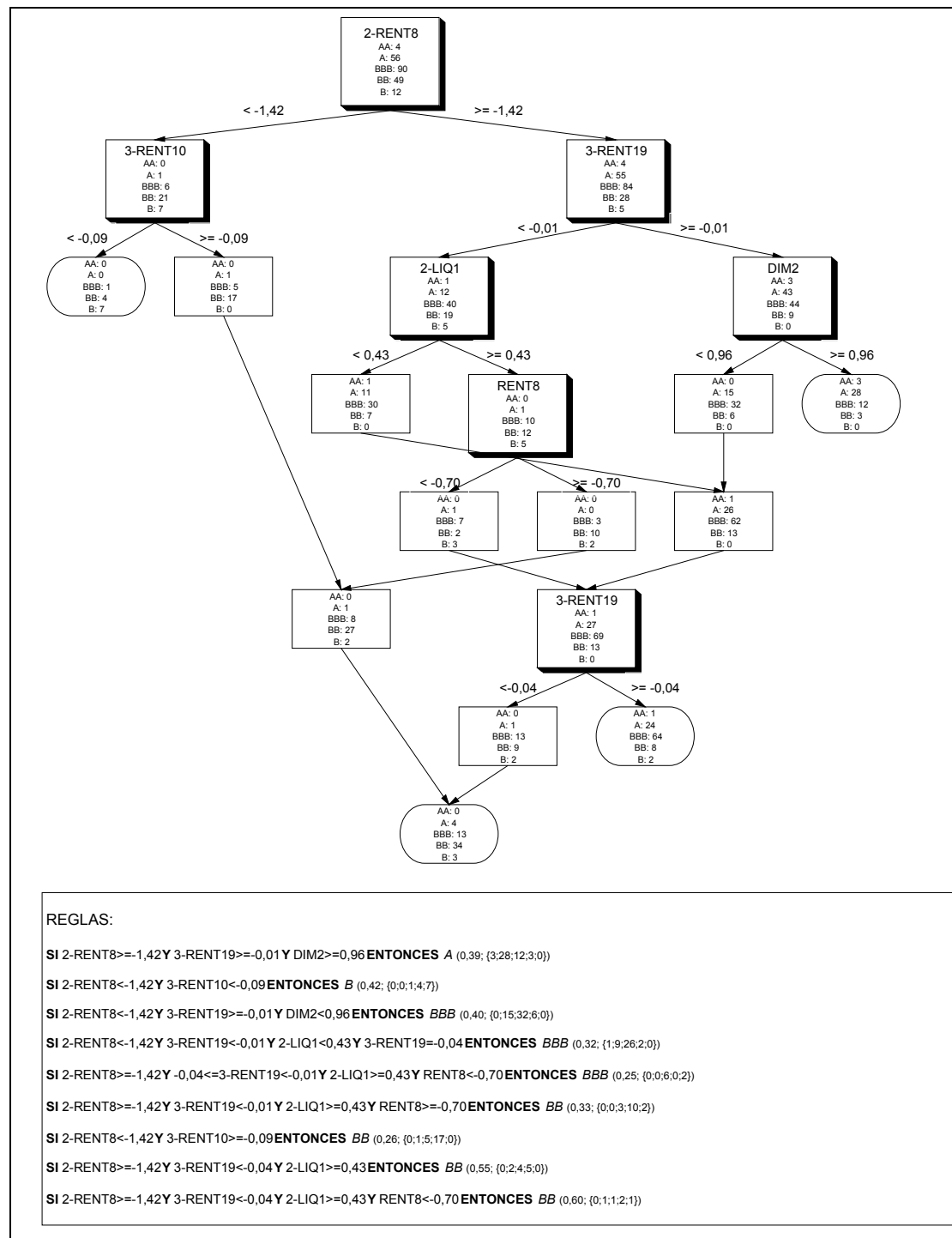
Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Árbol de decisión C4.5: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.37

➤ *Algoritmo Sipina*: La aplicación del algoritmo Sipina, considerando el criterio de partición/discretización conocido como “Fusbin” [$\alpha=1$, $\lambda \in [0, +\infty)$] ha generado el árbol de decisión recogido en la Figura 6.66.

Al igual que ocurría con el algoritmo C4.5, el modelo Sipina genera un árbol menos complejo para el segundo periodo que para el primero (9 vs. 18 reglas de decisión), lo que facilita su interpretación y evita procesos de sobreajuste. La profundidad del grafo también es inferior (6 vs. 9), si bien se mantiene el nodo raíz, caracterizado por el ratio 2-RENT8, que se relaciona directamente con el rating y cuyo valor de corte ha descendido a lo largo del tiempo. Asimismo, los indicadores 3-RENT10 y 3-RENT19 son muy explicativos en ambos grafos (relación directa) y, en menor medida, los ratios 2-LIQ1 (relación inversa), DIM2 (ligera relación directa); por último, el grafo reestimado incorpora el ratio RENT8, cuya relación con las categorías analizadas no resulta clara.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión Sipina. Modelo reestimado
Figura 5.15

Las matrices de clasificación generadas por cada modelo para la muestra de validación se resumen en la Tabla 5.38.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	Sipina RED TOTAL						Sipina (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	44	9	3	0	56	-	53	-	3	0	56
BBB	0	46	36	6	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	0	15	23	6	5	49	0	15	-	34	-	49
B	0	3	4	0	5	12	0	3	4	-	5	12
Total	0	112	72	15	12	211	4	71	92	37	7	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	Sipina RED TOTAL						Sipina (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	28	24	4	0	56	-	52	-	4	0	56
BBB	0	12	64	13	1	90	0	-	89	-	1	90
BB	0	3	8	34	4	49	0	3	-	46	-	49
B	0	0	2	3	7	12	0	0	2	-	10	12
Total	0	46	99	54	12	211	3	55	92	50	11	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Sipina. Muestra de validación
Tabla 5.38

El modelo inicial sólo permite clasificar correctamente el 43,13% de los datos, porcentaje que se incrementa hasta alcanzar el 84,83% para el ajuste predicho $\pm$ 1 categoría” pero que queda muy lejos del 63,03% proporcionado por el modelo reestimado (94,79% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”). De nuevo las categorías menos numerosas son las peor caracterizadas (“AA”, “B”), si bien el modelo reestimado mejora significativamente los resultados obtenidos para la clase “BB”.

Teniendo en cuenta el elevado número de reglas presentes en el modelo inicial (18 sentencias lógicas) y el bajo porcentaje correcto de clasificación obtenido, puede estimarse que dicho grafo se encontraba afectado por sobreajuste, lo que reduce su robustez a lo largo del tiempo y dificulta su incorporación práctica a un modelo real de gestión del riesgo de crédito.

La Tabla 5.39 resume los porcentajes de error derivados de los distintos modelos, redes causales y muestras analizadas.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,327	0,443	0,471	0,569	0,417	0,370
Error tipo 1	1,000	0,927	0,909	1,000	0,000	1,000
Tipo 1.2	1,000	0,817	0,772	1,000	0,000	0,750
Tipo 1.3	0,000	0,108	0,135	0,000	0,000	0,250
Tipo 1.4	0,000	0,003	0,003	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,231	0,373	0,408	0,214	0,214	0,500
Tipo 2.1	0,000	0,037	0,046	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,218	0,318	0,343	0,161	0,161	0,429
Tipo 2.4	0,000	0,011	0,014	0,064	0,064	0,071
Tipo 2.5	0,013	0,006	0,004	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,239	0,339	0,363	0,600	0,600	0,288
Tipo 3.1	0,000	0,012	0,015	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,188	0,219	0,227	0,511	0,511	0,133
Tipo 3.4	0,053	0,086	0,095	0,067	0,067	0,144
Tipo 3.5	0,000	0,021	0,027	0,022	0,022	0,011
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,700	0,735	0,743	0,878	0,306	0,306
Tipo 4.1	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,035	0,044	0,306	0,306	0,061
Tipo 4.3	0,433	0,486	0,499	0,469	0,000	0,163
Tipo 4.5	0,267	0,211	0,198	0,102	0,000	0,082
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,100	0,379	0,448	0,583	0,583	0,417
Tipo 5.1	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,003	0,003	0,250	0,250	0,000
Tipo 5.3	0,100	0,240	0,275	0,333	0,333	0,167
Tipo 5.4	0,000	0,135	0,168	0,000	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

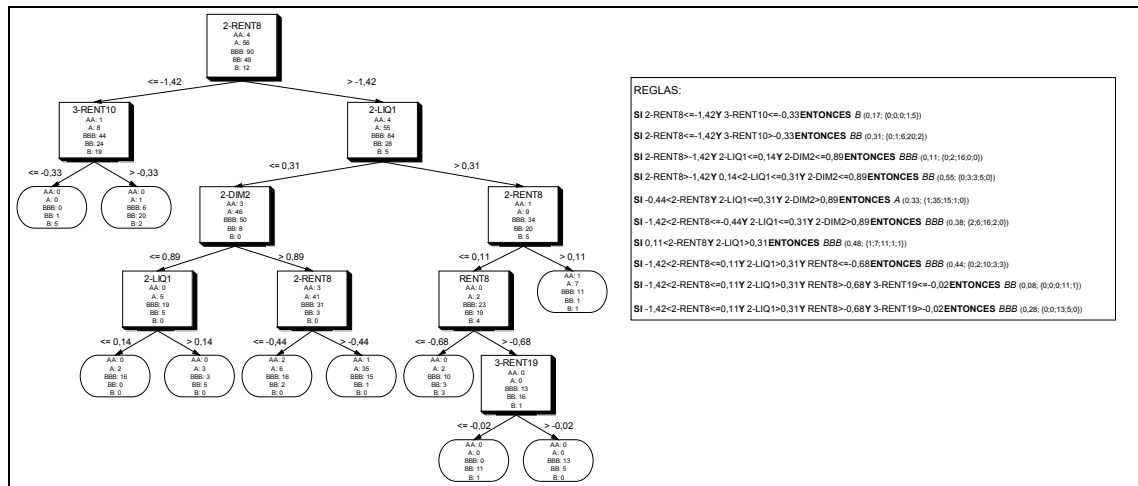
Árbol de decisión Sipina: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.39

Esta tabla corrobora los resultados previamente observados, esto es, la poca consistencia del modelo inicial a lo largo del tiempo, tanto por lo que respecta al grafo original como a la red causal, al generar un porcentaje de error próximo al 57% y 42%, respectivamente; asimismo, destacan los problemas para caracterizar a la categoría “BBB”, la más numerosa de la muestra, lo que informa de posibles inconsistencias internas en el modelo inicial.

El árbol reestimado reduce significativamente la tasa de error, que resulta ligeramente superior al error aparente original (37% vs. 32,7%); por su parte, los contrastes realizados confirman que los resultados obtenidos por cada modelo difieren significativamente entre sí.

➤ *Algoritmo CART – Gini univariante*: El árbol reestimado mediante CART, considerando el criterio de partición Gini univariante, el criterio de poda basado en *jackknife* y el resto de hipótesis definidas para el modelo inicial se resume en la Figura 5.16.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión CART Gini univariante. Modelo reestimado Figura 5.16

De forma similar a los algoritmos previos, el modelo CART Gini univariante genera un árbol de decisión más sencillo para el segundo periodo, incluyendo 10 reglas de decisión frente a las 12 iniciales; la profundidad del grafo resulta también inferior (5 vs. 7). Un análisis más detallado permite observar que ambos grafos tienen el mismo nodo raíz (2-RENT8), si bien en el segundo momento el punto de corte se ha reducido significativamente (-1,42 vs. -0,77). Por su parte, el ratio 3-RENT10 se sitúa en ambos casos en el segundo nivel de partición, aunque de nuevo se observa una reducción significativa del punto de corte (-0,33 vs. -0,15). Asimismo, otras variables explicativas que se consideran en ambos árboles son 2-LIQ1 y 3-RENT19; no obstante, el primer árbol incluye adicionalmente el indicador DIM2, mientras que el segundo grafo selecciona la variable 2-LIQ1.

Las matrices de clasificación generadas por cada modelo CART Gini univariante se resumen en la Tabla 5.40.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
	CART – Gini univariante						CART – Gini univariante (Predicho ± 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
Rating real	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	35	21	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	38	52	0	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	16	29	1	3	49	0	16	-	33	-	49
B	0	3	4	0	5	12	0	3	4	-	5	12
Total	0	94	108	1	8	211	2	75	96	33	5	211

Matriz de clasificación – CART Gini univariante. Muestra de validación
Tabla 5.40 (I)

MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
	CART – Gini univariante						CART – Gini univariante (Predicho ± 1)					
	RED TOTAL						RED TOTAL					
Rating real	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	1	3	0	0	4	1	-	3	0	0	4
A	0	35	17	4	0	56	-	52	-	4	0	56
BBB	0	15	66	9	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	1	11	36	1	49	0	1	-	48	-	49
B	0	0	4	3	5	12	0	0	4	-	8	12
Total	0	52	101	52	6	211	1	53	97	52	8	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – CART Gini univariante. Muestra de validación
Tabla 5.40 (y II)

De esta forma, el modelo inicial sólo caracteriza correctamente al 44,08% de las entidades analizadas frente al 67,30% alcanzado por el modelo reestimado, por lo que no resulta una propuesta muy robusta a lo largo del tiempo. Si se considera el ajuste “predicho ± 1 categoría” las diferencias se reducen, alcanzando el 88,15% para el modelo inicial y el 94,31% para el árbol reestimado. Los grupos menos numerosos continúan siendo los peor clasificados, particularmente los ratings “AA” y “B”, consecuencia del proceso interno de formación del árbol, que considera el número de individuos incluidos en cada rating para ajustar el grafo.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial Red causal	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,323	0,422	0,442	0,559	0,398	0,327
Error tipo 1	1,000	0,956	0,946	1,000	0,500	1,000
Tipo 1.2	0,875	0,809	0,795	0,500	0,000	0,250
Tipo 1.3	0,125	0,147	0,152	0,500	0,500	0,750
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,179	0,255	0,337	0,375	0,375	0,375
Tipo 2.1	0,000	0,016	0,019	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,179	0,284	0,306	0,375	0,375	0,304
Tipo 2.4	0,000	0,008	0,009	0,000	0,000	0,071
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,221	0,283	0,296	0,422	0,422	0,267
Tipo 3.1	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,168	0,258	0,215	0,422	0,422	0,167
Tipo 3.4	0,053	0,062	0,064	0,000	0,000	0,100
Tipo 3.5	0,000	0,010	0,012	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,633	0,734	0,755	0,980	0,327	0,264
Tipo 4.1	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,100	0,057	0,048	0,327	0,327	0,020
Tipo 4.3	0,466	0,580	0,604	0,592	0,000	0,224
Tipo 4.5	0,067	0,097	0,102	0,061	0,000	0,020
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,450	0,522	0,537	0,583	0,583	0,583
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,003	0,003	0,250	0,250	0,000
Tipo 5.3	0,400	0,420	0,424	0,333	0,333	0,333
Tipo 5.4	0,050	0,100	0,110	0,000	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

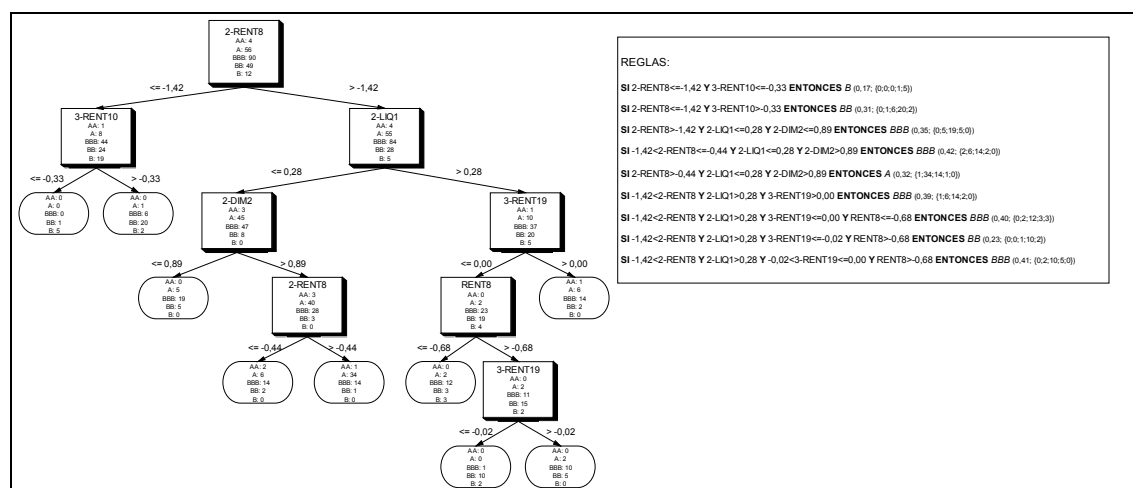
Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Árbol de decisión CART Gini univariante: Error cometido. Muestra de validación
Tabla 5.41

En la tabla previa pueden observarse las dificultades del modelo inicial respecto para la caracterización de la muestra de validación, siendo el error generado superior al 55%. Por otra parte, la red causal obtenida apenas ha mejorado este porcentaje, que continúa estando próximo al 40%.

Por su parte, el modelo reestimado genera una tasa de error muy próxima al error aparente del periodo inicial (32%), si bien la distribución entre categorías ha variado, consecuencia de la distinta composición de cada muestra; así, los errores tipo 2 y 5 (rating “A” y “B”) se han incrementado, los errores tipo 3 (“BBB”) prácticamente se han mantenido y los errores tipo “BB” se han reducido en más de un 50%. Las diferencias entre modelos son importantes y estadísticamente significativas, según los contrastes realizados.

➤ *Algoritmo CART – Twoing univariante*: La Figura 5.17 resume los resultados obtenidos con el algoritmo CART, considerando el criterio de partición “Twoing” respecto a la formación de árboles univariantes.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión CART Twoing univariante. Modelo reestimado
Figura 5.17

De forma similar al modelo inicial, el empleo del criterio de partición “Twoing” genera un árbol de decisión bastante similar al del criterio “Gini”, si bien el número de reglas es ligeramente más reducido (9) y existen pequeñas diferencias en los puntos de corte empleados en algunos nodos (por ejemplo, para el algoritmo 2-LIQ1, en el segundo nivel del árbol).

La comparación de este grafo con el obtenido para el primer periodo permite comprobar que se trata de un árbol más sencillo, al generar 9 reglas lógicas frente a las 14 originales, al tiempo que presenta menor profundidad (5 vs. 8). De esta forma, se facilita la interpretación del árbol y su posible empleo en sistemas de gestión del riesgo de crédito, si bien se observa que en ambos casos el énfasis del modelo se centra en ratios de rentabilidad (2-RENT8, 3-RENT10, 3-RENT19), cuyos puntos de corte tienden a reducirse a lo largo del tiempo.

La Tabla 5.42 resume las matrices de clasificación obtenidas por el algoritmo CART Twoing univariante para los modelos inicial y reestimado.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	CART – Twoing univariante RED TOTAL						CART – Twoing univariante (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	0	40	15	1	56	-	40	-	15	1	56
BBB	0	38	47	5	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	11	20	15	3	49	0	11	-	38	-	49
B	0	2	4	1	5	12	0	2	4	-	6	12
Total	0	54	112	36	9	211	3	53	95	53	7	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	CART – Twoing univariante RED TOTAL						CART – Twoing univariante (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	1	3	0	0	4	1	-	3	0	0	4
A	0	34	21	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	14	69	7	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	1	17	30	1	49	0	1	-	48	-	49
B	0	0	3	4	5	12	0	0	3	-	9	12
Total	0	50	113	42	6	211	1	56	96	49	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – CART Twoing univariante. Muestra de validación
Tabla 5.42

La aplicación del criterio de partición Twoing genera resultados ligeramente mejores que los obtenidos por el criterio Gini, al alcanzar un porcentaje de aciertos del 50,70% para la muestra de validación, que se incrementa hasta el 83,89% si se considera el ajuste “predicho ± 1 categoría” (esto es, las categorías predichas están menos próximas a la clase real que las obtenidas mediante el criterio Gini).

Como se esperaba, el modelo reestimado mejora los resultados hasta conseguir un ratio de aciertos del 65,40% (96,21% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”), siendo las clases “AA” y “B” las que presentan más problemas de caracterización, como en el resto de algoritmos.

La Tabla 5.43 recoge los porcentajes de error obtenidos para los distintos modelos, redes causales y muestras analizadas.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,300	0,426	0,456	0,493	0,365	0,346
Error tipo 1	1,000	0,948	0,935	1,000	0,250	1,000
Tipo 1.2	0,875	0,810	0,794	0,750	0,000	0,250
Tipo 1.3	0,125	0,138	0,141	0,250	0,250	0,750
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,167	0,285	0,313	0,286	0,286	0,393
Tipo 2.1	0,000	0,011	0,014	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,167	0,262	0,285	0,268	0,268	0,375
Tipo 2.4	0,000	0,011	0,013	0,018	0,018	0,018
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,247	0,305	0,319	0,478	0,422	0,234
Tipo 3.1	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,150	0,200	0,212	0,422	0,422	0,156
Tipo 3.4	0,097	0,093	0,092	0,056	0,000	0,078
Tipo 3.5	0,000	0,011	0,013	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,333	0,603	0,667	0,693	0,224	0,387
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,032	0,031	0,224	0,224	0,020
Tipo 4.3	0,233	0,468	0,524	0,408	0,000	0,347
Tipo 4.5	0,067	0,103	0,112	0,061	0,000	0,020
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,500	0,530	0,538	0,583	0,500	0,583
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,167	0,167	0,000
Tipo 5.3	0,050	0,249	0,297	0,333	0,333	0,250
Tipo 5.4	0,450	0,281	0,240	0,083	0,000	0,333
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

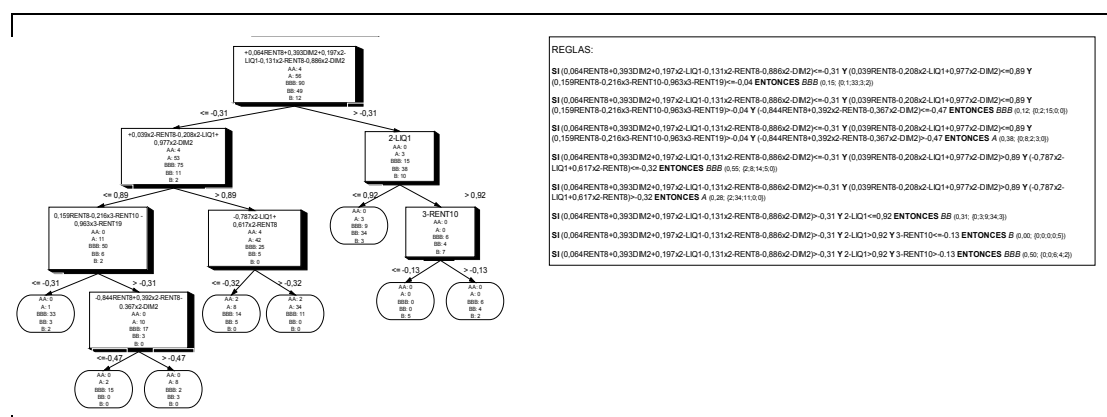
Árbol de decisión CART Twoing univariante: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.43

Como puede observarse, los porcentajes parciales de error resultan ligeramente diferentes a los del criterio de partición Gini, especialmente respecto a las categorías “AA” y “BB”. La red causal obtiene mejores resultados, con un porcentaje de clasificación correcta cercano al 64%.

Las diferencias temporales para los distintos árboles tipo CART-Twoing univariante resultan de nuevo estadísticamente significativas, lo que corrobora la necesidad de realizar ajustes en los modelos de gestión del riesgo de crédito a lo largo del tiempo.

➤ *Algoritmo CART – Gini oblicuo*: La aplicación del algoritmo CART Gini oblicuo para la caracterización de la muestra de validación ha generado el modelo reestimado que se presenta en la Figura 5.18; se han considerado idénticos parámetros que para el primer periodo analizado.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión CART Gini oblicuo. Modelo reestimado
Figura 5.18

El grafo reestimado es bastante complejo, con 8 hojas y una profundidad de 4; no obstante, el modelo inicial resultaba aún más complicado, incluyendo 9 nodos terminales y una profundidad de 5. Por otra parte, las reglas de decisión generadas son mucho más difíciles de interpretar que en los modelos univariantes, y presentan pocas similitudes entre periodos. En particular, el nodo raíz del grafo reestimado parece considerar la situación de la empresa en el medio plazo (2 años), a partir de los valores de las variables 2-RENT8, 2-DIM2 y 2-LIQ1 (con signo positivo dada su diferente relación con el rating), ajustando mínimamente los resultados según los datos observados a corto plazo (RENT8, DIM2); si los ratios de corto plazo presentan valores elevados (suma resultante con valor muy negativo), los individuos son orientados hacia el subgrafo de la izquierda, relacionado con las calificaciones “A” y “BBB”; por el contrario, si la situación a corto plazo es poco boyante (suma resultante con valor algo negativo, nulo o positivo), los individuos son dirigidos hacia el subgrafo de la derecha, relacionado con los ratings menos solventes (“BBB”, “BB” y “B”).

En el ámbito de cada subgrafo las relaciones se complican, si bien para los nodos individuales se observa un comportamiento coherente con los conocimientos de Teoría Económica (subgrafo de la derecha, ratios 2-LIQ1 y 3-RENT10). Las matrices de clasificación obtenidas por cada modelo respecto a la muestra de validación se resumen en la Tabla 5.44.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	CART – Gini oblicuo RED TOTAL						CART – Gini oblicuo (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	40	16	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	46	40	3	1	90	0	-	89	-	1	90
BB	0	15	19	5	10	49	0	15	-	34	-	49
B	0	2	2	1	7	12	0	2	2	-	8	12
Total	0	106	78	9	18	211	3	73	92	34	9	211

Matriz de clasificación – CART Gini oblicuo. Muestra de validación
Tabla 5.44 (I)

MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	CART – Gini oblicuo RED TOTAL						CART – Gini oblicuo (Predicho $\pm$ 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	42	11	3	0	56	-	53	-	3	0	56
BBB	0	13	68	9	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	3	12	34	0	49	0	3	-	46	-	49
B	0	0	4	3	5	12	0	0	4	-	8	12
Total	0	60	97	49	5	211	2	56	96	49	8	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – CART Gini oblicuo. Muestra de validación Tabla 5.44 (y II)

Si bien la construcción de árboles oblicuos mejora los resultados obtenidos para el modelo reestimado, que alcanza un porcentaje de aciertos del 70,62% (94,31% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”), la aplicación del modelo inicial a la muestra de validación obtiene un porcentaje de aciertos del 43,60% (90,05% para el ajuste propuesto); este porcentaje es inferior al obtenido por el árbol individual, cuya arquitectura resulta mucho más simple, lo que indica la presencia de sobreajuste en el árbol original del primer periodo.

Este hecho, y la dificultad observada para interpretar las reglas obtenidas, hace poco recomendable el empleo de este tipo de árbol oblicuo para el análisis del rating de entidades aseguradoras.

Por su parte, la Tabla 5.45 resume los porcentajes de error generados por los distintos modelos y redes causales para la muestra inicial y la muestra de validación.

La tabla obtenida permite observar el comentado fenómeno de sobreajuste, pues el error obtenido por el modelo inicial (muestra de validación) es casi el doble del obtenido por el modelo reestimado (56,4% vs. 29,4%).

Por otra parte, la tasa de error obtenida por el modelo inicial respecto a la clase “BBB” de la muestra de validación (la más numerosa) supera el 50%, lo que limita sobremanera su aplicación a modelos reales de gestión.

En cuanto a la red causal generada, si bien disminuye las tasas parciales de error de las clases menos numerosas, obtiene un porcentaje final de aciertos que no supera el 60%.

De nuevo las diferencias temporales resultan estadísticamente significativas, lo que sugiere la necesidad de ajustar los parámetros definitorios del modelo a lo largo del tiempo.

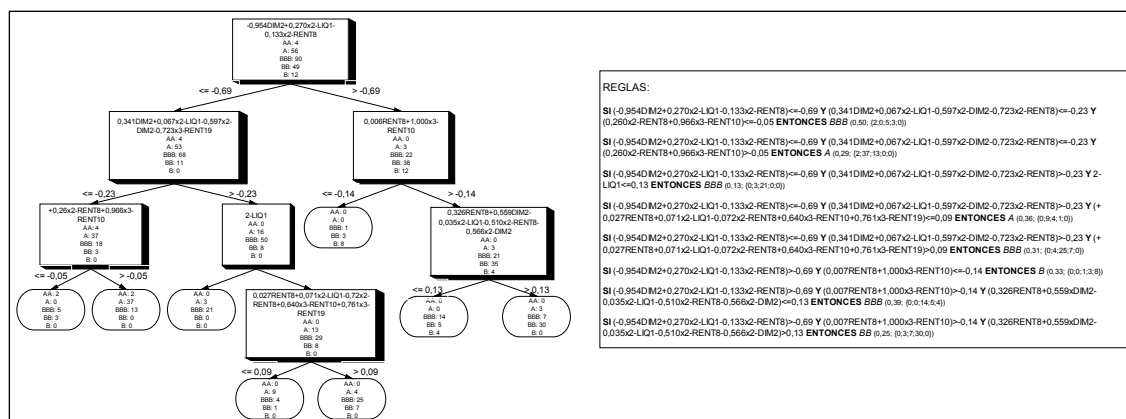
	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632 +	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,261	0,386	0,414	0,564	0,407	0,294
Error tipo 1	1,000	0,954	0,944	1,000	0,250	1,000
Tipo 1.2	0,938	0,874	0,859	0,750	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,062	0,023	0,084	0,250	0,250	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,128	0,294	0,276	0,286	0,286	0,250
Tipo 2.1	0,000	0,017	0,021	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,115	0,219	0,242	0,286	0,286	0,196
Tipo 2.4	0,013	0,012	0,011	0,000	0,000	0,054
Tipo 2.5	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,186	0,290	0,313	0,555	0,555	0,244
Tipo 3.1	0,000	0,006	0,008	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,177	0,221	0,231	0,511	0,511	0,144
Tipo 3.4	0,009	0,049	0,058	0,033	0,033	0,100
Tipo 3.5	0,000	0,014	0,017	0,011	0,011	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,466	0,686	0,734	0,898	0,306	0,306
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,015	0,018	0,306	0,306	0,061
Tipo 4.3	0,333	0,529	0,572	0,388	0,000	0,245
Tipo 4.5	0,133	0,142	0,145	0,204	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,300	0,471	0,508	0,417	0,334	0,583
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,018	0,022	0,167	0,167	0,000
Tipo 5.3	0,150	0,319	0,356	0,167	0,167	0,333
Tipo 5.4	0,150	0,133	0,129	0,083	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Árbol de decisión CART Gini oblicuo: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.45

➤ **Algoritmo CART – Twoing oblicuo:** La Figura 5.19 recoge el árbol de decisión reestimado para la muestra de validación de acuerdo con el algoritmo CART Twoing oblicuo.



Fuente: Elaboración propia.

Árbol de decisión CART Twoing oblicuo. Modelo reestimado

Figura 5.19

Como en el caso del criterio de partición Gini, el árbol obtenido mediante el criterio Twoing resulta bastante complejo, presentando 8 nodos terminales (al igual que en el periodo inicial) y una profundidad de 4 (frente a los 5 del modelo original).

La interpretación de las reglas es compleja, si bien puede asociar el nodo raíz con un test lógico que analiza la situación global de la empresa a medio plazo (2 años), redirigiendo hacia el subgrafo izquierdo los individuos mejor posicionados (valor muy negativo para el test), y hacia el subgrafo derecho a los individuos más solventes (valores ligeramente negativos, nulos o positivos del test); de nuevo el subgrafo izquierdo se relaciona con los ratings "A" y "BBB", mientras que el subgrafo derecho recoge las categorías "BB", "BB" y "B".

Como puede observarse, el signo de los ratios incluidos en el nodo raíz es coherente con los conocimientos de Teoría Económica, si bien el análisis de cada subgrafo resulta mucho más complejo.

La Tabla 5.46 resume las matrices de clasificación generadas por cada modelo respecto a la muestra de validación analizada.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	CART – Gini oblicuo RED TOTAL						CART – Gini oblicuo (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	31	24	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	32	53	5	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	9	31	7	2	49	0	9	-	40	-	49
B	0	1	6	0	5	12	0	1	6	-	5	12
Total	0	76	115	13	7	211	3	65	97	41	5	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	CART – Gini oblicuo RED TOTAL						CART – Gini oblicuo (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	46	7	3	0	56	-	53	-	3	0	56
BBB	0	17	65	7	1	90	0	-	89	-	1	90
BB	0	1	15	30	3	49	0	1	-	48	-	49
B	0	0	4	0	8	12	0	0	4	-	8	12
Total	0	66	93	40	12	211	2	54	95	51	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – CART Twoing oblicuo. Muestra de validación
Tabla 5.46

La aplicación del criterio de partición Twoing genera porcentajes de clasificación correcta similares a los del criterio Gini, que ascienden al 45,50% para el modelo inicial y al 70,62% para el modelo reestimado. La diferencia entre estos resultados puede indicar la existencia de sobreajuste en el modelo, lo que dificultaría su aplicación para la gestión del riesgo de crédito a medio y largo plazo.

Por su parte, la Tabla 5.47 resume los porcentajes de error generados por los distintos modelos y redes causales para la muestra inicial y la muestra de validación.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,284	0,396	0,418	0,545	0,375	0,294
Error tipo 1	1,000	0,974	0,969	1,000	0,250	1,000
Tipo 1.2	0,688	0,809	0,834	0,750	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,312	0,165	0,135	0,250	0,250	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,141	0,247	0,269	0,447	0,447	0,179
Tipo 2.1	0,000	0,014	0,017	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,141	0,228	0,245	0,429	0,429	0,125
Tipo 2.4	0,000	0,005	0,006	0,018	0,018	0,054
Tipo 2.5	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,239	0,321	0,338	0,412	0,412	0,278
Tipo 3.1	0,000	0,004	0,005	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,204	0,241	0,248	0,356	0,356	0,189
Tipo 3.4	0,035	0,061	0,066	0,056	0,056	0,078
Tipo 3.5	0,000	0,016	0,019	0,000	0,000	0,011
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,333	0,619	0,677	0,858	0,184	0,387
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,018	0,022	0,184	0,184	0,020
Tipo 4.3	0,267	0,486	0,531	0,633	0,000	0,306
Tipo 4.5	0,066	0,115	0,125	0,041	0,000	0,061
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,450	0,530	0,546	0,583	0,583	0,333
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,020	0,024	0,083	0,083	0,000
Tipo 5.3	0,150	0,293	0,322	0,500	0,500	0,333
Tipo 5.4	0,300	0,217	0,200	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				<i>Test del signo</i>		0,000
				<i>Test de rangos apareados de Wilcoxon</i>		0,000
				<i>Prueba de homogeneidad marginal</i>		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Árbol de decisión CART Twoing oblicuo: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.47

La tabla obtenida resulta similar a la del árbol CART Gini oblicuo, comentado previamente, si bien existen ciertas diferencias en los porcentajes parciales de error, que resultan más equilibrados para el criterio Gini, con carácter general. Asimismo, la red causal presenta una mayor capacidad caracterizadora, alcanzando un porcentaje de aciertos del 62,5%.

Por su parte, los contrastes realizados corroboran que las diferencias entre los modelos inicial y reestimado resultan estadísticamente significativas, tal como ocurría con el criterio Gini.

De esta forma, el análisis conjunto de los árboles construidos mediante los algoritmos ChAID, ASSISTANT, C4.5, Sipina Fusbin y CART (Gini y Twoing, univariantes y oblicuos) permite destacar a los algoritmos C4.5 y CART Twoing univariante como los más robustos para caracterizar el riesgo de crédito a medio y largo plazo. Por el contrario, los criterios ASSISTANT, Sipina y CART oblicuo (especialmente el criterio Gini) generan resultados pocos consistentes, afectados por procesos de sobreajuste.

Dado que el objetivo de este análisis de validación es comprobar la capacidad caracterizadora de cada algoritmo, para posteriormente combinarlos en un modelo final único junto a los modelos estadísticos y al resto de técnicas basadas en Inteligencia Artificial, no se ha llevado a cabo en este punto el análisis de escenarios

formulado para el periodo inicial (“pesimista”, “indiferente”, “optimista”), reservando este estudio para la agregación final de clasificadores.

5.1.2.2.5. Bosques de decisión

Con carácter adicional a la construcción de árboles de decisión individuales, se ha analizado la capacidad caracterizadora de los bosques de decisión a lo largo del tiempo y, en particular, de dos de los modelos empleados en el periodo inicial: TreeNet® y RandomForests®.

La aplicación del enfoque combinatorio, basado en la integración de distintos algoritmos de aprendizaje a través de un esquema de votación, se ha rechazado al estar integrado implícitamente en el modelo híbrido inicial aplicado con carácter predictivo en el apartado 5.1.3.

A partir de idénticos parámetros que los definidos para los modelos originales, se han reformulado estos bosques según la muestra de validación, obteniendo las matrices de clasificación resumidas en las Tablas 5.48 y 5.49.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	TreeNet RED TOTAL						TreeNet (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	40	16	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	32	58	0	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	12	32	2	3	49	0	12	-	37	-	49
B	0	0	6	0	6	12	0	0	6	-	6	12
Total	0	87	113	2	9	211	3	68	97	37	6	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	TreeNet RED TOTAL						TreeNet (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	36	18	2	0	56	-	54	-	2	0	56
BBB	0	6	76	8	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	0	16	33	0	49	0	0	-	49	-	49
B	0	0	5	3	4	12	0	0	5	-	7	12
Total	0	44	117	46	4	211	2	54	97	51	7	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – TreeNet®
Tabla 5.48

Como puede observarse, el modelo inicial TreeNet clasifica correctamente el 50,24% de los datos, mientras que el ajuste “predicho±1 categoría” alcanza una tasa de aciertos del 90,99%; de esta forma, el ratio de aciertos resulta ligeramente inferior al conseguido mediante C4.5 (51,2%), si bien el modelo es significativamente más complejo, dado que combina 3 árboles individuales.

El modelo reestimado mejora el desempeño hasta alcanzar un porcentaje de aciertos del 70,62%, que se incrementa hasta el 95,73% con el ajuste “predicho±1

categoría”. No obstante, es posible que el nuevo modelo, que combina 3 árboles de decisión, esté afectado de nuevo por sobreajuste.

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	RandomForests RED TOTAL						RandomForests (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	42	14	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	38	51	1	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	10	30	9	0	49	0	10	-	39	-	49
B	0	0	7	5	0	12	0	0	7	-	5	12
Total	0	94	102	15	0	211	4	66	97	39	5	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	RandomForests RED TOTAL						RandomForests (Predicho ± 1) RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	2	2	0	0	4	2	-	2	0	0	4
A	0	34	20	2	0	56	-	54	-	2	0	56
BBB	0	13	70	7	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	1	20	28	0	49	0	1	-	48	-	49
B	0	0	5	7	0	12	0	0	5	-	7	12
Total	0	50	117	44	0	211	2	55	97	50	7	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación - RandomForests®

Tabla 5.49

La aplicación del modelo inicial RandomForests® se aproxima al resultado obtenido por el TreeNet®, si bien el porcentaje de clasificación correcta es ligeramente inferior (48,34% para los resultados iniciales y 91,94% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”). De esta forma, la combinación de 500 grafos individuales se ha demostrado inadecuada para generar un modelo predictivo robusto a lo largo del tiempo.

El modelo reestimado combina de nuevo 500 árboles de decisión, alcanzando un desempeño del 62,56% que, sin embargo, resulta inferior al conseguido mediante TreeNet® con la ponderación única de 3 grafos. El ajuste “predicho ± 1 categoría” incrementa el porcentaje de aciertos hasta el 95,26%, si bien el elevado tamaño del modelo hace probable la presencia de sobreajuste (“*overfitting*”) de los datos.

Las Tablas 5.50 y 5.51 resumen los porcentajes de error obtenidos para los distintos modelos y muestras objeto de estudio.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,304	0,377	0,388	0,498	0,318	0,294
Error tipo 1	1,000	0,927	0,916	1,000	0,250	1,000
Tipo 1.2	0,750	0,741	0,739	0,750	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,250	0,186	0,177	0,250	0,250	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,269	0,350	0,361	0,286	0,286	0,357
Tipo 2.1	0,000	0,019	0,022	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,269	0,320	0,327	0,286	0,286	0,321
Tipo 2.4	0,000	0,011	0,012	0,000	0,000	0,036
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,133	0,203	0,214	0,356	0,356	0,156
Tipo 3.1	0,000	0,003	0,003	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,088	0,139	0,146	0,356	0,356	0,067
Tipo 3.4	0,044	0,055	0,057	0,000	0,000	0,089
Tipo 3.5	0,000	0,006	0,007	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,600	0,721	0,739	0,959	0,245	0,327
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,021	0,019	0,245	0,245	0,000
Tipo 4.3	0,500	0,599	0,613	0,653	0,000	0,327
Tipo 4.5	0,067	0,101	0,106	0,061	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,400	0,451	0,458	0,500	0,500	0,667
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,300	0,306	0,306	0,500	0,500	0,417
Tipo 5.4	0,100	0,142	0,148	0,000	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Bosque de decisión TreeNet®: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.50

De esta forma, el modelo TreeNet® inicial obtiene un porcentaje de error próximo al 50% cuando se aplica a la muestra de validación, si bien la red causal mejora significativamente este ratio (31,8%), aunque en todo caso el desempeño es inferior al conseguido por árboles de decisión como el modelo C4.5. Por el contrario, el modelo reestimado genera una tasa de error próxima al error aparente (29,4% vs. 30,4%), lo que indica la capacidad del modelo para caracterizar la capacidad crediticia a corto plazo, pero su tendencia a sobreajustar los datos y, por tanto, su poca consistencia para formular modelos robustos a lo largo del tiempo.

Los contrastes realizados (test del signo, test de rangos apareados de Wilcoxon y prueba de homogeneidad marginal) obtienen la misma conclusión, al observar diferencias significativas entre los resultados obtenidos para cada periodo de tiempo-

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,362	0,422	0,430	0,517	0,332	0,374
Error tipo 1	1,000	0,985	0,983	1,000	0,000	1,000
Tipo 1.2	0,937	0,892	0,886	1,000	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,063	0,093	0,097	0,000	0,000	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,269	0,340	0,350	0,250	0,250	0,393
Tipo 2.1	0,000	0,007	0,008	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,269	0,327	0,335	0,250	0,250	0,357
Tipo 2.4	0,000	0,006	0,007	0,000	0,000	0,036
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,177	0,253	0,263	0,433	0,433	0,222
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,142	0,180	0,185	0,422	0,422	0,144
Tipo 3.4	0,035	0,069	0,074	0,011	0,011	0,078
Tipo 3.5	0,000	0,004	0,004	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,533	0,707	0,730	0,816	0,204	0,429
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,024	0,022	0,204	0,204	0,020
Tipo 4.3	0,500	0,602	0,616	0,612	0,000	0,408
Tipo 4.5	0,000	0,081	0,092	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	1,000	0,748	0,714	1,000	0,583	1,000
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,300	0,306	0,307	0,583	0,583	0,417
Tipo 5.4	0,700	0,442	0,406	0,417	0,000	0,583
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Bosque de decisión RandomForests®: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.51

Los resultados obtenidos para el modelo RandomForests® resultan similares a los conseguidos mediante TreeNet®, si bien los porcentajes de error resultan incluso superiores, alcanzando el 51,7% para el modelo inicial (muestra de validación), y el 37,4% para el modelo reestimado. La red causal propuesta obtiene un porcentaje de error próximo al 33% y los contrastes realizados informan de que las diferencias entre periodos son estadísticamente significativas.

A la vista de los resultados anteriores puede concluirse que los bosques de decisión obtenidos presentan una capacidad modesta para caracterizar la capacidad crediticia de las entidades aseguradoras, inferior incluso a la obtenida por algunos árboles de decisión individuales; si bien el modelo TreeNet® obtiene resultados aceptables, su formulación es compleja, mientras que el modelo RandomForests® tan sólo caracteriza correctamente a lo largo del tiempo al 48% de los individuos.

5.1.2.2.6. Sistemas expertos: Algoritmos de modelado borroso

La aplicación de sistemas expertos borrosos ha demostrado ser una alternativa eficaz para la caracterización del rating de entidades aseguradoras, al obtener modelos sencillos de comprender y con una capacidad de caracterización aceptable.

Al objeto de determinar su robustez a lo largo del tiempo, se ha reestimado el modelo propuesto por BENÍTEZ SÁNCHEZ (1998), que incluye un proceso de generación de reglas y el mecanismo de refinamiento conocido como ARDIES.

Considerando idénticos parámetros que en el periodo inicial, así como las variantes “modelo inicial”, “ARDIES”, “modificadores lingüísticos” y “método mixto”, el análisis de la muestra de validación ha permitido obtener las reglas borrosas resumidas en las Tabla 5.52, 5.53, 5.54 y 5.55, que también incluyen las sentencias establecidas para el primer periodo analizado (a efectos comparativos).

Modelo inicial (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-1,290	-0,260	0,390	1,520	
Y	DIM2	0,950	0,980	1,040	1,080	
Y	2-LIQ1	-0,010	0,050	0,280	0,610	
Y	2-RENT8	-0,920	-0,190	0,420	1,660	
Y	2-DIM2	0,940	0,980	1,030	1,090	
Y	3-RENT10	0,040	0,090	0,210	0,590	
Y	3-RENT19	-0,110	-0,030	0,040	0,230	“AA”
Modelo reestimado (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-0,860	-0,480	1,950	2,080	
Y	DIM2	1,010	1,060	1,150	1,160	
Y	2-LIQ1	-0,030	0,030	0,530	0,560	
Y	2-RENT8	-0,960	-0,780	2,310	2,460	
Y	2-DIM2	1,010	1,070	1,160	1,930	
Y	3-RENT10	0,680	0,710	0,760	1,160	
Y	3-RENT19	-0,040	-0,010	0,090	0,090	“AA”
Modelo inicial (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-1,950	-0,520	0,230	1,750	
Y	DIM2	0,760	0,920	1,020	1,140	
Y	2-LIQ1	-0,050	0,090	0,260	0,960	
Y	2-RENT8	-1,450	-0,510	0,290	1,530	
Y	2-DIM2	0,760	0,930	1,020	1,150	
Y	3-RENT10	-0,030	0,100	0,200	0,800	
Y	3-RENT19	-0,160	-0,050	0,030	0,250	“A”
Modelo reestimado (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-2,580	-0,350	0,480	0,410	
Y	DIM2	0,730	0,940	1,050	1,170	
Y	2-LIQ1	-0,050	0,060	0,270	1,080	
Y	2-RENT8	-3,840	-0,400	0,360	5,360	
Y	2-DIM2	0,730	0,940	1,050	1,170	
Y	3-RENT10	-0,060	0,070	0,190	0,630	
Y	3-RENT19	-0,060	-0,010	0,010	0,170	“A”
Modelo inicial (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-3,570	-1,060	-0,220	4,140	
Y	DIM2	0,720	0,850	0,970	1,090	
Y	2-LIQ1	-0,160	0,090	0,520	3,530	
Y	2-RENT8	-3,830	-0,920	-0,240	8,580	
Y	2-DIM2	0,730	0,860	0,970	1,090	
Y	3-RENT10	-0,170	0,050	0,180	0,680	
Y	3-RENT19	-0,280	-0,100	-0,020	0,220	“BBB”
Modelo reestimado (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-9,020	-0,850	0,250	4,820	
Y	DIM2	0,680	0,880	1,020	1,120	
Y	2-LIQ1	-0,090	0,080	0,520	2,010	
Y	2-RENT8	-5,360	-0,810	0,140	3,960	
Y	2-DIM2	0,690	0,880	1,020	1,120	
Y	3-RENT10	-0,180	0,030	0,160	0,600	
Y	3-RENT19	-0,110	-0,030	0,010	0,150	“BBB”
Modelo inicial (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-5,220	-1,830	-0,830	0,810	
Y	DIM2	0,760	0,840	0,950	1,040	
Y	2-LIQ1	-0,160	0,160	0,950	3,550	
Y	2-RENT8	-4,550	-1,520	-0,830	0,760	
Y	2-DIM2	0,750	0,840	0,950	1,040	
Y	3-RENT10	-1,380	-0,020	0,090	0,320	
Y	3-RENT19	-0,450	-0,160	-0,080	0,070	“BB”

Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo inicial)
Tabla 5.52 (I)

Modelo reestimado (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
SI	RENT8	-14,600	-1,960	-0,150	19,700	
Y	DIM2	0,760	0,870	0,980	1,100	
Y	2-LIQ1	-0,150	0,240	0,580	4,210	
Y	2-RENT8	-12,700	-2,050	-0,460	3,540	
Y	2-DIM2	0,760	0,860	0,980	1,100	
Y	3-RENT10	-0,610	-0,050	0,080	0,340	
Y	3-RENT19	-0,410	-0,060	-0,010	0,050	
Modelo inicial (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
SI	RENT8	-4,610	-1,860	-0,920	6,300	
Y	DIM2	0,600	0,810	0,890	1,050	
Y	2-LIQ1	0,050	0,590	1,730	3,060	
Y	2-RENT8	-4,220	-2,300	-0,990	8,640	
Y	2-DIM2	0,600	0,810	0,900	1,040	
Y	3-RENT10	-1,620	-0,330	0,030	0,330	
Y	3-RENT19	-0,480	-0,240	-0,090	0,290	
Modelo reestimado (sin ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
SI	RENT8	-7,910	-3,710	-0,740	4,420	
Y	DIM2	0,730	0,850	0,990	1,040	
Y	2-LIQ1	-0,280	0,590	2,420	6,570	
Y	2-RENT8	-9,990	-4,730	-0,680	4,910	
Y	2-DIM2	0,720	0,850	0,990	1,040	
Y	3-RENT10	-1,940	0,430	0,070	0,290	
Y	3-RENT19	-0,200	-0,110	-0,040	0,000	

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sánchez - Reglas generadas (modelo inicial)

Tabla 5.52 (y II)

El análisis de la tabla previa permite observar la presencia de diferencias entre las reglas generadas para cada periodo. En particular, los valores extremos de la variable RENT8 en el segundo periodo resultan inferiores a los del primero (a excepción del rating “AA”), observándose también esta tendencia para los indicadores de rentabilidad 2-RENT8 (todas las categorías) y 3-RENT10 (a excepción del rating “AA”). Respecto a la variable 3-RENT19, las diferencias son menores, observándose únicamente una mayor concentración de los datos en el segundo periodo (esto es, un menor rango de variación en cada regla). Por lo que respecta a los valores medios, las diferencias resultan poco acusadas. Respecto al resto de variables, 2-LIQ1 presenta un comportamiento heterogéneo, disminuyendo para el rating “AA”, manteniéndose para las categorías “A” y “BB”, y modificando su rango de variación para los ratings “BBB” (reducción) y “B” (ampliación); su valor medio no ha experimentado grandes cambios.

En cuanto a las variables DIM2 y 2-DIM2, las diferencias son menores, si bien se observa un incremento en su rango de variación para el segundo periodo.

Modelo inicial (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
SI	RENT8	-0,840	-0,290	0,640	1,030	
Y	DIM2	0,840	1,050	1,090	1,210	
Y	2-LIQ1	-0,360	0,220	0,430	0,490	
Y	2-RENT8	-0,550	-0,200	0,640	0,870	
Y	2-DIM2	0,890	1,030	1,060	1,180	
Y	3-RENT10	-0,040	0,090	0,640	0,830	
Y	3-RENT19	-0,070	0,030	0,030	0,130	
Modelo reestimado (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
SI	RENT8	-0,820	1,030	1,070	1,130	
Y	DIM2	1,050	1,120	1,130	1,200	
Y	2-LIQ1	0,400	0,410	0,420	0,480	
Y	2-RENT8	-1,200	1,610	1,990	2,190	
Y	2-DIM2	1,020	1,080	1,080	1,080	
Y	3-RENT10	0,110	0,200	0,230	0,230	
Y	3-RENT19	0,010	0,080	0,090	0,100	

Sistema borroso de Benítez Sánchez-Reglas generadas (modelo con ARDIES)

Tabla 5.53 (I)

Modelo inicial (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-1,470	0,100	0,290	1,880	
Y	DIM2	0,800	0,920	0,970	1,430	
Y	2-LIQ1	-0,070	0,090	0,110	1,180	
Y	2-RENT8	-2,150	0,160	1,180	2,020	
Y	2-DIM2	0,550	1,050	1,110	1,140	
Y	3-RENT10	0,010	0,020	0,140	1,020	
Y	3-RENT19	-0,170	0,080	0,110	0,350	"A"
Modelo reestimado (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-3,480	2,670	3,190	3,360	
Y	DIM2	0,310	0,960	1,040	1,060	
Y	2-LIQ1	-1,070	0,840	1,060	1,110	
Y	2-RENT8	-1,860	6,520	7,090	9,490	
Y	2-DIM2	0,880	1,060	1,090	1,350	
Y	3-RENT10	0,040	0,120	0,460	0,490	
Y	3-RENT19	-0,010	0,010	0,060	0,200	"A"
Modelo inicial (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-6,570	-4,130	-0,840	3,510	
Y	DIM2	0,670	0,920	1,160	1,190	
Y	2-LIQ1	-0,080	0,270	0,870	3,920	
Y	2-RENT8	-1,510	-0,390	0,120	7,730	
Y	2-DIM2	0,740	0,830	0,980	1,020	
Y	3-RENT10	-0,480	-0,070	0,140	0,780	
Y	3-RENT19	-0,230	-0,220	-0,170	0,120	"BBB"
Modelo reestimado (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-4,710	1,360	6,400	8,560	
Y	DIM2	0,430	0,830	1,080	1,290	
Y	2-LIQ1	-0,060	0,200	2,100	2,250	
Y	2-RENT8	-14,630	1,930	2,970	5,970	
Y	2-DIM2	0,620	0,870	1,030	1,050	
Y	3-RENT10	0,090	0,190	0,410	0,420	
Y	3-RENT19	-0,470	-0,040	-0,020	0,020	"BBB"
Modelo inicial (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-5,360	-4,720	-3,120	-0,920	
Y	DIM2	0,720	0,830	0,980	1,060	
Y	2-LIQ1	-0,490	-0,090	0,660	2,210	
Y	2-RENT8	-4,830	-2,700	-1,180	-1,000	
Y	2-DIM2	0,810	0,820	0,940	0,940	
Y	3-RENT10	-0,930	-0,780	-0,130	0,280	
Y	3-RENT19	-0,290	-0,280	-0,110	0,010	"BB"
Modelo reestimado (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-22,700	-21,720	0,210	0,650	
Y	DIM2	0,770	0,890	0,980	1,280	
Y	2-LIQ1	0,010	0,260	1,120	5,290	
Y	2-RENT8	-15,100	-8,020	-5,500	-1,570	
Y	2-DIM2	0,770	0,800	0,900	1,060	
Y	3-RENT10	-1,600	-1,220	-0,200	0,200	
Y	3-RENT19	-0,510	-0,450	0,020	0,030	"BB"
Modelo inicial (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-5,540	-4,950	1,250	5,700	
Y	DIM2	0,570	0,630	1,010	1,050	
Y	2-LIQ1	-1,150	-0,190	1,390	2,740	
Y	2-RENT8	-3,950	-2,840	3,640	9,380	
Y	2-DIM2	0,560	0,810	0,890	1,030	
Y	3-RENT10	-2,480	-1,990	-0,340	-0,020	
Y	3-RENT19	-0,240	-0,230	-0,080	0,230	"B"
Modelo reestimado (con ARDIES)		No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	-26,000	-24,130	10,830	23,140	
Y	DIM2	0,660	0,680	0,980	1,000	
Y	2-LIQ1	-0,150	0,580	4,950	8,120	
Y	2-RENT8	-18,100	-11,060	-7,160	7,190	
Y	2-DIM2	0,690	0,700	0,850	1,030	
Y	3-RENT10	-1,540	-1,340	-0,380	-0,360	
Y	3-RENT19	-0,310	-0,290	-0,100	-0,040	"B"

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo con ARDIES)

Tabla 5.53 (y II)

La aplicación del algoritmo ARDIES ha modificado sustancialmente las reglas iniciales, al ajustar en mayor medida las distintas sentencias a los datos analizados;

como consecuencia, los intervalos de variación de todas las variables se han modificado considerablemente, reduciéndose para el rating “AA” e incrementándose ligeramente para el resto (especialmente respecto a la categoría “A”).

La comparación interperiodos permite observar que las variables RENT8 y 2-RENT8 apenas han modificado sus valores medios (a excepción de los ratings “A” y “BBB”), si bien su intervalo de variación se ha incrementado de forma sustancial. En cuanto al atributo 2-LIQ1, su valor medio se ha incrementado para todas las categorías (lo que indica un empeoramiento en la liquidez de la entidad).

Por último, los indicadores de dimensión (DIM2 y 2-DIM2) presentan valores medios ligeramente superiores para los mejores ratings (“AA” y “A”) y apenas diferentes para las categorías menos solventes, indicando que las entidades más grandes y solventes están afianzando su posición en el mercado; asimismo, las diferencias entre los valores de estas variables se incrementan con el algoritmo ARDIES, tal que las entidades tipo “AA” incrementan su tamaño en el corto plazo (DIM2>2-DIM2), las empresas tipo “A” y “BBB” lo mantienen o reducen ligeramente, siempre dentro de cifras elevadas, mientras que las aseguradoras tipo “BB” y “B” lo incrementan y mantienen (respectivamente), aunque sus valores son más reducidos.

Modelo inicial (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-1,290	-0,260	0,390	1,520	
Y	DIM2	---	0,950	0,980	1,040	1,080	
Y	2-LIQ1	---	-0,010	0,050	0,280	0,610	
Y	2-RENT8	---	-0,920	-0,190	0,420	1,660	
Y	2-DIM2	---	0,940	0,980	1,030	1,090	
Y	3-RENT10	---	0,040	0,090	0,210	0,590	
Y	3-RENT19	---	-0,110	-0,030	0,040	0,230	“AA”
Modelo reestimado (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	“Más o menos”	-0,860	-0,480	1,950	2,080	
Y	DIM2	“Más o menos”	1,010	1,060	1,150	1,160	
Y	2-LIQ1	“Aproximadamente”	-0,030	0,030	0,530	0,560	
Y	2-RENT8	“No”	-0,960	-0,780	2,310	2,460	
Y	2-DIM2	“Bastante”	1,010	1,070	1,160	1,930	
Y	3-RENT10	“Aproximadamente”	0,680	0,710	0,760	1,160	
Y	3-RENT19	“Más o menos”	-0,040	-0,010	0,090	0,090	“AA”
Modelo inicial (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-1,950	-0,520	0,230	1,750	
Y	DIM2	---	0,760	0,920	1,020	1,140	
Y	2-LIQ1	---	-0,050	0,090	0,260	0,960	
Y	2-RENT8	---	-1,450	-0,510	0,290	1,530	
Y	2-DIM2	---	0,760	0,930	1,020	1,150	
Y	3-RENT10	---	-0,030	0,100	0,200	0,800	
Y	3-RENT19	---	-0,160	-0,050	0,030	0,250	“A”
Modelo reestimado (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-2,580	-0,350	0,480	0,410	
Y	DIM2	---	0,730	0,940	1,050	1,170	
Y	2-LIQ1	---	-0,050	0,060	0,270	1,080	
Y	2-RENT8	---	-3,840	-0,400	0,360	5,360	
Y	2-DIM2	---	0,730	0,940	1,050	1,170	
Y	3-RENT10	---	-0,060	0,070	0,190	0,630	
Y	3-RENT19	---	-0,060	-0,010	0,010	0,170	“A”

Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo con modificadores lingüísticos)
Tabla 5.54 (I)

Modelo inicial (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	---	-3,570	-1,060	-0,220	4,140	
Y	DIM2	---	0,720	0,850	0,970	1,090	
Y	2-LIQ1	---	-0,160	0,090	0,520	3,530	
Y	2-RENT8	---	-3,830	-0,920	-0,240	8,580	
Y	2-DIM2	---	0,730	0,860	0,970	1,090	
Y	3-RENT10	---	-0,170	0,050	0,180	0,680	
Y	3-RENT19	---	-0,280	-0,100	-0,020	0,220	
Modelo reestimado (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	---	-9,020	-0,850	0,250	4,820	
Y	DIM2	---	0,680	0,880	1,020	1,120	
Y	2-LIQ1	---	-0,090	0,080	0,520	2,010	
Y	2-RENT8	---	-5,360	-0,810	0,140	3,960	
Y	2-DIM2	---	0,690	0,880	1,020	1,120	
Y	3-RENT10	---	-0,180	0,030	0,160	0,600	
Y	3-RENT19	---	-0,110	-0,030	0,010	0,150	
Modelo inicial (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	---	-5,220	-1,830	-0,830	0,810	
Y	DIM2	---	0,760	0,840	0,950	1,040	
Y	2-LIQ1	---	-0,160	0,160	0,950	3,550	
Y	2-RENT8	---	-4,550	-1,520	-0,830	0,760	
Y	2-DIM2	"No"	0,750	0,840	0,950	1,040	
Y	3-RENT10	---	-1,380	-0,020	0,090	0,320	
Y	3-RENT19	---	-0,450	-0,160	-0,080	0,070	
Modelo reestimado (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	---	-14,600	-1,960	-0,150	19,700	
Y	DIM2	---	0,760	0,870	0,980	1,100	
Y	2-LIQ1	---	-0,150	0,240	0,580	4,210	
Y	2-RENT8	"Bastante"	-12,700	-2,050	-0,460	3,540	
Y	2-DIM2	---	0,760	0,860	0,980	1,100	
Y	3-RENT10	---	-0,610	-0,050	0,080	0,340	
Y	3-RENT19	---	-0,410	-0,060	-0,010	0,050	
Modelo inicial (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	---	-4,610	-1,860	-0,920	6,300	
Y	DIM2	---	0,600	0,810	0,890	1,050	
Y	2-LIQ1	---	0,050	0,590	1,730	3,060	
Y	2-RENT8	"No"	-4,220	-2,300	-0,990	8,640	
Y	2-DIM2	---	0,600	0,810	0,900	1,040	
Y	3-RENT10	---	-1,620	-0,330	0,030	0,330	
Y	3-RENT19	---	-0,480	-0,240	-0,090	0,290	
Modelo reestimado (con modif.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	"No"	-7,910	-3,710	-0,740	4,420	
Y	DIM2	"Muy"	0,730	0,850	0,990	1,040	
Y	2-LIQ1	"Aproximadamente"	-0,280	0,590	2,420	6,570	
Y	2-RENT8	"No"	-9,990	-4,730	-0,680	4,910	
Y	2-DIM2	"Aproximadamente"	0,720	0,850	0,990	1,040	
Y	3-RENT10	"Bastante"	-1,940	0,430	0,070	0,290	
Y	3-RENT19	"Aproximadamente"	-0,200	-0,110	-0,040	0,000	

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo con modificadores lingüísticos)

Tabla 5.54 (y II)

La aplicación de modificadores lingüísticos permite observar que, a diferencia del primer periodo, en el segundo intervalo de tiempo se incrementa el empleo de modificadores, particularmente respecto a las clases extremas ("AA" y "B"). Esto indica la presencia de relaciones no lineales entre las variables dependientes e independientes, lo que sugiere la existencia de un mayor componente humano (juicios de valor) en las decisiones adoptadas, que serviría para ajustar de forma optimista ("AA") o pesimista ("B") los ratings predichos mediante indicadores financieros.

Modelo inicial (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-1,390	0,240	0,850	1,670	
Y	DIM2	---	0,950	0,990	1,030	1,080	
Y	2-LIQ1	---	0,000	0,030	0,170	0,550	
Y	2-RENT8	---	-0,690	0,260	0,690	1,660	
Y	2-DIM2	---	0,930	1,020	1,060	1,090	
Y	3-RENT10	"No"	0,200	0,280	0,380	0,670	
Y	3-RENT19	---	-0,030	-0,010	0,000	0,210	"AA"
Modelo reestimado (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	"No"	-8,700	-0,220	0,820	1,770	
Y	DIM2	"No"	1,070	1,170	1,190	1,200	
Y	2-LIQ1	"Más o menos"	0,160	0,330	0,350	0,380	
Y	2-RENT8	"Hiper"	-0,130	0,960	1,180	1,250	
Y	2-DIM2	"No"	0,940	1,190	1,250	1,290	
Y	3-RENT10	"Más o menos"	-0,140	0,200	0,270	0,320	
Y	3-RENT19	"Muy"	0,020	0,130	0,130	0,160	"AA"
Modelo inicial (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-1,620	0,010	0,500	2,070	
Y	DIM2	---	0,750	0,930	1,030	1,130	
Y	2-LIQ1	---	-0,110	0,130	0,310	0,940	
Y	2-RENT8	---	-1,790	-0,280	0,340	1,520	
Y	2-DIM2	---	0,780	0,940	1,010	1,130	
Y	3-RENT10	---	-0,060	0,070	0,160	0,760	
Y	3-RENT19	---	-0,210	-0,060	0,080	0,300	"A"
Modelo reestimado (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-2,730	0,890	1,460	3,260	
Y	DIM2	---	0,560	1,270	1,520	2,090	
Y	2-LIQ1	"Bastante"	-0,470	0,420	0,530	0,620	
Y	2-RENT8	---	-7,190	2,350	2,690	3,120	
Y	2-DIM2	"Aproximadamente"	0,770	1,140	1,200	1,270	
Y	3-RENT10	"Hiper"	-0,680	0,340	0,410	0,460	
Y	3-RENT19	"Más o menos"	-0,050	0,080	0,100	0,120	"A"
Modelo inicial (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-4,110	-0,680	-0,380	2,680	
Y	DIM2	---	0,680	0,880	0,970	1,120	
Y	2-LIQ1	---	-0,020	0,040	0,800	3,480	
Y	2-RENT8	---	-4,320	-2,500	-0,320	9,720	
Y	2-DIM2	---	0,690	0,880	0,950	1,120	
Y	3-RENT10	---	-0,200	0,100	0,140	0,520	
Y	3-RENT19	---	-0,290	-0,080	-0,040	0,200	"BBB"
Modelo reestimado (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-9,390	-3,580	-1,140	4,770	
Y	DIM2	---	0,290	0,550	0,980	1,290	
Y	2-LIQ1	---	-0,030	0,110	0,480	2,330	
Y	2-RENT8	---	-5,400	2,070	3,310	6,690	
Y	2-DIM2	---	0,690	0,850	0,940	1,050	
Y	3-RENT10	---	-0,090	0,010	0,150	0,700	
Y	3-RENT19	---	-0,070	-0,010	0,010	0,240	"BBB"
Modelo inicial (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-6,850	-5,280	-1,390	2,680	
Y	DIM2	---	0,760	0,830	0,960	1,050	
Y	2-LIQ1	---	-0,020	0,140	1,020	3,200	
Y	2-RENT8	---	-4,880	-3,880	-0,120	1,060	
Y	2-DIM2	"No"	0,760	0,870	0,940	1,030	
Y	3-RENT10	---	-1,350	-1,220	0,030	0,170	
Y	3-RENT19	---	-0,380	-0,350	-0,170	0,050	"BB"
Modelo reestimado (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Si	RENT8	---	-20,200	-16,040	-6,450	32,970	
Y	DIM2	"Muy"	0,630	0,700	0,790	1,490	
Y	2-LIQ1	---	-0,730	-0,270	0,660	6,290	
Y	2-RENT8	"Bastante"	-16,500	-15,640	-1,690	3,360	
Y	2-DIM2	---	0,670	0,710	0,930	0,970	
Y	3-RENT10	---	-1,090	-0,760	0,210	0,220	
Y	3-RENT19	---	-0,290	-0,270	-0,190	0,060	"BB"

Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo mixto)
Tabla 5.55 (I)

Modelo inicial (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	---	-4,280	-2,950	0,250	5,850	
Y	DIM2	---	0,510	0,700	0,880	1,060	
Y	2-LIQ1	---	0,200	0,510	1,850	2,950	
Y	2-RENT8	---	-5,240	-2,350	1,610	13,380	
Y	2-DIM2	---	0,620	0,850	0,910	0,980	
Y	3-RENT10	---	-1,680	-0,450	-0,040	0,240	
Y	3-RENT19	---	-0,430	-0,390	-0,190	0,420	
Modelo reestimado (con modific.)		Modificador	No menor que	Igual que	Igual que	No mayor que	ENTONCES
Sí	RENT8	"No"	-4,110	-3,480	-0,890	1,790	
Y	DIM2	2	0,840	0,850	0,950	1,020	
Y	2-LIQ1	"Aproximadamente"	-1,530	-1,060	4,240	7,400	
Y	2-RENT8	"No"	-1,530	-0,700	0,810	8,680	
Y	2-DIM2	"Aproximadamente"	0,830	0,850	0,940	1,050	
Y	3-RENT10	4	-1,680	-1,610	-1,310	-0,400	
Y	3-RENT19	"Aproximadamente"	-0,230	-0,230	-0,160	-0,090	

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sánchez – Reglas generadas (modelo mixto)

Tabla 5.55 (y II)

El análisis de las reglas generadas mediante el doble proceso de ajuste (ARDIES+ modificadores lingüísticos), permite ratificar el análisis previo, esto es, las categorías extremas "AA" y "B" precisan de múltiples modificadores para ajustarse a los datos analizados; el empleo de modificadores se reduce a medida que se analizan los ratings intermedios.

Por lo que respecta a los parámetros incluidos en las reglas, los valores medios se han alterado significativamente respecto a las variantes anteriores, así como los intervalos de variación, que con carácter general se han incrementado para las categorías "AA", "BB" y "B" y se ha reducido para los ratings "A" y "BBB" (ligeramente).

Por último, si se considera el conjunto de reglas generadas por las distintas alternativas (modelo total), se observan una serie de aspectos interesantes, similares a los analizados para el primer periodo:

- El signo de las variables es correcto desde el punto de vista teórico, ya que los ratios RENT8, DIM2, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10 y 3-RENT19 presentan valores medios superiores para las calificaciones más seguras, mientras que el indicador 2-LIQ1 se comporta de forma inversa.
- Los pares de variables RENT8 y 2-RENT8, DIM2 y 2-DIM2 generan etiquetas similares entre sí, lo que indica de nuevo la preferencia por una estabilidad temporal en las calificaciones analizadas. No obstante, la aplicación del algoritmo ARDIES permite observar una serie de matices interesantes, como se ha comentado.
- Las etiquetas vinculadas a los ratings menos seguros presentan un mayor intervalo de variación que las etiquetas asociadas con los ratings más fuertes, lo que dificulta su caracterización.

Por su parte, las Tablas 5.56, 5.57, 5.58 y 5.59 recogen las matrices de clasificación obtenidas para las distintas variantes del algoritmo, así como los resultados derivados del ajuste "predicho±1 categoría".

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	Modelo SIN ARDIES RED TOTAL						Modelo SIN ARDIES RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	1	3	0	0	4	1	-	3	0	0	4
A	5	25	23	1	2	56	-	53	-	1	2	56
BBB	4	20	54	7	5	90	4	-	81	-	5	90
BB	0	4	22	14	9	49	0	4	-	45	-	49
B	0	0	3	5	4	12	0	0	3	-	9	12
Total	9	50	105	22	25	211	5	57	87	46	16	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	Modelo SIN ARDIES RED TOTAL						Modelo SIN ARDIES RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	3	0	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	7	25	22	2	0	56	-	54	-	2	0	56
BBB	3	10	61	14	2	90	3	-	85	-	2	90
BB	1	1	17	22	7	49	1	1	-	47	-	49
B	0	0	2	1	9	12	0	0	2	-	10	12
Total	14	36	103	39	19	211	7	55	88	49	12	211

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

**Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo inicial).
Muestra de validación
Tabla 5.56**

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	Modelo CON ARDIES RED TOTAL						Modelo CON ARDIES RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	2	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	10	32	13	0	1	56	-	55	-	0	1	56
BBB	5	27	49	3	6	90	5	-	79	-	6	90
BB	1	8	22	8	10	49	1	8	-	40	-	49
B	0	0	2	2	8	12	0	0	2	-	10	12
Total	17	69	87	13	25	211	9	63	82	40	17	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	Modelo CON ARDIES RED TOTAL						Modelo CON ARDIES RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	1	3	0	0	4	1	-	3	0	0	4
A	0	33	21	1	1	56	-	54	-	1	1	56
BBB	0	5	81	4	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	0	23	26	0	49	0	0	-	49	-	49
B	0	0	3	3	6	12	0	0	3	-	9	12
Total	0	39	131	34	7	211	1	54	96	50	10	211

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

**Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo ajustado con
ARDIES). Muestra de validación
Tabla 5.57**

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	Modelo CON MODIFICADORES RED TOTAL						Modelo CON MODIFICADORES RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	1	2	1	0	4	1	-	2	1	0	4
A	5	25	25	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	4	20	61	1	4	90	4	-	82	-	4	90
BB	0	4	36	4	5	49	0	4	-	45	-	49
B	0	0	4	0	8	12	0	0	4	-	8	12
Total	9	50	128	7	17	211	5	59	88	47	12	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	Modelo CON MODIFICADORES RED TOTAL						Modelo CON MODIFICADORES RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	2	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	32	22	2	0	56	-	54	-	2	0	56
BBB	0	14	60	16	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	2	18	29	0	49	0	2	-	47	-	49
B	0	0	2	6	4	12	0	0	2	-	10	12
Total	1	50	103	53	4	211	3	56	93	49	10	211

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo con modificadores lingüísticos). Muestra de validación
Tabla 5.58

MODELO ORIGINAL	Rating predicho											
Rating real	Modelo MIXTO RED TOTAL						Modelo MIXTO RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	1	2	1	0	4	1	-	2	1	0	4
A	5	26	23	0	2	56	-	54	-	0	2	56
BBB	2	19	64	1	4	90	2	-	84	-	4	90
BB	0	6	31	3	9	49	0	6	-	43	-	49
B	0	0	5	1	6	12	0	0	5	-	7	12
Total	7	52	125	6	21	211	3	60	91	44	13	211
MODELO REESTIMADO	Rating predicho											
Rating real	Modelo MIXTO RED TOTAL						Modelo MIXTO RED TOTAL					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	3	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	0	19	36	1	0	56	-	55	-	1	0	56
BBB	0	9	75	6	0	90	0	-	90	-	0	90
BB	0	2	15	32	0	49	0	2	-	47	-	49
B	0	0	3	6	3	12	0	0	3	-	9	12
Total	0	33	130	45	3	211	3	57	94	48	9	211

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Matriz de clasificación – Sistema borroso de Benítez Sánchez (modelo mixto). Muestra de validación
Tabla 5.59

Así, la aplicación del modelo original respecto a la muestra de validación permite observar que el modelo mixto obtiene el máximo porcentaje de aciertos (46,91%), seguido del modelo con ARDIES (46,45%) y el modelo con modificadores (46,45%) y, por último, del modelo sin ARDIES (46,00%). Este ranking, similar al

obtenido para el primer periodo, difiere ligeramente del conseguido por el modelo ajustado, que presenta su mejor resultado para el modelo con ARDIES (69,19%), seguido del modelo con ARDIES y modificadores lingüísticos (61,14%), el modelo con modificadores (59,72%) y el modelo sin ARDIES (56,87%).

Por lo que respecta al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”, las diferencias entre categorías son menores tanto para el modelo original como para el modelo ajustado, situándose el porcentaje correcto de clasificación en cifras próximas al 90% en el primer caso, y cercanas al 95% en el segundo. Si bien el modelo sin ARDIES caracteriza peor a las clases más numerosas (“A” y “BBB”), los posteriores ajustes invierten esta relación, siendo las categorías con menor número de individuos las peor predichas (“AA” y “B”), lo que podría indicar un sobreajuste de estas variantes respecto a los datos analizados.

Las Tablas 5.60, 5.61, 5.62 y 5.63 recogen los porcentajes de error obtenidos para los distintos modelos, redes causales y muestras analizadas.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,389	0,445	0,451	0,540	0,334	0,427
Error tipo 1	0,438	0,698	0,728	1,000	0,750	0,250
Tipo 1.2	0,375	0,582	0,606	0,250	0,000	0,250
Tipo 1.3	0,063	0,116	0,122	0,750	0,750	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,462	0,505	0,510	0,554	0,435	0,554
Tipo 2.1	0,077	0,070	0,069	0,089	0,000	0,125
Tipo 2.3	0,358	0,407	0,413	0,411	0,411	0,393
Tipo 2.4	0,013	0,014	0,014	0,018	0,018	0,036
Tipo 2.5	0,013	0,014	0,014	0,036	0,036	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,336	0,341	0,342	0,400	0,400	0,322
Tipo 3.1	0,018	0,011	0,010	0,044	0,044	0,033
Tipo 3.2	0,132	0,136	0,136	0,222	0,222	0,111
Tipo 3.4	0,124	0,118	0,117	0,078	0,078	0,156
Tipo 3.5	0,062	0,077	0,078	0,056	0,056	0,022
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,467	0,550	0,559	0,714	0,082	0,531
Tipo 4.1	0,000	0,004	0,004	0,000	0,000	0,020
Tipo 4.2	0,000	0,006	0,007	0,082	0,082	0,020
Tipo 4.3	0,300	0,335	0,339	0,449	0,000	0,347
Tipo 4.5	0,167	0,204	0,209	0,184	0,000	0,143
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,250	0,375	0,390	0,667	0,250	0,250
Tipo 5.1	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,050	0,097	0,103	0,250	0,250	0,167
Tipo 5.4	0,200	0,276	0,285	0,417	0,000	0,083
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,285
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,052
				Prueba de homogeneidad marginal		0,277

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sanchez (modelo inicial): Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.60

La Tabla 5.60 permite observar una menor capacidad caracterizadora del algoritmo respecto al segundo periodo analizado, al incrementarse el porcentaje de error aparente del 38,9% al 42,7%; los cambios difieren entre clases, tal que las categorías “AA”, “BBB” y “B” mejoran su resultado, mientras que las clases “A” y “BB” lo empeoran ligeramente.

La aplicación del modelo inicial respecto a la muestra de validación ha generado un porcentaje de error muy elevado (54,0%), que se reduce bastante al considerar la red causal (33,4%); ahora bien, los estadísticos calculados no encuentran diferencias estadísticamente significativas entre los resultados de cada periodo, lo que parece indicar que no se han producido procesos de sobreajuste, sino que en ambos periodos el modelo ha obtenido reglas con resultados robustos entre sí.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,304	0,408	0,429	0,536	0,313	0,308
Error tipo 1	0,625	0,834	0,875	0,750	0,250	1,000
Tipo 1.2	0,563	0,707	0,735	0,500	0,000	0,250
Tipo 1.3	0,062	0,123	0,135	0,250	0,250	0,750
Tipo 1.4	0,000	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,218	0,370	0,399	0,429	0,250	0,411
Tipo 2.1	0,026	0,023	0,022	0,179	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,179	0,328	0,356	0,232	0,232	0,375
Tipo 2.4	0,013	0,016	0,016	0,000	0,000	0,018
Tipo 2.5	0,000	0,003	0,004	0,018	0,018	0,018
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,239	0,280	0,288	0,456	0,456	0,100
Tipo 3.1	0,018	0,009	0,007	0,056	0,056	0,000
Tipo 3.2	0,124	0,161	0,169	0,300	0,300	0,056
Tipo 3.4	0,044	0,070	0,075	0,033	0,033	0,044
Tipo 3.5	0,053	0,040	0,037	0,067	0,067	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,633	0,671	0,678	0,836	0,163	0,469
Tipo 4.1	0,033	0,015	0,012	0,020	0,020	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,030	0,029	0,163	0,163	0,000
Tipo 4.3	0,500	0,538	0,545	0,449	0,000	0,469
Tipo 4.5	0,067	0,088	0,092	0,204	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,250	0,520	0,573	0,334	0,167	0,500
Tipo 5.1	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,200	0,269	0,282	0,167	0,167	0,250
Tipo 5.4	0,050	0,248	0,287	0,167	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,000
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,000

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sanchez (modelo ajustado con ARDIES): Error cometido. Muestra de validación Tabla 5.61

La aplicación del algoritmo ARDIES mejora la tasa de error para el modelo reestimado (30,8%), pero lo mantiene respecto al modelo inicial (53,6%), lo que puede indicar un sobreajuste respecto a los datos analizados en cada periodo, como apuntan los contrastes aplicados, que observan diferencias estadísticamente significativas entre las distribuciones de resultados obtenidas por cada modelo. En este caso, las diferencias entre los porcentajes de error para cada periodo son poco relevantes (30,4% vs. 30,8%). Por su parte, la red causal reduce el error obtenido hasta hasta próximas al 31%, frente al 33% del modelo sin ARDIES.

Respecto a los resultados por categorías, los ratings más numerosos son los mejor estimados ("A" y "BBB"), mientras que los menos numerosos presentan problemas de caracterización.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,374	0,437	0,446	0,536	0,365	0,403
Error tipo 1	0,438	0,761	0,810	1,000	0,750	0,750
Tipo 1.2	0,375	0,642	0,682	0,250	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,063	0,115	0,123	0,500	0,500	0,250
Tipo 1.4	0,000	0,004	0,005	0,250	0,250	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,462	0,480	0,483	0,554	0,465	0,429
Tipo 2.1	0,077	0,050	0,046	0,089	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,385	0,420	0,425	0,446	0,446	0,393
Tipo 2.4	0,000	0,006	0,007	0,018	0,018	0,036
Tipo 2.5	0,000	0,004	0,004	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,159	0,235	0,246	0,322	0,322	0,333
Tipo 3.1	0,017	0,011	0,010	0,044	0,044	0,000
Tipo 3.2	0,133	0,144	0,145	0,222	0,222	0,156
Tipo 3.4	0,009	0,057	0,064	0,011	0,000	0,177
Tipo 3.5	0,000	0,023	0,027	0,044	0,044	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,833	0,804	0,799	0,918	0,082	0,408
Tipo 4.1	0,000	0,008	0,009	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,009	0,010	0,082	0,082	0,041
Tipo 4.3	0,766	0,668	0,653	0,735	0,000	0,367
Tipo 4.5	0,067	0,119	0,127	0,102	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,500	0,542	0,548	0,333	0,333	0,667
Tipo 5.1	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,250	0,260	0,262	0,333	0,333	0,167
Tipo 5.4	0,250	0,277	0,281	0,000	0,000	0,500
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,001
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,000
				Prueba de homogeneidad marginal		0,001

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sanchez (modelo con modificadores lingüísticos): Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.62

La aplicación de modificadores lingüísticos genera tasas de error similares a las del algoritmo ARDIES respecto al modelo original (53,6%), y ligeramente superiores para el modelo reestimado (40,3%) y la red causal (36,5%). La distribución de errores entre clases también es parecida, observándose de nuevo diferencias estadísticamente significativas entre los resultados de cada modelo (inicial y reestimado), lo que podría indicar la presencia de sobreajuste.

	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,284	0,400	0,425	0,531	0,289	0,389
Error tipo 1	0,625	0,820	0,863	1,000	0,750	1,000
Tipo 1.2	0,500	0,673	0,710	0,250	0,000	0,750
Tipo 1.3	0,125	0,141	0,146	0,500	0,500	0,250
Tipo 1.4	0,000	0,003	0,003	0,250	0,250	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,321	0,422	0,444	0,536	0,447	0,661
Tipo 2.1	0,000	0,013	0,015	0,089	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,308	0,395	0,414	0,411	0,411	0,643
Tipo 2.4	0,013	0,011	0,011	0,000	0,000	0,018
Tipo 2.5	0,000	0,003	0,005	0,036	0,036	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,133	0,220	0,239	0,289	0,289	0,167
Tipo 3.1	0,000	0,004	0,005	0,022	0,022	0,000
Tipo 3.2	0,106	0,139	0,147	0,211	0,211	0,100
Tipo 3.4	0,000	0,046	0,056	0,011	0,011	0,067
Tipo 3.5	0,027	0,031	0,032	0,044	0,044	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,700	0,754	0,766	0,939	0,122	0,347
Tipo 4.1	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,009	0,011	0,122	0,122	0,041
Tipo 4.3	0,533	0,590	0,602	0,633	0,000	0,306
Tipo 4.5	0,167	0,153	0,151	0,184	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,100	0,402	0,468	0,500	0,083	0,750
Tipo 5.1	0,000	0,007	0,008	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,050	0,208	0,243	0,417	0,000	0,250
Tipo 5.4	0,050	0,187	0,217	0,083	0,083	0,500
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,033
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,018
				Prueba de homogeneidad marginal		0,052

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Sistema borroso de Benítez Sanchez (modelo mixto): Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.63

Por último, el modelo mixto obtiene resultados similares a los ajustes anteriores (ARDIES, modificadores lingüísticos) respecto al modelo inicial, alcanzando una tasa de error del 53,1% que se reduce hasta el 38,9% para el modelo reestimado; por su parte, la red causal definida resulta singularmente eficaz, al obtener un porcentaje de aciertos que supera el 71%. La distribución entre clases también es parecida, y se observan resultados que, si bien no son significativamente similares entre periodos, resultan más parecidos que para los dos ajustes previos, esto es, la combinación de modificadores numéricos y lingüísticos reduce los procesos de sobreajuste, obteniendo soluciones “de compromiso” que mejoran las del modelo inicial. Como consecuencia, este modelo se comporta de forma bastante robusta para el análisis de la solvencia de entidades aseguradoras, tal y como se comprobó en el primer periodo.

5.1.2.2.7. Sistemas expertos: Algoritmo de modelado lingüístico de Wang&Mendel

A fin de determinar la capacidad del algoritmo de modelado lingüístico de Wang & Mendel para caracterizar el rating de las entidades aseguradoras europeas a lo largo del tiempo, se ha procedido a reestimar las reglas que lo integran, utilizando la nueva muestra de validación. Para ello se han considerado las mismas hipótesis que en el periodo inicial, esto es, la formulación de reglas tipo MISO (múltiples entrada y una salida) de acuerdo con las etiquetas definidas en el *Capítulo 4* (si bien sus parámetros varían entre periodos, véase la Tabla 5.65), la utilización de la regla “ejemplo mejor

cubierto” en caso de conflicto entre sentencias y del operador medio generalizado para las casos no cubiertos ($\lambda=1$). Asimismo, se han aplicado los operadores “producto” (conjunción), “suma probabilística” (disyunción) y “mínimo” (implicación) para la construcción de las reglas, y se han considerado tres alternativas respecto al grado de cobertura mínimo: $\alpha=0$, $\alpha=0,1$ y $\alpha=0,2$. La Tabla 5.64 resume el número de sentencias obtenidas en cada caso, y la tasa de error respecto a la muestra de validación; también incluye la medida de desempeño asociada con cada alfa-corte, según la fórmula definida en el Capítulo 4 (apartado 4.4.5), debidamente reajustada:

$$Desempeño_{\alpha-corte} = \frac{1}{N^o\_reglas_{\alpha-corte}} \times (1 - error\_total).$$

	$\alpha=0$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$
Nº total de reglas:	55	32	18
Nº reglas “AA”	0	0	0
Nº reglas “A”	9	8	5
Nº reglas “BBB”	19	13	6
Nº reglas “BB”	19	8	5
Nº reglas “B”	8	3	2
Error cometido	0,370	0,488	0,540
Desempeño	0,011	0,016	0,026

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Alternativas de construcción para el algoritmo Wang&Mendel. Muestra de validación
Tabla 5.64

RENT8	Min	B	M	A	Max
No menor que	-13,002	-13,002	-5,217	2,568	10,353
Más posible	-13,002	-5,217	2,568	10,353	18,138
No mayor que	-5,217	2,568	10,353	18,138	18,138
DIM2	Min	B	M	A	Max
No menor que	0,700	0,700	0,813	0,926	1,039
Más posible	0,700	0,813	0,926	1,039	1,152
No mayor que	0,813	0,926	1,039	1,152	1,152
2-LIQ1	Min	B	M	A	Max
No menor que	0,000	0,000	1,565	3,130	4,695
Más posible	0,000	1,565	3,130	4,695	6,260
No mayor que	1,565	3,130	4,695	6,260	6,260
2-RENT8	Min	B	M	A	Max
No menor que	-12,006	-12,006	-7,770	-3,534	0,702
Más posible	-12,006	-7,770	-3,534	0,702	4,939
No mayor que	-7,770	-3,534	0,702	4,939	4,939
2-DIM2	Min	B	M	A	Max
No menor que	0,710	0,710	0,822	0,933	1,045
Más posible	0,710	0,822	0,933	1,045	1,157
No mayor que	0,822	0,933	1,045	1,157	1,157
3-RENT10	Min	B	M	A	Max
No menor que	-1,838	-1,838	-1,229	-0,619	-0,009
Más posible	-1,838	-1,229	-0,619	-0,009	0,601
No mayor que	-1,229	-0,619	-0,009	0,601	0,601
3-RENT19	Min	B	M	A	Max
No menor que	-0,390	-0,390	-0,252	-0,113	0,025
Más posible	-0,390	-0,252	-0,113	0,025	0,164
No mayor que	-0,252	-0,113	0,025	0,164	0,164

Fuente: elaboración propia

Etiquetas lingüísticas reales asociadas a las variables exógenas. Muestra de validación
Tabla 5.65

Al igual que ocurría en el periodo inicial, el alfa-corte 0,2 obtiene el máximo desempeño relativo, por lo que se selecciona como la alternativa más adecuada. En cuanto a los parámetros que definen las distintas etiquetas lingüísticas, las variables

RENT8 y 2-RENT8 presentan un intervalo de fluctuación muy superior que en el primer periodo, observándose también desviaciones respecto a los valores más posibles. Para la variable 2-LIQ1 las diferencias son menos importantes, si bien también existen, habiéndose incrementado los valores modales de cada etiqueta a lo largo del tiempo (lo que indica un empeoramiento en la liquidez de la entidad). Los indicadores de dimensión DIM2 y 2-DIM2 también han incrementado ligeramente sus valores más posibles (mayor tamaño modal de las entidades respecto a la media industrial), mientras que el indicador 3-RENT10 ha disminuido sus valores más posibles (menor rentabilidad relativa de las entidades a lo largo del tiempo). Por último, la variable 3-RENT19 presenta valores medios superiores para los ratings menos solventes, y promedios inferiores para los ratings más solventes, lo que indica una convergencia de las distintas entidades a lo largo del tiempo.

La Tabla 5.66 resume las reglas obtenidas; el modelo no ha sido capaz de caracterizar la categoría “AA”, concentrándose el mayor número de reglas en las clases “A” (5 sentencias), “BBB” (6 sentencias) y “BB” (5 sentencias); la clase “B”, menos numerosa, es caracterizada tan sólo mediante 2 reglas. Su análisis permite observar un signo correcto para las variables explicativas tal que, con carácter general, los mejores ratings presentan valores superiores para las variables RENT8, DIM2, 2-RENT8, 2-DIM2, 3-RENT10 y 3-RENT19, e inferiores respecto a 2-LIQ1.

Si se comparan las sentencias obtenidas con las derivadas del modelo inicial, pueden observarse múltiples coincidencias, tal que 15 de las 18 reglas son muy similares a las sentencias iniciales, observándose algunos cambios en las etiquetas asociada con las variables 2-RENT8, 3-RENT10, 3-RENT19 y, en menor medida, DIM2 y 2-DIM2. De esta forma, las reglas empleadas son bastante robustas a lo largo del tiempo, si bien los parámetros que las definen son diferentes, lo que justifica la necesidad de ajustar periódicamente los modelos obtenidos para la gestión del riesgo de crédito (de acuerdo con Basilea II).

Por lo que respecta a la matriz de clasificación obtenida para cada modelo (inicial y reestimado), la Tabla 5.67 recoge los principales resultados, incluyendo el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”.

	RENT8	DIM2	2-LIQ1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19	($\alpha=0.2$)	Clase
S/	Media	Baja	Mínima	Máxima	Baja	Máxima	Máxima	ENTONCES	A
S/	Media	Media	Mínima	Alta	Media	Alta	Alta	ENTONCES	A
S/	Media	Alta	Mínima	Alta	Alta	Alta	Alta	ENTONCES	A
S/	Media	Alta	Mínima	Alta	Alta	Máxima	Alta	ENTONCES	A
S/	Media	Máxima	Mínima	Alta	Máxima	Alta	Alta	ENTONCES	A
S/	Media	Mínima	Mínima	Alta	Mínima	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
S/	Media	Baja	Mínima	Alta	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
S/	Media	Media	Mínima	Alta	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
S/	Media	Media	Mínima	Alta	Media	Máxima	Alta	ENTONCES	BBB
S/	Media	Media	Mínima	Alta	Media	Máxima	Máxima	ENTONCES	BBB
S/	Media	Media	Baja	Alta	Media	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
S/	Mínima	Baja	Mínima	Mínima	Baja	Media	Mínima	ENTONCES	BB
S/	Mínima	Media	Mínima	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
S/	Baja	Baja	Mínima	Media	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BB
S/	Baja	Baja	Mínima	Media	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BB
S/	Máxima	Media	Mínima	Alta	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
S/	Baja	Media	Mínima	Media	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
S/	Baja	Media	Máxima	Baja	Media	Mínima	Media	ENTONCES	B

Fuente: Elaboración propia

Reglas generadas por el algoritmo Wang&Mendel ($\alpha=0.2$). Muestra de validación
Tabla 5.66

Los resultados finales del modelo reestimado mejoran ligeramente los del modelo inicial (45,97% vs. 43,13% de porcentaje correcto de clasificación), siendo similares respecto al ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” (91,00% vs. 89,10%). Las clases menos numerosas siguen siendo las peor estimadas (“AA”, “BB” y “B”).

Modelo inicial	$\alpha=0,2$						$\alpha=0,2$ (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	2	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	7	24	25	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	31	52	5	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	1	8	28	12	0	49	1	8	-	40	-	49
B	0	1	6	3	2	12	0	1	6	-	5	12
Total	9	66	112	20	4	211	4	65	95	40	7	211
Modelo reestimado	Rating predicho											
Rating real	$\alpha=0,2$						$\alpha=0,2$ (Predicho $\pm$ 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	A	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	49	7	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	50	35	3	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	0	16	14	10	9	49	0	16	-	33	-	49
B	0	3	2	4	3	12	0	3	2	-	7	12
Total	0	107	73	17	14	211	4	75	90	33	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Algoritmo Wang&Mendel. Muestra de validación

Tabla 5.67

Por su parte, la Tabla 5.68 resume las tasas de error obtenidas por los distintos modelos y redes causales, teniendo en cuenta la muestra inicial y de validación.

La observación de dicha tabla permite observar un empeoramiento en la capacidad de caracterización del algoritmo W&M a lo largo del tiempo (error estimado del 45,9% vs. 54,0%), si bien las reglas obtenidas son similares entre sí, al observarse escasas diferencias entre el error predicho por el modelo inicial y el reestimado para la muestra de validación (56,9% vs. 54,0%), así como entre la distribución por clases (excepto las categorías “A” y “B”). Por su parte, la red causal tan sólo ha permitido reducir el error hasta cifras próximas al 38%.

Esta robustez de las reglas a lo largo del tiempo es confirmada por los distintos estadísticos (a excepción del test de rangos apareados de Wilcoxon), que no encuentran diferencias estadísticamente significativas entre los resultados obtenidos por cada modelo.

$\alpha=0,2$	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,459	0,523	0,538	0,569	0,384	0,540
Error tipo 1	0,813	0,833	0,837	0,750	0,500	1,000
Tipo 1.2	0,312	0,496	0,538	0,500	0,000	1,000
Tipo 1.3	0,500	0,327	0,288	0,250	0,250	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,006	0,007	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,538	0,526	0,523	0,571	0,446	0,125
Tipo 2.1	0,051	0,089	0,098	0,125	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,487	0,416	0,400	0,446	0,446	0,125
Tipo 2.4	0,000	0,019	0,023	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,300	0,401	0,424	0,422	0,422	0,611
Tipo 3.1	0,000	0,026	0,032	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,159	0,219	0,233	0,344	0,344	0,556
Tipo 3.4	0,088	0,114	0,120	0,056	0,056	0,033
Tipo 3.5	0,053	0,042	0,040	0,022	0,022	0,022
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,633	0,697	0,712	0,755	0,183	0,797
Tipo 4.1	0,000	0,011	0,014	0,020	0,020	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,080	0,091	0,163	0,163	0,327
Tipo 4.3	0,533	0,516	0,512	0,571	0,000	0,286
Tipo 4.5	0,067	0,089	0,094	0,000	0,000	0,184
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,500	0,605	0,629	0,833	0,583	0,750
Tipo 5.1	0,000	0,004	0,005	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,016	0,020	0,083	0,083	0,250
Tipo 5.3	0,300	0,371	0,388	0,500	0,500	0,167
Tipo 5.4	0,200	0,213	0,216	0,250	0,000	0,333
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,083
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,011
				Prueba de homogeneidad marginal		0,110

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Algoritmo Wang&Mendel: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.68

5.1.2.2.8. Sistemas expertos: Algoritmo de modelado lingüístico de Cordón & Herrera

Para la reestimación de las reglas generadas por el algoritmo lingüístico de Cordón&Herrera (CH) respecto a la muestra de validación, se han considerado las cinco etiquetas lingüísticas definidas para el algoritmo Wang&Mendel (véase el Capítulo 4 y la Tabla 5.65), así como los grados mínimos de cobertura $\alpha=0$, $\alpha=0,1$ y $\alpha=0,2$. Los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 5.69, donde también se incluye el error total conseguido y la medida de desempeño de cada alfa corte, según la fórmula:

$$\text{Desempeño}_{\alpha\text{-corte}} = \frac{1}{N^{\circ}\text{reglas}_{\alpha\text{-corte}}} \times (1 - \text{error\_total}).$$

	$\alpha=0$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$
Nº total de reglas:	2.575	69	20
Nº reglas "AA"	73	3	0
Nº reglas "A"	374	19	6
Nº reglas "BBB"	696	24	7
Nº reglas "BB"	845	18	5
Nº reglas "B"	587	5	2
Error cometido	0,365	0,516	0,540
Desempeño	0,0002	0,007	0,023

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Alternativas de construcción para el algoritmo Cordón & Herrera. Muestra de validación

Tabla 5.69

De esta forma, el alfa-corte 0,2 alcanza el máximo desempeño relativo, generando un número limitado de reglas (20), lo que facilita su comprensión por parte de los expertos humanos. La descripción de estas sentencias se recoge en la Tabla 5.70, donde puede observarse que 18 de las 20 reglas coinciden con las proporcionadas por el algoritmo de Wang & Mendel, incluyéndose únicamente una regla adicional para la clase “A” y otra para la clase “BBB” (las más numerosas).

	RENT8	DIM2	2-LIQ1	2-RENT8	2-DIM2	3-RENT10	3-RENT19	($\alpha=0.2$)	Clase
SI	Media	Baja	Minima	Máxima	Baja	Máxima	Máxima	ENTONCES	A
SI	Media	Media	Minima	Alta	Media	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Media	Minima	Máxima	Baja	Máxima	Máxima	ENTONCES	A
SI	Media	Alta	Minima	Alta	Alta	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Alta	Minima	Alta	Alta	Máxima	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Máxima	Minima	Alta	Máxima	Alta	Alta	ENTONCES	A
SI	Media	Minima	Minima	Alta	Minima	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Minima	Minima	Alta	Minima	Máxima	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Baja	Minima	Alta	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Minima	Alta	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Minima	Alta	Media	Máxima	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Minima	Alta	Media	Máxima	Máxima	ENTONCES	BBB
SI	Media	Media	Baja	Alta	Media	Alta	Alta	ENTONCES	BBB
SI	Minima	Baja	Minima	Minima	Baja	Media	Minima	ENTONCES	BB
SI	Minima	Media	Minima	Baja	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Baja	Minima	Media	Baja	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Baja	Minima	Media	Baja	Alta	Alta	ENTONCES	BB
SI	Máxima	Media	Minima	Alta	Media	Alta	Media	ENTONCES	BB
SI	Baja	Media	Minima	Media	Media	Alta	Media	ENTONCES	B
SI	Baja	Media	Máxima	Baja	Media	Minima	Media	ENTONCES	B

Fuente: Elaboración propia

Reglas generadas por el algoritmo Cordón&Herrera ($\alpha=0.2$). Muestra de validación

Tabla 5.70

La comparación de las reglas previas con las obtenidas en el primer periodo permite observar múltiples similitudes, particularmente entre 10 sentencias lógicas, concentrándose las diferencias en las etiquetas asociadas a los indicadores 2-RENT8, 3-RENT10, 3-RENT19 y, en menor medida, DIM2 y 2-DIM2 (de forma similar al algoritmo W&M).

Por su parte, el análisis de las etiquetas lingüísticas permite observar una coherencia en los signos de las variables, pues los indicadores RENT8, 2-RENT8, 3-RENT10 y 3-RENT19 presentan sus mejores etiquetas para los ratings más elevados, mientras que la variable 2-LIQ1 se comporta de forma inversa; los ratios DIM2 y 2-DIM2 presentan diferencias menos significativas entre clases, si bien sus mejores etiquetas se asignan a los ratings más solventes.

Para poder determinar el desempeño relativo de este modelo, la Tabla 5.71 resume las matrices de clasificación obtenidas respecto a la muestra de validación, considerando tanto el modelo inicial como el modelo reestimado.

Modelo inicial	$\alpha=0,2$						$\alpha=0,2$ (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	AA	A	BBB	BB	B	Total
AA	1	2	1	0	0	4	3	-	1	0	0	4
A	7	24	25	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	31	52	5	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	1	8	28	12	0	49	1	8	-	40	-	49
B	0	0	6	4	2	12	0	0	6	-	6	12
Total	9	65	112	21	4	211	4	64	95	40	8	211
Modelo reestimado	Rating predicho											
Rating real	$\alpha=0,2$						$\alpha=0,2$ (Predicho ± 1)					
	AA	A	BBB	BB	B	Total	A	A	BBB	BB	B	Total
AA	0	4	0	0	0	4	4	-	0	0	0	4
A	0	49	7	0	0	56	-	56	-	0	0	56
BBB	0	50	35	3	2	90	0	-	88	-	2	90
BB	0	18	12	10	9	49	0	18	-	31	-	49
B	0	3	2	4	3	12	0	3	2	-	7	12
Total	0	124	56	17	14	211	4	77	90	31	9	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Algoritmo Cordón&Herrera. Muestra de validación
Tabla 5.71

Las similitudes entre los modelos W&M y C&H se han traducido en similares porcentajes correctos de clasificación, tanto para el modelo inicial (43,13% resultados finales y 91,47% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”) como para el modelo reestimado (45,97% resultados finales y 88,15% para el ajuste).

Por su parte, la Tabla 5.72 recoge las tasas de error obtenidas por los distintos modelos y redes causales, respecto a las muestras inicial y de validación.

$\alpha=0,2$	MUESTRA INICIAL			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error aparente	Error estimado 0.632	Error estimado 0.632+	Error predicho modelo inicial	Error predicho modelo inicial <i>Red causal</i>	Error predicho modelo reestimado
Error total	0,467	0,522	0,532	0,569	0,379	0,540
Error tipo 1	0,813	0,819	0,820	0,750	0,500	1,000
Tipo 1.2	0,313	0,427	0,448	0,500	0,000	1,000
Tipo 1.3	0,500	0,388	0,367	0,250	0,250	0,000
Tipo 1.4	0,000	0,004	0,005	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 2	0,538	0,563	0,567	0,571	0,446	0,125
Tipo 2.1	0,051	0,092	0,100	0,125	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,487	0,457	0,451	0,446	0,446	0,125
Tipo 2.4	0,000	0,011	0,013	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,003	0,003	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,283	0,371	0,387	0,422	0,422	0,611
Tipo 3.1	0,000	0,033	0,039	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,150	0,177	0,181	0,344	0,344	0,556
Tipo 3.4	0,080	0,118	0,126	0,056	0,056	0,033
Tipo 3.5	0,053	0,043	0,042	0,022	0,022	0,022
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,733	0,726	0,725	0,755	0,183	0,796
Tipo 4.1	0,000	0,039	0,046	0,020	0,020	0,000
Tipo 4.2	0,033	0,053	0,057	0,163	0,163	0,367
Tipo 4.3	0,600	0,527	0,514	0,571	0,000	0,245
Tipo 4.5	0,100	0,107	0,108	0,000	0,000	0,184
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,550	0,628	0,643	0,833	0,500	0,750
Tipo 5.1	0,000	0,076	0,090	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,003	0,004	0,000	0,000	0,250
Tipo 5.3	0,350	0,313	0,306	0,500	0,500	0,167
Tipo 5.4	0,200	0,236	0,243	0,333	0,000	0,333
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Significación asintótica bilateral:				Test del signo		0,047
				Test de rangos apareados de Wilcoxon		0,007
				Prueba de homogeneidad marginal		0,053

Fuente: Elaboración propia. Software propio®.

Algoritmo Cordón&Herrera: Error cometido. Muestra de validación

Tabla 5.72

Al igual que ocurría con el algoritmo de Wang&Mendel, los resultados obtenidos por el modelo C&H se han deteriorado a lo largo del tiempo, incrementándose la tasa de error aparente desde el 46,7% hasta el 54,0% (la red causal alcanza el 37,9%). No obstante, las diferencias entre ambos modelos para la muestra de validación son reducidas (56,9% vs. 54,0%), si bien existen ligeras diferencias en la distribución entre clases (mejorando las categorías “A” y “B” y empeorando el resto).

En cualquier caso, la comparación de los resultados derivados de los sistemas lingüísticos (Wang & Mendel y Cordón & Herrera) respecto a los modelos borrosos (Benítez Sánchez) sigue resultado favorable a los segundos, tanto por lo que respecta al modelo inicial como al modelo reestimado (aplicados sobre la muestra de validación).

5.1.2.2.9. Sistemas expertos: Metodología de cooperación entre reglas COR

La metodología COR o de cooperación entre reglas permite comprobar si los sistemas expertos generados por los algoritmos de Wang & Mendel (WM) y de Cordón & Herrera (CH) mejorarían su desempeño si se modificase el consecuente de las sentencias lógicas que los integran.

Si bien se ha comprobado la escasa eficacia de este ajuste para la muestra inicial, en el caso de la muestra de validación se ha contrastado de nuevo su oportunidad, aplicando el mismo algoritmo de Enfriamiento Simulado propuesto en el primer periodo.

Los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 5.73, considerándose únicamente aquellos alfa-cortes en los que el total de reglas generadas resulta igual o inferior al total de ejemplos.

	Algoritmo WM-COR			Algoritmo CH-COR	
	$\alpha=0$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$	$\alpha=0,1$	$\alpha=0,2$
Nº total de reglas:	55	32	18	69	20
Nº reglas "AA":	0	0	0	3	0
Nº reglas "A":	9	8	5	19	6
Nº reglas "BBB":	19	13	6	24	7
Nº reglas "BB":	19	8	5	18	5
Nº reglas "B":	8	3	2	5	2
Comentarios	Idéntico a WM	Idéntico a WM	Idéntico a WM	Idéntico a CH	Idéntico a CH

Fuente: Elaboración propia

Alternativas de construcción para la metodología COR. Muestra de validación
Tabla 5.73

Como puede comprobarse, en todos los casos coinciden los resultados obtenidos con los generados por los algoritmos originales; de esta forma, y a pesar de su indudable significación en otros ámbitos, para el ejemplo analizado el empleo de la metodología COR no ha permitido mejorar los resultados obtenidos con los métodos originales (WM y CH), razón por la que se ha descartado su utilización como método de caracterización del rating crediticio de las entidades aseguradoras europeas.

5.1.3. Combinación de metodologías

La combinación de los modelos individuales a través de esquemas bayesianos o propuestas basadas en métodos de votación se ha demostrado una alternativa eficaz para la caracterización de problemas complejos.

En el primer periodo analizado pudo comprobarse la validez de estas metodologías para la caracterización de los ratings de las entidades aseguradoras europeas, cuya robustez a lo largo del tiempo se analiza a continuación.

De forma previa a la combinación de resultados, la Tabla 5.74 resume los resultados obtenidos por los distintos modelos individuales respecto a la muestra de validación (esquemas iniciales y reestimados).

Al objeto de facilitar las comparaciones con el primer periodo, se han incluido los dos modelos de análisis discriminante ("según el tamaño de los grupos" y "todos los grupos iguales"), los modelos logit multinomial y ordenado, las redes neuronales tipo "backpropagation" y "SCG" (parciales y combinadas), los cuatro modelos de redes autoorganizadas SOFM (clásico y ponderado, según grado medio de cobertura y ejemplo mejor cubierto), los ocho modelos de árboles de decisión individuales (ChAID, ASSISTANT, Sipina-Fusbin, C4.5, CART-Gini univariante, CART-Twoing univariante, CART-Gini oblicuo, CART-woing oblicuo), los dos modelos de bosques de decisión (TreeNet® y RandomForest®) y los tres modelos de sistemas basados en reglas (algoritmo de Benítez Sánchez ajustado mediante ARDIES y modificadores lingüísticos, algoritmos de Wang&Mendel y de Cerdón&Herrera, alfa-corte 0,2).

Modelo	Tipo de error	Modelo inicial Muestra de validación	Red causal Muestra de validación	Modelo reestimado Muestra de validación
MDA (según tamaño de los grupos)	Error total	0,521	0,327	0,398
	Error tipo 1	1,000	0,000	1,000
	Error tipo 2	0,286	0,286	0,375
	Error tipo 3	0,422	0,422	0,244
	Error tipo 4	0,959	0,204	0,613
	Error tipo 5	0,417	0,417	0,583
MDA (todos los grupos iguales)	Error total	0,635	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,498
	Error tipo 1	0,000		0,250
	Error tipo 2	0,697		0,536
	Error tipo 3	0,567		0,533
	Error tipo 4	0,816		0,429
	Error tipo 5	0,333		0,417
LOGIT multinomial	Error total	0,502	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,346
	Error tipo 1	0,500		0,000
	Error tipo 2	0,375		0,483
	Error tipo 3	0,467		0,256
	Error tipo 4	0,633		0,346
	Error tipo 5	0,833		0,500
LOGIT ordenado	Error total	0,555	0,337	0,398
	Error tipo 1	0,750	0,000	1,000
	Error tipo 2	0,358	0,304	0,464
	Error tipo 3	0,467	0,467	0,256
	Error tipo 4	0,918	0,143	0,510
	Error tipo 5	0,583	0,416	0,500
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" Red total	Error total	0,498	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,474
	Error tipo 1	1,000		1,000
	Error tipo 2	0,143		0,111
	Error tipo 3	0,566		0,527
	Error tipo 4	0,694		0,722
	Error tipo 5	0,667		0,636
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" Combinación de redes parciales	Error total	0,582	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,479
	Error tipo 1	1,000		0,750
	Error tipo 2	0,161		0,482
	Error tipo 3	0,633		0,567
	Error tipo 4	1,000		0,306
	Error tipo 5	0,333		0,417
RED NEURONAL MLP "SGC" Red total	Error total	0,502	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,455
	Error tipo 1	1,000		1,000
	Error tipo 2	0,286		0,237
	Error tipo 3	0,400		0,455
	Error tipo 4	0,959		0,610
	Error tipo 5	0,333		0,643
RED NEURONAL MLP "SGC" Combinación de redes parciales	Error total	0,502	0,308	0,332
	Error tipo 1	0,750	0,000	0,500
	Error tipo 2	0,250	0,232	0,357
	Error tipo 3	0,422	0,422	0,233
	Error tipo 4	0,836	0,204	0,428
	Error tipo 5	0,833	0,333	0,500
RED NEURONAL SOFM (original) Grado medio de cobertura	Error total	0,782	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,621
	Error tipo 1	0,000		0,500
	Error tipo 2	0,804		0,607
	Error tipo 3	0,744		0,600
	Error tipo 4	0,878		0,673
	Error tipo 5	0,834		0,750
RED NEURONAL SOFM (original) Ejemplo mejor cubierto	Error total	0,592	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,118
	Error tipo 1	1,000		0,000
	Error tipo 2	0,447		0,107
	Error tipo 3	0,566		0,122
	Error tipo 4	0,735		0,122
	Error tipo 5	0,750		0,166
RED NEURONAL SOFM (ponderado) Grado medio de cobertura	Error total	0,768	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,626
	Error tipo 1	0,000		0,250
	Error tipo 2	0,768		0,625
	Error tipo 3	0,756		0,589
	Error tipo 4	0,857		0,693
	Error tipo 5	0,750		0,750
RED NEURONAL SOFM (ponderado) Ejemplo mejor cubierto	Error total	0,607	NO SE DESARROLLÓ RED CAUSAL PARA ESTE MODELO	0,137
	Error tipo 1	1,000		0,000
	Error tipo 2	0,411		0,143
	Error tipo 3	0,578		0,111
	Error tipo 4	0,837		0,204
	Error tipo 5	0,667		0,083
ÁRBOL DE DECISIÓN CHAID (8 reglas)	Error total	0,540	0,351	0,426
	Error tipo 1	1,000	0,000	0,500
	Error tipo 2	0,250	0,250	0,446
	Error tipo 3	0,456	0,456	0,199
	Error tipo 4	1,000	0,265	0,694
	Error tipo 5	0,500	0,500	0,917
ÁRBOL DE DECISIÓN ASSISTANT (33 reglas)	Error total	0,607	0,431	0,180
	Error tipo 1	1,000	0,250	0,750
	Error tipo 2	0,482	0,268	0,143
	Error tipo 3	0,611	0,611	0,122
	Error tipo 4	0,592	0,306	0,204
	Error tipo 5	1,000	0,417	0,500

Análisis comparativo de metodologías. Muestra de validación
Tabla 5.74 (I)

Modelo	Tipo de error	Modelo inicial Muestra de validación	Red causal Muestra de validación	Modelo reestimado Muestra de validación
ÁRBOL DE DECISIÓN C4.5 (7 reglas)	Error total	0,488	0,313	0,379
	Error tipo 1	1,000	0,250	1,000
	Error tipo 2	0,375	0,375	0,446
	Error tipo 3	0,333	0,333	0,156
	Error tipo 4	0,837	0,163	0,510
	Error tipo 5	0,583	0,500	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN SIPINA-FUSBIN (9 reglas)	Error total	0,569	0,417	0,370
	Error tipo 1	1,000	0,000	1,000
	Error tipo 2	0,214	0,214	0,500
	Error tipo 3	0,600	0,600	0,288
	Error tipo 4	0,878	0,306	0,306
	Error tipo 5	0,583	0,583	0,417
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI UNIVARIANTE (10 reglas)	Error total	0,559	0,398	0,327
	Error tipo 1	1,000	0,500	1,000
	Error tipo 2	0,375	0,375	0,375
	Error tipo 3	0,422	0,422	0,267
	Error tipo 4	0,980	0,327	0,264
	Error tipo 5	0,583	0,583	0,583
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING UNIVARIANTE (9 reglas)	Error total	0,493	0,365	0,346
	Error tipo 1	1,000	0,250	1,000
	Error tipo 2	0,286	0,286	0,393
	Error tipo 3	0,478	0,422	0,234
	Error tipo 4	0,693	0,224	0,387
	Error tipo 5	0,583	0,500	0,583
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI OBLICUO (8 reglas)	Error total	0,564	0,407	0,294
	Error tipo 1	1,000	0,250	1,000
	Error tipo 2	0,286	0,286	0,250
	Error tipo 3	0,555	0,555	0,244
	Error tipo 4	0,898	0,306	0,306
	Error tipo 5	0,417	0,334	0,583
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING OBLICUO (8 reglas)	Error total	0,545	0,375	0,294
	Error tipo 1	1,000	0,250	1,000
	Error tipo 2	0,447	0,447	0,179
	Error tipo 3	0,412	0,412	0,278
	Error tipo 4	0,858	0,184	0,387
	Error tipo 5	0,583	0,583	0,333
TREENET (3 árboles)	Error total	0,498	0,318	0,294
	Error tipo 1	1,000	0,250	1,000
	Error tipo 2	0,286	0,286	0,357
	Error tipo 3	0,356	0,356	0,156
	Error tipo 4	0,959	0,245	0,327
	Error tipo 5	0,500	0,500	0,667
RANDOM FOREST (500 árboles)	Error total	0,517	0,332	0,374
	Error tipo 1	1,000	0,000	1,000
	Error tipo 2	0,250	0,250	0,393
	Error tipo 3	0,433	0,433	0,222
	Error tipo 4	0,816	0,204	0,429
	Error tipo 5	1,000	0,583	1,000
SISTEMA DE REGLAS BORROSAS – ARDIES+MODIFICADORES LINGÜÍSTICOS (5 reglas)	Error total	0,531	0,289	0,389
	Error tipo 1	1,000	0,750	1,000
	Error tipo 2	0,536	0,447	0,661
	Error tipo 3	0,289	0,289	0,167
	Error tipo 4	0,939	0,122	0,347
	Error tipo 5	0,500	0,083	0,750
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-WM ($\alpha=0,2$) (18 reglas)	Error total	0,569	0,384	0,540
	Error tipo 1	0,750	0,500	1,000
	Error tipo 2	0,571	0,446	0,125
	Error tipo 3	0,422	0,422	0,611
	Error tipo 4	0,755	0,183	0,797
	Error tipo 5	0,833	0,583	0,750
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-CH ($\alpha=0,2$) (20 reglas)	Error total	0,569	0,379	0,540
	Error tipo 1	0,750	0,500	1,000
	Error tipo 2	0,571	0,446	0,125
	Error tipo 3	0,422	0,422	0,611
	Error tipo 4	0,755	0,183	0,796
	Error tipo 5	0,833	0,500	0,750

Fuente: elaboración propia

Análisis comparativo de metodologías. Muestra de validación Tabla 5.74 (y II)

De acuerdo con la tabla previa, los modelos iniciales más robustos a lo largo del tiempo para la predicción del rating tipo “pi” de las entidades aseguradoras europeas son el árbol de decisión C4.5 (51,2% de porcentaje correcto de clasificación), el árbol de decisión CART-Twoing univariante (50,7%), la red neuronal total MLP tipo “backpropagation” (50,2%) y el bosque de decisión TreeNet® (50,2%).

En todos los casos se trata de modelos complejos, integrados por un número elevado de reglas y/o parámetros, constituyendo los árboles individuales la alternativa más simple y más fácil de interpretar. De nuevo cabe destacar que, si bien los

resultados obtenidos pueden parecer mediocres, resultan bastante elevados en comparación con el error aparente estimado por la escasa literatura en la materia que proporciona esta información.

Cabe destacar que, respecto al primer periodo, los árboles C4.5, CART-Twoing univariante, el algoritmo TreeNet® y la combinación de redes parciales tipo MLP¹¹ resultaron también modelos muy eficientes, por lo que deberían tener un papel destacado en la construcción de futuros modelos de gestión del riesgo de crédito.

Por lo que respecta a los modelos estadísticos, los resultados más robustos a lo largo del tiempo proceden del modelo logit multinomial (porcentaje de acierto del 49,8%) y del MDA “según el tamaño de los grupos” (47,9%), si bien en ambos casos no se alcanza el 50% de ejemplos correctamente clasificados (aún cuando el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría” incrementa esta cifra hasta valores próximos al 95%).

En cuanto al modelo reestimado, el árbol CART-Twoing y CART-Gini oblicuo (70,6%), el modelo TreeNet® (70,6%), el árbol CART-Gini univariante (67,3%), la combinación de redes neuronales tipo MLP con aprendizaje SCG (66,8%) y el modelo CART-Twoing univariante (65,4%) vuelven a ser los modelos más eficaces. En el caso de las redes neuronales y del bosque de decisión, la tasa de acierto aparente supera ligeramente a la conseguida para el primer periodo, mientras que el resto de modelos disminuyen su desempeño a lo largo del tiempo. Asimismo, las redes neuronales SOFM para el ejemplo mejor cubierto obtienen porcentajes de aciertos próximos al 90%, si bien es conocido su tendencia al sobreajuste de los datos, por lo que no se recomiendan como modelos clasificadores individuales. El árbol de decisión ASSISTANT también obtiene una tasa de aciertos muy elevada (82%), si bien presenta la misma limitación que la red SOFM.

Finalmente, se ha llevado a cabo la agregación de los clasificadores individuales (Tablas 5.75, 5.76, 5.77 y 5.78), considerando las tres alternativas propuestas por DIZDAVERIC, *et al.* (1999), esto es, el principio del voto por la mayoría (simple) y el formalismo bayesiano; asimismo, se han incluido las dos alternativas propuestas en esta Memoria (voto por la mayoría ponderado y formalismo bayesiano medio).

De acuerdo con las Tabla 5.75 y 5.76, si bien el formalismo bayesiano era el agregador más eficaz para la caracterización del rating de aseguradoras durante el primer periodo analizado, respecto al segundo periodo su eficacia ha disminuido hasta convertirse en la alternativa menos precisa (50% de clasificación correcta, 70,82% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”); en particular, este agregador presenta dificultades para caracterizar 58 de los 211 individuos analizados (27,49% del total), que son clasificados como “indeterminados”, lo que limita su aplicabilidad para la gestión del riesgo de crédito a lo largo del tiempo.

Por el contrario, el formalismo bayesiano medio, que constituye una variante del anterior, se ha erigido como la variante más eficaz, al caracterizar correctamente al 57% de la muestra de validación, porcentaje muy superior al conseguido por los modelos iniciales individuales, que se incrementa hasta el 97,2% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”. Asimismo, el voto por la mayoría ponderado presenta un buen desempeño (al igual que en el periodo inicial), con un porcentaje de clasificación

¹¹ Si bien considerando el algoritmo de aprendizaje SCG.

correcta próximo al 54% (91,47% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”), mientras que el voto por la mayoría simple obtiene resultados más mediocres (51% para el modelo total, 91,94% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”).

Error específico	VOTO POR LA MAYORÍA (Simple)	VOTO POR LA MAYORÍA (Ponderado)	FORMALISMO BAYESIANO	FORMALISMO BAYESIANO MEDIO
Error total	0,488	0,464	0,498	0,431
Error tipo 1	1,000	1,000	1,000	1,000
Tipo 1.2	1,000	1,000	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,000	0,000	0,000	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	1,000	0,000
Error tipo 2	0,196	0,196	0,679	0,714
Tipo 2.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,196	0,196	0,661	0,714
Tipo 2.4	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,018	0,000
Error tipo 3	0,433	0,400	0,078	0,044
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,433	0,400	0,022	0,044
Tipo 3.4	0,000	0,000	0,011	0,000
Tipo 3.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,044	0,000
Error tipo 4	0,857	0,817	1,000	0,735
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,224	0,245	0,000	0,041
Tipo 4.3	0,592	0,531	0,000	0,673
Tipo 4.5	0,041	0,041	0,000	0,020
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	1,000	0,000
Error tipo 5	0,583	0,583	0,583	0,583
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,167	0,167	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,333	0,333	0,333	0,333
Tipo 5.4	0,083	0,083	0,250	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 1(entidades):	1, 2, 3, 4	1, 2, 3, 4	1, 2, 3, 4	1, 2, 3, 4
Error tipo 2 (entidades):	6, 8, 12, 15, 16, 22, 27, 32, 38, 59, 60	6, 8, 12, 15, 16, 22, 27, 32, 38, 59, 60	5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 19, 20, 22, 23, 25, 26, 27, 30, 32, 33, 35, 38, 41, 42, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 52, 53, 55, 56, 59, 60	5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 19, 20, 22, 23, 25, 26, 27, 28, 31, 32, 33, 35, 38, 41, 42, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 52, 53, 55, 56, 59, 60
Error tipo 3 (entidades):	66, 67, 70, 71, 73, 74, 76, 77, 79, 80, 81, 83, 87, 90, 92, 93, 96, 100, 101, 102, 105, 109, 110, 111, 119, 120, 121, 126, 127, 129, 131, 133, 134, 136, 139, 143, 146, 147, 150	66, 67, 70, 71, 73, 73, 76, 77, 79, 80, 81, 83, 87, 90, 92, 93, 96, 101, 102, 105, 109, 110, 111, 119, 120, 121, 126, 127, 131, 133, 136, 139, 143, 146, 147, 150	90, 93, 108, 120, 128, 142, 149	79, 93, 102, 120
Error tipo 4 (entidades):	151, 152, 153, 154, 157, 158, 159, 160, 161, 162, 163, 164, 165, 166, 168, 169, 171, 172, 174, 175, 176, 177, 178, 179, 180, 181, 182, 183, 184, 185, 186, 187, 189, 190, 191, 192, 193, 195, 196, 197, 198, 199	151, 152, 153, 154, 157, 158, 159, 160, 162, 163, 164, 165, 166, 168, 169, 171, 172, 174, 175, 176, 177, 178, 179, 180, 181, 183, 184, 185, 186, 187, 189, 190, 191, 192, 193, 195, 196, 197, 198, 199	151, 152, 153, 154, 155, 156, 157, 158, 159, 160, 161, 162, 163, 164, 165, 166, 167, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 174, 175, 176, 177, 178, 179, 180, 181, 182, 183, 184, 185, 186, 187, 188, 189, 190, 191, 192, 193, 194, 195, 196, 197, 198, 199	151, 153, 154, 157, 158, 159, 160, 162, 163, 164, 166, 168, 169, 171, 172, 174, 176, 177, 178, 179, 180, 181, 183, 184, 185, 186, 187, 189, 190, 191, 192, 195, 196, 197, 198, 199
Error tipo 5 (entidades):	201, 202, 203, 204, 205, 206, 207	201, 202, 203, 204, 205, 206, 207	201, 202, 203, 204, 205, 206, 207	201, 202, 203, 204, 205, 206, 207

Fuente: Elaboración propia. Se incluyen como errores las indeterminaciones.

Nota: El número asociado a las entidades mal clasificadas corresponde a la Tabla 5.83

Combinación de clasificadores (modelo inicial). Muestra de validación Tabla 5.75

	Rating predicho													
Rating real	VOTO POR LA MAYORÍA SIMPLE							VOTO POR LA MAYORÍA SIMPLE (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	0	4
A	0	45	11	0	0	0	56	-	56	-	0	0	0	56
BBB	0	39	51	0	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	11	29	7	2	0	49	0	11	-	38	-	0	49
B	0	2	4	1	5	0	12	0	2	4	-	6	0	12
Total	0	101	95	8	7	0	211	4	69	94	38	6	0	211
Rating real	VOTO POR LA MAYORÍA PONDERADO							VOTO POR LA MAYORÍA PONDERADO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	4	0	0	0	0	4	4	-	0	0	0	0	4
A	0	45	11	0	0	0	56	-	56	-	0	0	0	56
BBB	0	36	54	0	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	12	26	9	2	0	49	0	12	-	37	-	0	49
B*	0	2	4	1	5	0	12	0	2	4	-	6	0	12
Total	0	99	95	10	7	0	211	4	70	94	37	6	0	211
Rating real	FORMALISMO BAYESIANO							FORMALISMO BAYESIANO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	0	0	0	0	4	4	0	-	0	0	0	4	4
A	0	18	37	0	0	1	56	-	55	-	0	0	1	56
BBB	0	2	83	1	0	4	90	0	-	86	-	0	4	90
BB	0	0	0	0	0	49	49	0	0	-	0	-	49	49
B*	0	0	4	3	5	0	12	0	0	4	-	8	0	12
Total	0	20	124	4	5	58	211	0	55	90	0	8	58	211
Rating real	FORMALISMO BAYESIANO MEDIO							FORMALISMO BAYESIANO MEDIO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	2	2	0	0	0	4	4	-	0	0	0	0	4
A	0	16	40	0	0	0	56	-	56	-	0	0	0	56
BBB	0	4	86	0	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	2	33	13	1	0	49	0	2	-	47	-	0	49
B*	0	0	4	3	5	0	12	0	0	4	-	8	0	12
Total	0	24	165	16	6	0	211	4	58	94	47	8	0	211

Fuente: Elaboración propia.

Matriz de clasificación – Combinación de metodologías (modelo inicial). Muestra de validación

Tabla 5.76

De esta forma, el formalismo bayesiano puede considerarse un buen agregador para la caracterización del rating de aseguradoras a corto plazo, pero poco robusto para la gestión del riesgo de crédito a medio y largo plazo. Por el contrario, la variante presentada en esta Memoria, denominada “formalismo bayesiano medio”, constituye

un agregador eficaz no sólo en el corto plazo sino, lo que resulta más interesante, en el medio y largo plazo, por lo que debería ser seriamente considerada para la construcción de mecanismos de alerta temprana por parte de las entidades supervisoras del sector asegurador europeo.

Error específico	VOTO POR LA MAYORÍA (Simple)	VOTO POR LA MAYORÍA (Ponderado)	FORMALISMO BAYESIANO	FORMALISMO BAYESIANO MEDIO
Error total	0,251	0,246	0,218	0,223
Error tipo 1	0,750	1,000	1,000	1,000
Tipo 1.2	0,500	0,500	0,000	0,500
Tipo 1.3	0,250	0,500	0,000	0,500
Tipo 1.4	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 1.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	1,000	0,000
Error tipo 2	0,286	0,286	0,411	0,322
Tipo 2.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 2.3	0,268	0,268	0,411	0,304
Tipo 2.4	0,018	0,018	0,000	0,018
Tipo 2.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 3	0,156	0,145	0,089	0,100
Tipo 3.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 3.2	0,089	0,089	0,033	0,044
Tipo 3.4	0,067	0,056	0,056	0,056
Tipo 3.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 4	0,265	0,245	0,224	0,224
Tipo 4.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.2	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 4.3	0,265	0,245	0,224	0,224
Tipo 4.5	0,000	0,000	0,000	0,000
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 5	0,583	0,583	0,000	0,417
Tipo 5.1	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.2	0,000	0,000	0,000	0,000
Tipo 5.3	0,333	0,250	0,000	0,167
Tipo 5.4	0,250	0,333	0,000	0,250
SIN CLASIFICAR	0,000	0,000	0,000	0,000
Error tipo 1(entidades):	1, 2, 3	1, 2, 3, 4	1, 2, 3, 4	1, 2, 3, 4
Error tipo 2(entidades):	6, 7, 8, 12, 15, 16, 19, 22, 27, 31, 32, 35, 38, 49, 59, 60	6, 7, 8, 12, 15, 16, 19, 22, 27, 31, 32, 35, 38, 49, 59, 60	6, 7, 8, 12, 15, 16, 17, 19, 22, 23, 25, 27, 29, 31, 32, 35, 38, 42, 49, 52, 55, 59, 60	6, 7, 8, 12, 15, 16, 17, 19, 22, 27, 29, 31, 32, 35, 38, 49, 59, 60
Error tipo 3(entidades):	64, 69, 74, 78, 79, 80, 102, 119, 120, 124, 132, 136, 139, 140	64, 69, 74, 78, 79, 80, 102, 119, 120, 124, 132, 136, 139	64, 69, 74, 78, 102, 124, 132, 136	64, 69, 74, 78, 102, 120, 124, 132, 136
Error tipo 4(entidades):	152, 154, 157, 164, 166, 168, 172, 178, 181, 183, 190, 191, 198	152, 154, 157, 164, 166, 172, 178, 181, 183, 190, 191, 198	154, 157, 164, 166, 172, 178, 183, 190, 191, 198, 199	154, 157, 164, 166, 172, 178, 181, 183, 190, 191, 198
Error tipo 5(entidades):	202, 203, 204, 205, 206, 207, 209	202, 203, 204, 205, 206, 207, 209	-	202, 204, 205, 206, 207

Fuente: Elaboración propia. Se incluyen como errores las indeterminaciones.

Nota: El número asociado a las entidades mal clasificadas corresponde a la Tabla 5.82

Combinación de clasificadores (modelo reestimado). Muestra de validación
Tabla 5.77

Rating real	Rating predicho													
	VOTO POR LA MAYORÍA SIMPLE							VOTO POR LA MAYORÍA SIMPLE (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	1	2	1	0	0	0	4	3	-	1	0	0	0	4
A	0	40	15	1	0	0	56	-	55	-	1	0	0	56
BBB	0	8	76	6	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	0	13	36	0	0	49	0	0	-	49	-	0	49
B	0	0	4	3	5	0	12	0	0	4	-	8	0	12
Total	1	50	109	46	5	0	211	3	55	95	50	8	0	211

Matriz de clasificación - Combinación de metodologías (modelo reestimado).
Muestra de validación
Tabla 5.78 (I)

Rating real	VOTO POR LA MAYORÍA PONDERADO							VOTO POR LA MAYORÍA PONDERADO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	2	2	0	0	0	4	2	-	2	0	0	0	4
A	0	40	15	1	0	0	56	-	55	-	1	0	0	56
BBB	0	8	77	5	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	0	12	37	0	0	49	0	0	-	49	-	0	49
B*	0	0	3	4	5	0	12	0	0	3	-	9	0	12
Total	0	50	109	47	5	0	211	2	55	95	50	9	0	211
Rating real	FORMALISMO BAYESIANO							FORMALISMO BAYESIANO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	0	0	0	0	4	4	0	-	0	0	0	4	4
A	0	33	23	0	0	0	56	-	56	-	0	0	0	56
BBB	0	3	82	5	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	0	11	38	0	0	49	0	0	-	49	-	0	49
B*	0	0	0	0	12	0	12	0	0	0	-	12	0	12
Total	4	36	116	43	12	4	211	0	56	90	49	12	4	211
Rating real	FORMALISMO BAYESIANO MEDIO							FORMALISMO BAYESIANO MEDIO (Predicho ± 1)						
	AA	A	BBB	BB	B	S.C.	Total	A	A	BBB	BB	B	S.C.	Total
AA	0	2	2	0	0	0	4	2	-	2	0	0	0	4
A	0	38	17	1	0	0	56	-	55	-	1	0	0	56
BBB	0	4	81	5	0	0	90	0	-	90	-	0	0	90
BB	0	0	11	38	0	0	49	0	0	-	49	-	0	49
B*	0	0	2	3	7	0	12	0	0	2	-	10	0	12
Total	0	44	113	47	7	0	211	2	55	94	50	10	0	211

Fuente: Elaboración propia.

**Matriz de clasificación - Combinación de metodologías (modelo reestimado).
Muestra de validación
Tabla 5.78 (y II)**

Las Tablas 5.77 y 5.78 confirman el resultado previo respecto a la óptima capacidad caracterizadora del formalismo bayesiano en el corto plazo, con un porcentaje de clasificación correcta próximo al 78% para el modelo reestimado y la muestra de validación (98,10% para el ajuste “predicho ± 1 categoría”), superior a cualquiera de los métodos individuales analizados (a excepción de los modelos más afectado por el sobreajuste, como se ha comentado); este porcentaje resulta similar al conseguido para el primer periodo (79%), lo que confirma la validez de la selección de variables realizada, si bien la necesidad de ajustar los parámetros de los modelos a lo largo del tiempo.

Respecto a los individuos incorrectamente clasificados, éstos coinciden en gran medida para las distintas alternativas de agregación de cada modelo (inicial y reestimado), correspondiendo a entidades de todos los países analizados (Tablas 5.78 y

5.79). Asimismo, destacan las similitudes entre las entidades erróneamente predichas por el modelo reestimado y las incorrectamente clasificadas por el modelo inicial, tal que cerca del 70-90% de las primeras también resultan erróneamente categorizadas por el modelo original.

Por su parte, el formalismo bayesiano medio alcanza un porcentaje de aciertos del 77,7% (98,57% para el ajuste “predicho $\pm$ 1 categoría”), constituyen una alternativa robusta para la combinación de clasificadores a lo largo del tiempo.

Por último, cabe destacar que los ratings menos numerosos (“AA” y “B”) son los más complejos de predecir por ambos modelos (si bien el modelo original también tiene dificultades para predecir la categoría “BB”).

5.2. Resumen final de resultados

A fin de sintetizar los resultados obtenidos, a continuación se resume la capacidad caracterizadora de cada técnica respecto a los 211 individuos de la muestra de validación, tanto por lo que respecta al modelo original (Tabla 5.79) como respecto al modelo reestimado (Tabla 5.80).

Al igual que ocurría respecto al primer periodo, existe un alto grado de coincidencia entre los errores cometidos por los distintos modelos, que se concentran en un número limitado de entidades.

Por su parte, la aplicación del estadístico H de Kruskal-Wallis respecto a cada modelo reestimado y rating no permite detectar diferencias nacionales significativas, lo que resulta congruente con los resultados obtenidos en el periodo inicial y con la ausencia de ratios explicativos vinculados a cada industria nacional (Tabla 5.81).

Finalmente, las principales conclusiones derivadas del análisis de validación temporal se recogen en el Capítulo 6, así como las líneas de investigación futuras.

[illegible]

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las indeterminaciones corresponden a la salida "0".

Resumen final de resultados (modelo inicial). Muestra de validación

[illegible]

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las indeterminaciones corresponden a la salida "0".

Resumen final de resultados (modelo reestimado). Muestra de validación

Modelo reestimado	AA	A	BBB	BB	B
MDA (según tamaño de los grupos)	1,000	0,591	0,212	1,000	1,000
MDA (todos los grupos iguales)	0,317	0,729	0,002	1,000	1,000
LOGIT multinomial	1,000	0,321	0,157	1,000	1,000
LOGIT ordenado	1,000	0,304	0,234	1,000	1,000
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" <i>Red total</i>	1,000	0,110	0,005	1,000	1,000
RED NEURONAL MLP "BACKPROPAGATION" <i>Combinación de redes parciales</i>	0,102	0,040	0,013	1,000	1,000
RED NEURONAL MLP "SGC" <i>Red total</i>	1,000	0,238	0,261	1,000	1,000
RED NEURONAL MLP "SGC" <i>Combinación de redes parciales</i>	0,102	0,173	0,203	1,000	1,000
RED NEURONAL SOFM (original) <i>Grado medio de cobertura</i>	0,317	0,537	0,031	1,000	1,000
RED NEURONAL SOFM (original) <i>Ejemplo mejor cubierto</i>	1,000	0,011	0,565	1,000	1,000
RED NEURONAL SOFM (información a priori) <i>Grado medio de cobertura</i>	0,317	0,595	0,038	1,000	1,000
RED NEURONAL SOFM (información a priori) <i>Ejemplo mejor cubierto</i>	1,000	0,124	0,001	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN ChAID (6 reglas)	1,000	0,459	0,244	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN ASSISTANT (38 reglas)	0,102	0,365	0,923	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN C4.5 (11 reglas)	01,000	0,070	0,583	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN SIPINA-FUSBIN (18 reglas)	0,317	0,577	0,386	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI UNIVARIANTE (12 reglas)	0,317	0,004	0,144	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING UNIVARIANTE (14 reglas)	0,317	0,012	0,048	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-GINI OBLICUO (9 reglas)	1,000	0,208	0,002	1,000	1,000
ÁRBOL DE DECISIÓN CART-TWOING OBLICUO (8 reglas)	1,000	0,386	0,000	1,000	1,000
TREENET (35 árboles)	1,000	0,111	0,386	1,000	1,000
RANDOM FOREST (500 árboles)	1,000	0,098	0,070	1,000	1,000
SISTEMA DE REGLAS BORROSAS – ARDIES+MODIFICADORES LINGÜÍSTICOS (5 reglas)	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-WM ($\alpha=0,2$) (23 reglas)	1,000	0,070	0,002	1,000	1,000
SISTEMA DE REGLAS LINGÜÍSTICAS-CH ($\alpha=0,2$) (27 reglas)	1,000	0,070	0,002	1,000	1,000
Voto por la mayoría simple	0,221	0,037	0,000	1,000	1,000
Voto por la mayoría ponderado	1,000	0,037	0,130	0,383	0,245
Formalismo bayesiano	1,000	0,409	0,737	0,618	1,000
Formalismo bayesiano medio	1,000	0,029	0,511	0,427	0,255

Fuente: Elaboración propia. Se recoge la significación asintótica del contraste.

Nota: En negrita y cursiva aquellos modelos y categorías que permiten rechazar la hipótesis de igualdad de medias para un nivel de confianza del 95%.

Análisis de diferencias nacionales entre los ratings

Tabla 5.81

Capítulo 6

Conclusiones

6.1. Principales resultados obtenidos

6.2. Líneas futuras de investigación

Capítulo 6.

CONCLUSIONES

A modo de síntesis, en este Capítulo se recogen las principales conclusiones derivadas del trabajo realizado, que pueden servir de base para contrastar la proposición principal del presente Proyecto de Tesis Doctoral.

Para ello, a continuación se presentan los aspectos más relevantes analizados, intentando relacionarlos adecuadamente con cada una de las proposiciones parciales enunciadas inicialmente. Además, se incluyen las líneas de acción futura que se plantean llevar a cabo a partir de los resultados obtenidos y los hechos contrastados a lo largo de esta Memoria.

6.1. Principales resultados obtenidos

Los resultados derivados del desarrollo de la actividad investigadora se pueden agrupar en torno a las dieciocho proposiciones inicialmente formuladas, como sigue.

1ª Proposición. La correcta gestión de riesgos resulta básica para la supervivencia y expansión de todas las organizaciones empresariales y, en particular, de las entidades que intervienen en los mercados financieros. El nuevo entorno financiero internacional ha planteado la necesidad de reformular los mecanismos de gestión de riesgos, resultando cada vez más prioritario el empleo de modelos internos que exploten de forma eficaz toda la información disponible sobre las distintas posiciones.

- El análisis de los cambios experimentados por los mercados durante las últimas décadas puso de manifiesto un incremento en los niveles de riesgo financiero que ha desembocado en grandes crisis empresariales a nivel mundial. Los problemas financieros de entidades como Procter & Gamble, J.P. Morgan, HIH Insurance, Credit Lyonnais o Enron revelaron deficiencias en la gestión de los tres grandes componentes del riesgo financiero: riesgo de crédito, de mercado y operacional.
- Ante esta situación, se ha podido constatar la formulación de modelos teóricos cada vez más complejos para la gerencia de riesgos y el buen gobierno de las organizaciones, particularmente respecto a entidades financieras. Estos modelos suelen presentar una estructura en seis etapas, que incluye: (1) la determinación de los objetivos a conseguir; (2) la identificación de los tipos de riesgos; (3) su medición y cuantificación; (4) el control de riesgos y análisis de decisiones alternativas; (5) la implementación de la decisión; y (6) la evaluación y revisión de las decisiones implementadas.
- A pesar de los múltiples modelos teóricos formulados, se ha comprobado la diversidad de prácticas existentes en la gestión de riesgos financieros. Esta

heterogeneidad ha desembocado en nuevas regulaciones financieras, nacionales e internacionales, que tratan de establecer estándares comunes más avanzados para garantizar la seguridad del sistema financiero.

- En el ámbito bancario, se han analizado las principales regulaciones en materia de riesgos, nacionales e internacionales, con especial incidencia en el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (o Basilea II) y la nueva Directiva de Suficiencia de Capital (CAD3). El estudio realizado ha permitido constatar la gran importancia que tendrá el desarrollo de modelos internos para la gestión de riesgos bancarios a partir del año 2007, si bien las entidades deberán demostrar fehacientemente la eficacia, razonabilidad y robustez de sus modelos.
- Respecto al sector asegurador, el estudio de diversas normativas nacionales y del nuevo marco regulatorio europeo, conocido como Solvencia II, ha revelado una profunda renovación de los modelos de gestión y supervisión de riesgos financieros. En particular, las nuevas normas destacan la conveniencia del empleo de calificaciones crediticias o ratings para el asesoramiento de las entidades supervisoras.
- El análisis efectuado reveló que la necesidad de una mejor gerencia de riesgos se ha traducido también en nuevas regulaciones contables, que propugnan la conveniencia de ampliar la información sobre riesgos incluida en los estados financieros de las empresas, particularmente en las de ámbito financiero. Entre los organismos internacionales más preocupados en este ámbito destacan el IASB, la IOSCO, el JWG, la IFAC, el ICAEW o el CIMA, que tratan de garantizar que la información contable continúe siendo la principal fuente de información sobre los determinantes del riesgo empresarial. En España, esta preocupación se recoge en regulaciones como el Libro Blanco del ICAC y la Circular Bancaria 4/2004, que establecen obligaciones informativas específicas para cada tipo de riesgo financiero.
- La investigación efectuada puso de manifiesto que los retos más importantes que afrontan las nuevas tendencias en gestión de riesgos se sitúan en el ámbito de la medición y control. Esta información resultó de utilidad como marco de referencia para abordar el desarrollo y validación de una metodología particular para la cuantificación del riesgo de crédito, uno de los componentes básicos del riesgo financiero.

2ª Proposición. *El riesgo de crédito constituye el componente más importante de los riesgos a los que se enfrentan las entidades financieras, tanto por lo que respecta a su volumen como a sus consecuencias para el futuro de la organización. No obstante, las características de este tipo de riesgo se han modificado sustancialmente en las últimas décadas, resultando cada vez más complejo y difícil de cuantificar, particularmente respecto a las posiciones frente a empresas.*

- El análisis de la literatura en la materia permitió verificar la gran incidencia del riesgo de crédito sobre los resultados económicos y la solvencia de las entidades financieras, por lo que muchos autores consideraban a este componente como la pieza clave para la gestión del riesgo financiero.

- La importancia del riesgo de crédito se ha incrementado en los últimos años debido a diversos cambios experimentados por los mercados de capitales. Al mismo tiempo, estos cambios han modificado las características del riesgo crediticio y sus mecanismos de gestión. El estudio realizado constató que, si bien tradicionalmente los métodos de análisis se basaban en el trato directo con el prestatario y la experiencia acumulada por parte de los gerentes, a partir de la década de los años 90 del siglo XX se han desarrollado nuevos modelos de gestión, especializados respecto a tres grupos de posiciones: instrumentos financieros, particulares y empresas.
- El estudio del riesgo de crédito vinculado a instrumentos financieros puso de manifiesto la obsolescencia de los modelos de medición basados en diferenciales de crédito, y su progresiva sustitución por técnicas de Valor en Riesgo (VaR). Igualmente, se observó el uso creciente de derivados y de estrategias de diversificación para la cobertura y reducción del riesgo de crédito.
- En el ámbito de las posiciones frente a particulares, pudo contrastarse que las técnicas basadas en puntuaciones ("scores") continuaban siendo la metodología más útil para la medición del riesgo de crédito. Los datos personales, laborales y familiares, unidos a la experiencia crediticia sobre el cliente y a la situación económica de su entorno, constituyen los determinantes básicos del nivel de riesgo asignado a cada posición particular.
- El análisis efectuado respecto a empresas, que constituyen las contrapartes primordialmente analizadas en esta Memoria, reveló que los ratings o calificaciones de crédito constituyen la medida más respetada de la calidad del crédito de las organizaciones. La ausencia de una teoría universalmente válida respecto al fracaso empresarial dificulta la definición de los determinantes del riesgo de crédito en este ámbito.

3ª Proposición. *La complejidad del riesgo de crédito ha llevado a diseñar distintos modelos para su medición y gestión, basados en componentes de riesgos. La mayoría de estos modelos presentan limitaciones prácticas para su implementación y no responden a los requisitos establecidos por las nuevas regulaciones financieras. Ante esta situación, se plantea la oportunidad de utilizar modelos de medición basados en calificaciones internas (ratings).*

- A partir de la constatación de la compleja gestión del riesgo de crédito, especialmente en el ámbito de las entidades financieras, se revisaron los modelos de medición desarrollados hasta la actualidad. El estudio reveló que, si bien todos ellos se basaban en los mismos componentes básicos de riesgos, existían dos líneas principales para su desarrollo, los modelos tradicionales de medición y los nuevos modelos emergentes.
- El análisis de los modelos tradicionales permitió observar la existencia de diversas propuestas de medición, que combinaban la experiencia de los gestores con análisis estadísticos clásicos a partir de informaciones sobre la contraparte. Entre ellas, destacaban el modelo relacional, el modelo clásico de las cinco C, el modelo económico-financiero, el modelo basado en

ponderaciones fijas, los modelos estadísticos de credit scoring y los modelos basados en ratings externos.

- Las metodologías tradicionales presentaban diversas limitaciones que dificultaban su aplicación al nuevo entorno financiero, tales como su carácter excesivamente confirmatorio y poco predictivo, la presencia de problemas de especificación, la asunción de restrictivas hipótesis de partida o su aplicación limitada a determinadas posiciones.
- El estudio de los modelos emergentes permitió constatar su creciente aplicación para la gestión del riesgo crediticio, a partir de metodologías tipo “*default mode*” y “*mark to market*” basadas en análisis cuantitativos complejos. Entre las propuestas más importantes destacaban los modelos estructurales, los modelos de forma reducida y los modelos CreditVar basados en el Valor en Riesgo.
- Si bien los modelos CreditVar han dado lugar a distintas aplicaciones comerciales para la gestión del riesgo de crédito, las nuevas normativas financieras no admiten su aplicación directa, debido a la dificultad para estimar los parámetros internos de estos modelos, así como a sus distintos requerimientos y limitaciones respecto a la accesibilidad a los datos.
- Entre los modelos emergentes se incluían también los modelos complejos de credit scoring y el desarrollo de modelos internos de calificación. Siguiendo las recomendaciones formuladas por las nuevas regulaciones en materia de riesgos, se comprobó que el empleo de ratings internos constituía la alternativa más eficaz para la construcción de un sistema de gestión sensible al riesgo, acorde con el entorno financiero actual.

4ª Proposición. *Las metodologías empleadas hasta la actualidad para la construcción de modelos internos basados en ratings presentan limitaciones, tanto en su concepción como en su aplicación al entorno incierto actual, lo que conlleva la necesidad de su reformulación. En particular, se plantea la conveniencia de asociar los grados internos a la escala utilizada por una agencia externa de calificación, lo que debe apoyarse en la exhaustiva comparación de los determinantes crediticios de cada modelo y en el análisis de la utilidad real de los ratings externos.*

- A resultas de la investigación realizada, se identificaron tres metodologías básicas para la construcción de ratings internos relacionados con empresas y la estimación de su probabilidad de incumplimiento (PD) asociada: el empleo de la propia experiencia interna de impagos, el desarrollo de modelos estadísticos de incumplimiento y/o la asociación de los ratings internos a datos externos.
- El análisis crítico de cada alternativa permitió comprobar que la experiencia interna de la entidad resultaba insuficiente en la actualidad para la definición de ratings crediticios, pues la mayoría de bases de datos internas no disponen de observaciones suficientemente completas y detalladas para las distintas exposiciones al riesgo de crédito.
- Asimismo, pudo comprobarse que el desarrollo de modelos estadísticos de incumplimiento constituía la metodología más utilizada para la estimación de la probabilidad de fallido de cada rating, si bien en la práctica no siempre se

verifican sus hipótesis de partida. Por ello, en los últimos años se ha planteado la conveniencia de utilizar técnicas de análisis más avanzadas, basadas en la Teoría de Valoración de Opciones o en modelos de Aprendizaje Máquina. Por otro lado, estos modelos de incumplimiento no suelen utilizarse como una metodología independiente sino combinada con las dos restantes, bien para analizar los datos históricos de la entidad, bien para relacionar las calificaciones internas y externas.

- La evaluación de la propuesta de asociación de ratings internos y externos puso de manifiesto que constituye una solución robusta a corto y medio plazo que reportará numerosas ventajas y ahorros de costes a las entidades financieras.
- En consecuencia, se analizaron las distintas técnicas para la asociación de ratings internos y externos, observándose la oportunidad de mimetizar internamente los procesos de calificación externos, en términos no sólo de variables explicativas sino de metodologías e hipótesis de partida utilizadas. Este mimetismo requiere revisar de forma detallada los procesos de calificación externos utilizados como referentes.

5ª Proposición. Los ratings externos proporcionan medidas relevantes y fiables del riesgo de crédito asociado con las entidades calificadas y de su variación a lo largo del tiempo, facilitando la toma de decisiones de diversos usuarios. En particular, el contenido informativo de los ratings externos resulta significativo para los mercados y entidades supervisoras.

- La emisión de calificaciones de riesgo de crédito o ratings se realiza por parte de agencias especializadas, que llevan a cabo estudios rigurosos de la solvencia de cada posición.
- Se ha constatado que, si bien existen diversos emisores de calificaciones a nivel mundial, las escalas utilizadas son equiparables entre sí, al tiempo que emplean técnicas de análisis similares, por lo que las calificaciones obtenidas suelen ser análogas, robustas y resultan fácilmente comparables.
- Se ha comprobado que las calificaciones crediticias miden el nivel de riesgo de impago por operaciones comerciales del prestatario, con independencia de otros riesgos asociados al mismo (riesgo de mercado, riesgo operacional, etc.). De esta forma, los ratings constituyen medidas especializadas del riesgo de crédito de las entidades calificadas.
- Los ratings pueden elaborarse respecto a cualquier tipo de prestatario, pudiendo ser de titularidad pública o privada, nacional o internacional, con ánimo de lucro o no, es decir, constituyen medidas universales del riesgo de crédito de una posición.
- El estudio realizado puso de manifiesto que los ratings otorgados se someten a un proceso continuo de seguimiento o vigilancia, al objeto de detectar circunstancias y cambios que pudieran afectar a la calificación. Diversos estudios empíricos han constatado que la volatilidad de los ratings depende de la calificación inicial otorgada y de la fase del ciclo económico, lo que permite que las calificaciones se adapten al entorno particular y general de cada entidad a lo largo del tiempo.

- La investigación ha permitido constatar que los cambios en los ratings, tanto potenciales como reales, generan reacciones a posteriori en los mercados, particularmente en el caso de descensos en la calificación, lo que corrobora el contenido informativo de estas medidas. Ahora bien, mientras que los mercados de acciones reaccionan de forma significativa, los mercados de bonos presentan reacciones más modestas.
- Como consecuencia de lo anterior, se ha comprobado que los ratings son instrumentos simples y sencillos que facilitan la toma de decisiones de diversos usuarios. Así, los ratings permiten el contacto entre prestamistas y prestatarios muy alejados geográficamente, facilitan la operativa de los intermediarios financieros, asesoran a las entidades reguladoras, mejoran la eficiencia de los mercados e intentan hacer comparables entre sí los distintos mercados e instrumentos de crédito.
- La revisión empírica de la capacidad predictiva de los ratings respecto al grado de incumplimiento de las posiciones calificadas ha permitido observar una relación inversa muy definida entre el impago y el rating asociado. Asimismo, se observa una relación inversa entre el rating y la pérdida real asociada con el incumplimiento.
- Respecto a la influencia del ciclo económico, si bien los estudios analizados no resultan concluyentes, sí se ha observado una cierta estacionalidad respecto a los porcentajes de incumplimiento.

***6ª Proposición.** La información económico-financiera constituye la principal fuente de información utilizada por las agencias para la emisión de ratings sobre empresas. Especialmente, los indicadores basados en ratios contables son determinantes esenciales para la asignación de calificaciones crediticias, permitiendo construir sistemas de calificación válidos y eficaces.*

- El análisis de la metodología empleada por las agencias ha permitido observar que los ratings se basan en información cuantitativa y cualitativa de la entidad analizada. En particular, el análisis financiero, basado en información procedente de los estados contables, desempeña un papel fundamental en los procesos de calificación de empresas.
- La relevancia de cada tipo de información permite distinguir dos grupos de calificaciones, los “ratings interactivos”, solicitados por la propia entidad calificada y que combinan datos financieros públicos con información cualitativa procedente de entrevistas; y los “ratings de oficio” o “ratings pi”, que no son solicitados por los emisores y se basan exclusivamente en información económico-financiera de carácter público.
- Si bien los ratings de oficio suelen considerarse menos eficaces por parte de las agencias, se ha constatado que resultan más prudentes y conservadores. Asimismo, se ha observado una mayor reacción de los mercados ante cambios en los ratings de oficio, lo que resultaría indicativo de una mayor relevancia de éstos respecto a las calificaciones solicitadas por los emisores.
- La información proporcionada por las propias agencias de calificación permitió comprobar que los indicadores económico-financieros relacionados con los

resultados obtenidos, recursos procedentes de las operaciones, estructura patrimonial, necesidades de financiación y flexibilidad financiera influyen de manera sustancial en la emisión de ratings. Asimismo, los factores económicos relaciones con el entorno de actividad de la empresa pueden influir en la calificación final otorgada.

- El análisis de los estudios empíricos en la materia reveló el empleo mayoritario de ratios contables como variables explicativas de los ratings externos empresariales, destacando los indicadores de endeudamiento, rentabilidad, liquidez, tamaño del activo, cobertura de cargas financieras, capitalización y subordinación de la deuda.
- En el caso particular de las entidades aseguradoras, que constituyen carteras de bajo incumplimiento, los ratios más utilizados se vinculaban con el capital, liquidez, tamaño, crecimiento, diversificación, rentabilidad y uso del reaseguro por parte de la entidad.
- El empleo de ratios contables llevó a estudiar la utilidad real de este tipo de indicadores, comprobándose que constituyen indicadores sencillos, relevantes y fiables del riesgo de crédito empresarial, si bien no existe una teoría económica generalmente aceptada para su definición ni un modelo funcional inequívoco que los relacione con el riesgo de crédito.

7ª Proposición. *Los modelos tradicionalmente empleados para la caracterización de ratings externos presentan ciertas limitaciones, al imponer relaciones funcionales preestablecidas entre los determinantes del rating y la calificación final otorgada. El comportamiento real de los determinantes no tiene por qué ajustarse a tales distribuciones teóricas, por lo que los métodos empleados para su análisis deben ser flexibles, lo que suscita el interés por la combinación de modelos estadísticos clásicos, modelos bayesianos y técnicas basadas en Aprendizaje Máquina.*

- El análisis de los métodos tradicionalmente utilizados para la caracterización de ratings externos de entidades financieras y otras organizaciones empresariales puso de manifiesto el empleo de un número limitado de modelos estadísticos que asumen relaciones lineales o logísticas entre las variables. Estas técnicas deforman la realidad analizada, que tiene que ajustarse artificialmente a las hipótesis de partida de los modelos.
- Los resultados obtenidos por las técnicas tradicionales resultaron bastante modestos, alcanzando porcentajes de acierto próximos al 50%-70% sobre test, dependiendo del número de categorías. Si bien estos resultados podrían deberse parcialmente a errores de especificación por la inclusión de determinantes pocos explicativos, la causa principal radicaría en la imposición de relaciones funcionales preestablecidas.
- Aunque en las últimas décadas se han aplicado modelos estadísticos más avanzados para la caracterización de los ratings externos, tales como las escalas multidimensionales o el análisis factorial, los resultados obtenidos se han centrado en la identificación de asociaciones entre indicadores más que en la formulación de modelos predictivos del riesgo de crédito.

- Recientemente se ha propuesto la aplicación en este ámbito de modelos basados en Inteligencia Artificial y Aprendizaje Máquina, destacando particularmente los modelos basados en Redes Neuronales Artificiales, que pueden actuar como aproximadores universales de funciones. Los resultados obtenidos resultaron muy prometedores, alcanzándose porcentajes de acierto próximos al 60-85%, dependiendo del número de categorías, si bien los modelos construidos resultaban difíciles de interpretar.
- En el caso particular de las entidades aseguradoras, el análisis de la literatura en la materia reveló la aplicación exclusiva de modelos estadísticos lineales y log-lineales, que incluían la regresión múltiple, el modelo logit ordenado y el modelo probit ordenado. Si bien apenas se proporcionaban medidas sobre el grado de ajuste y capacidad predictiva de los modelos, los resultados disponibles apenas superaban el 50% de aciertos.
- La necesidad de construir modelos que combinen la solidez e interpretabilidad de las técnicas estadísticas con la flexibilidad y capacidad de caracterización de los modelos basados en Aprendizaje Máquina ha planteado la utilidad de ampliar la labor investigadora llevada a cabo con la construcción de modelos híbridos que aprovechen las sinergias entre las distintas metodologías.

8ª Proposición. *La incertidumbre inherente a la gestión del riesgo de crédito, en cuanto descansa en última instancia en decisiones adoptadas por personas, hace necesario incorporar al modelo información cualitativa que refleje los distintos grados de importancia, relevancia y fiabilidad otorgados a cada determinante. Dicha información no debería ser deformada para adecuarla a los requerimientos de las técnicas de análisis utilizadas, sino que debería mantenerse en los términos en que ha sido expresada, para lo que se propone la aplicación de la Teoría de los Subconjuntos Borrosos y el empleo de números borrosos trapezoidales.*

- El análisis de la metodología utilizada por las agencias ha permitido observar que, si bien las variables cuantitativas constituyen los principales determinantes de los ratings externos, la información que éstas proporcionan es enjuiciada en última instancia por personas físicas.
- Así, se ha podido verificar que los analistas que trabajan en agencias de rating participan en un proceso continuo de debate y sus juicios son sometidos a revisión continua por parte del Comité de Rating de la entidad calificadora. De esta forma, la calificación final otorgada incorpora valoraciones subjetivas de distintos expertos, expresadas habitualmente de forma lingüística.
- El estudio de las técnicas tradicionalmente utilizadas para el análisis de ratings externos ha llevado a constatar carencias significativas en su aplicación a tareas inciertas, de modo que estos modelos excluyen directamente la información cualitativa del proceso de toma de decisiones, o bien la simplifican en exceso mediante su discretización a un número limitado de valores numéricos.
- Ante esta situación, se ha justificado el interés por la aplicación de la Teoría de los Subconjuntos Borrosos, enunciada por L. Zadeh en 1965 y cuya metodología se analiza en esta Memoria, como alternativa para representar la información

imprecisa, ambigua y subjetiva que se posea en la toma de decisiones de calificación crediticia.

- El análisis de los distintos modelos propuestos para representar variables lingüísticas ha permitido constatar que los números borrosos trapezoidales, uno de cuyos casos particulares son los números borrosos triangulares, resultan particularmente útiles para captar la imprecisión de las estimaciones lingüísticas.

9ª Proposición. *La falta de completitud y reducido tamaño de las bases de datos utilizadas para el desarrollo de sistemas de gestión del riesgo de crédito precisa incorporar a los modelos técnicas para el tratamiento de muestras reducidas. El empleo de técnicas de remuestreo basadas en bootstrap puede resultar una solución robusta para la correcta estimación de la capacidad predictiva y complejidad de los modelos.*

- El estudio realizado respecto a la literatura en la materia llevó a verificar que las bases de datos utilizadas para identificar a los determinantes de ratings externos presentaban un tamaño reducido, que no solía superar las 700 observaciones para cada año analizado.
- El análisis particular de los escasos estudios realizados respecto al rating de entidades aseguradoras (*low default portfolios*) permitió constatar que las bases de datos se concentraban en el mercado norteamericano y en la agencia especializada A.M. Best, integrando un número medio de individuos que oscilaba entre los 500 y los 1000 casos por año. No obstante, cuando el análisis se centraba en el mercado europeo, menos desarrollado en este ámbito, las bases de datos se reducían a cifras próximas a los 40 ratings/año.
- El reducido tamaño de las muestras permitió confirmar los problemas para desarrollar modelos de caracterización de ratings apoyados en técnicas estadísticas tradicionales, que difícilmente verificarían los requisitos de significatividad y validación previstos por las nuevas normativas en materia de riesgos financieros.
- Ante estas dificultades, se comprobó que las investigaciones previas habían optado por no validar de forma robusta los modelos obtenidos, de modo que, en muchas ocasiones, se calculaban los porcentajes de acierto del modelo sobre la propia muestra de aprendizaje, lo que sobreestimaba los resultados; en otras ocasiones, se dividía la muestra inicial en dos submuestras diferentes, de aprendizaje y test, lo que reducía aún más el número de casos sobre los que desarrollaba el modelo, con el consiguiente riesgo de errores de especificación; o bien, directamente, se evitaba incluir referencias respecto a la precisión y capacidad explicativa alcanzada, siendo esta última tendencia particularmente evidente en el caso de investigaciones vinculadas al ámbito asegurador.
- La constatación de carencias significativas en la validación de los modelos permitió justificar el interés por la aplicación de técnicas para el tratamiento de muestras reducidas y, en particular, de técnicas de remuestreo basadas en bootstrap para problemas de clasificación (variantes 0.632, 0.632' y 0.632+), que permiten obtener estimaciones máximo-verosímiles no paramétricas del error

de predicción, evitando tanto la sobreestimación de los resultados como la reducción de la muestra original.

10ª Proposición. *El volumen e interrelación de los potenciales determinantes de los ratings de crédito hace preciso introducir en el modelo mecanismos de búsqueda y selección de los atributos más relevantes. Las técnicas de selección de atributos desarrolladas hasta la actualidad, tanto en el ámbito de la Estadística como del Aprendizaje Máquina, únicamente proporcionan soluciones parciales a este problema, lo que conlleva la necesidad de su agregación en un modelo híbrido que explote las sinergias entre ellas y minimice sus limitaciones.*

- La investigación ha permitido constatar que la ausencia de una teoría universal sobre los determinantes del riesgo de crédito, especialmente en el ámbito empresarial, ha llevado a proponer distintos modelos empíricos que, a partir de una lista muy amplia de potenciales determinantes, aplican técnicas de reducción para la selección de un conjunto más limitado de variables explicativas relevantes.
- El análisis anterior provocó, en primer término, que se analizaran las técnicas de reducción propuestas tradicionalmente en el ámbito estadístico, entre las que destacaban los contrastes de diferencias entre grupos (igualdad de medias y medianas), los modelos de tipo factorial basados en la agrupación de atributos (análisis de componentes principales, análisis cluster) y los modelos multivariantes con esquemas secuenciales para la introducción/eliminación de variables (regresión lineal, MDA, logit, probit). Si bien todas estas técnicas habían sido profusamente aplicadas, presentaban limitaciones derivadas de la selección de número de atributos relevantes para cada grupo identificado (modelos factoriales), la presencia de multicolinealidad entre variables relevantes (modelos estadísticos) o la asunción de hipótesis de partida restrictivas, con el consiguiente riesgo de selección de variables poco relevantes y exclusión de variables muy explicativas.
- Por otro lado, se estudiaron los nuevos modelos estadísticos de tipo bayesiano para la selección de atributos, entre los que destacaban las propuestas vinculadas con el método MonteCarlo-MarkovChains (MCMC), implementadas mediante el modelo *Gibbs sampler*. Si bien estas técnicas proporcionaban estimaciones robustas de la probabilidad de inclusión a posteriori de cada atributo, presentaban limitaciones derivadas de la asunción de distribuciones a priori para las variables endógenas y los parámetros objeto de estimación (normal, logística, Bernoulli, etc.), al tiempo que proporcionaban un ranking de atributos pero no un punto de corte para su selección.
- Asimismo, y debido al interés que su aplicación está suscitando en la comunidad científica, se analizaron las técnicas de selección de atributos basadas en Aprendizaje Máquina, agrupadas en torno a tres tipos de algoritmos, “filter”, “wrapper” y “embedded”. De nuevo, pudo comprobarse que cada algoritmo individual presentaba limitaciones, entre las que destacaban la correlación entre atributos, la asunción de modelos clasificatorios específicos, o la ausencia de reglas de decisión para seleccionar el subconjunto óptimo de variables a partir de un determinado ranking de relevancia.

- La observación de limitaciones significativas en los modelos previos permitió justificar el interés por desarrollar un nuevo esquema de selección híbrido que, a partir de las soluciones parciales de cada técnica, obtuviera un conjunto final de determinantes robustos y fuertemente relevantes.
- De esta forma, se propuso un modelo combinado en tres etapas que, a partir de una preselección estadística inicial de indicadores (basada en análisis univariantes, contrastes de igualdad de grupos y modelos factoriales), aplicaba en paralelo diversos algoritmos de selección basados en Aprendizaje Máquina (Relief-F, WACSA, UNC, Criterio de Mcnelis, OBS), así como varios modelos bayesianos desarrollados mediante esquemas MCMC. Las soluciones parciales de estos modelos se combinaban, mediante esquemas de votación, en un ranking final de relevancia, a partir del cual se seleccionaba el subconjunto óptimo de atributos aplicando reglas de corte presentes en la literatura en la materia.
- Ante la necesidad de contrastar la utilidad real del esquema propuesto, se llevó a cabo su aplicación a un problema ampliamente estudiado en el ámbito del riesgo de crédito, relativo a la crisis bancaria española para el periodo 1978-1982. Los resultados obtenidos, recogidos en los *Documentos de Investigación* 2006/1 y 2006/2 previos a esta Memoria, permitieron comprobar que, a partir de un conjunto inicial de 65 variables potenciales, el modelo seleccionaba un subconjunto reducido de atributos, 5 para el primer año antes de la quiebra¹ y 8 para el segundo ejercicio previo al fracaso². En comparación con los estudios previos en la materia, pudo constatar que dicho subconjunto generaba óptimos resultados respecto a los diversos modelos de clasificación a los que fue aplicado.
- Antes estos resultados, el modelo híbrido se aplicó a una muestra de 257 entidades aseguradoras del ramo no-vida, con sede social en 14 países de la Unión Europea, calificadas de oficio por Standard & Poor's para el periodo Enero'1999-Agosto'2000, que constituye la aplicación empírica principal de esta Memoria de Investigación. A partir de 186 potenciales determinantes de 5 ratings principales de fortaleza financiera (AA, A, BBB, BB, B), el esquema propuesto seleccionó un subconjunto de 7 atributos fuertemente relevantes, relacionados con la rentabilidad³ (4 atributos), liquidez⁴ (1 indicador) y

¹ Indicadores de endeudamiento, liquidez y rentabilidad para un año previo al fracaso: (1) "Reservas/Neto"; (2) "Activo Circulante líquido/Pasivo Circulante"; (3) "Créditos+ Cartera de títulos/Activo total"; (4) "Resultado neto/Capital+Reservas"; (5) "Cash-flow/Neto".

² Indicadores de endeudamiento, liquidez y rentabilidad para dos años previos al fracaso: (1) "Reservas/Neto"; (2) "Tesorería/Activo circulante líquido"; (3) "Tesorería/Activo circulante total"; (4) "Créditos/Activo total"; (5) "Pasivo circulante no bancario/Derechos de cobro no bancarios"; (6) "Resultado bruto de explotación/Activo total"; (7) Resultado neto/Capital+Reservas", (8) "Resultado neto/Neto - Intereses de deudas/Pasivo exigible".

³ Indicadores relacionados con la rentabilidad: (1) y (2) "Resultado por actividades aseguradoras/Ingresos neto por inversiones" -combinado bianual para 1 y 2 años antes de la calificación-, (3) "Resultado antes de impuestos/Fondos propios medios ajustados" -media para 3 años antes de la calificación-, (4) "Resultado por actividades aseguradoras/Activo medio ajustado" -media para 3 años antes de la calificación-

⁴ Indicador relacionado con la liquidez: (1) "Derechos de cobro incluido reaseguro/Fondos propios ajustados" -media para 2 años antes de la calificación-.

dimensión⁵ (2 atributos) de las entidades aseguradoras. Los determinantes seleccionados presentaban un comportamiento lógico, coherente con los conocimientos de Teoría Económica.

11ª Proposición. *Las técnicas estadísticas multivariantes tradicionalmente propuestas para la resolución de problemas clasificatorios, si bien proporcionan soluciones robustas y significativas, presentan el inconveniente de sus restrictivas hipótesis de partida, por lo que deben ser aplicadas con precaución y sus resultados interpretados con la suficiente prudencia. Por consiguiente, un modelo de calificación crediticia sólido debe incorporar técnicas estadísticas clásicas pero no limitarse a sus resultados, especialmente si los datos no verifican los requisitos iniciales.*

- El análisis de la literatura previa en la materia permitió observar que los modelos estadísticos multivariantes se encuentran con dificultades en el momento de afrontar problemas clasificatorios que incluyen datos económicos reales, dado que éstos no suelen verificar las hipótesis de normalidad (uni y multivariante), homocedasticidad, independencia y ausencia de multicolinealidad que precisan estas técnicas.
- La comprobación anterior suscitó la necesidad de aplicar razonablemente estos modelos, mediante el análisis detallado de las hipótesis verificadas o no por los datos, así como la interpretación cautelosa de los resultados obtenidos en cuanto a signos, parámetros y porcentajes de acierto obtenidos por cada técnica.
- El interés por los modelos clasificatorios para la gestión del riesgo de crédito llevó a estudiar de forma particular dos grupos de técnicas estadísticas multivariantes: modelos lineales, cuyo máximo exponente es el análisis discriminante múltiple (MDA), y modelos log-lineales, entre los que destaca la regresión logística, en sus variantes multinomial y ordinal. El análisis probit se descartó del estudio al constatar que presenta una capacidad explicativa muy similar al modelo logístico pero genera parámetros muy complejos de interpretar, lo que limita su aplicabilidad práctica.
- La aplicación del **modelo MDA** a la muestra de 257 aseguradoras europeas ha permitido comprobar las dificultades para el cumplimiento de las hipótesis de normalidad (no verificada por ninguno de las 7 variables explicativas), y homocedasticidad (no verificada por los grupos). La aplicación del modelo se ha realizado en sus variantes “según el tamaño de los grupos” y “todos los grupos iguales”, al objeto de descubrir la incidencia del tamaño de cada categoría de rating sobre los resultados obtenidos.
- El modelo **MDA “según el tamaño de los grupos”** incluyó como determinantes finales del rating cuatro ratios, relacionados con la media para los últimos tres años de la rentabilidad financiera (*Resultado antes de impuestos/Fondos propios medios ajustados*) y de la rentabilidad económica (*Resultado por actividades aseguradoras/ Activo medio ajustado*) de cada empresa, así como un indicador de liquidez (*Derechos de cobro incluido reaseguro/Fondos propios ajustados*) y un

⁵ Indicadores relacionados con la dimensión: (1) y (2) “ $\ln(\text{activo medio ajustado})/\ln(\text{activo medio ajustado industria})$ ” –media para 1 y 2 años antes de la calificación–.

atributo de dimensión ($\ln(\text{activo medio ajustado})/\ln(\text{activo medio ajustado industria})$) para los dos últimos años. Tan sólo dos funciones discriminantes resultaron estadísticamente significativas, presentando los signos esperados para los distintos atributos (negativamente relacionado con la calidad crediticia para el ratio de liquidez y positivamente relacionados para el resto de indicadores), observándose también el mayor peso relativo de los ratios de rentabilidad.

- La capacidad predictiva de este modelo alcanzó porcentajes finales de acierto del 58,8% para la muestra inicial, y del 56,0-56,2% para la población real estimada mediante bootstrap; si bien esta tasa de aciertos era elevada, resultaba similar a la obtenida por estudios previos en la materia. Se observaron desequilibrios importantes entre categorías, tales como que los ratings menos numerosos ("AA", "BB", "B") resultaban peor predichos que los ratings con mayor número de individuos ("A", "BBB"). La aplicación del ajuste "rating predicho $\pm$ 1 categoría", que compara la calificación real con la predicha por el modelo más o menos una categoría, mejoró el porcentaje de aciertos hasta superar el 96%.
- El modelo MDA "*todos los grupos iguales*" seleccionó los mismos determinantes del rating que el análisis anterior, con idénticos signos y coeficientes, variando únicamente los términos independientes empleados para separar a las distintas categorías. La capacidad predictiva del modelo se redujo significativamente respecto al caso anterior, alcanzando porcentajes de acierto del 50,2% para la muestra inicial, y del 46,6-46,9% para la población real según bootstrap. La aplicación del ajuste "rating predicho $\pm$ 1 categoría" alcanzó una tasa de aciertos del 93%. No obstante, los desequilibrios entre clases se redujeron considerablemente, observándose en este caso que las categorías más numerosas resultaban peor predichas que las menos habituales.
- Ante estos resultados, se consideró la posibilidad de combinar ambas variantes del análisis MDA, al objeto de alcanzar tasas de acierto elevadas y distribuciones de errores equilibradas entre clases. No obstante, los resultados empíricos demostraron la ineficacia de esta alternativa, por lo que finalmente se seleccionó la variante "según el tamaño de los grupos" como la más adecuada para el análisis MDA, al obtener porcentajes de acierto superiores y ajustarse en mayor medida a la distribución real de la población. La selección de esta variante llevó a diseñar una red causal de tipo bayesiano que, mediante la definición de las categorías "más probable" y "posible" identificadas por el modelo, permitió obtener una tasa de aciertos del 73,6%.
- La aplicación del **modelo logit** a la muestra empírica de aseguradoras europeas permitió observar que, si bien la técnica resultaba más robusta que el análisis MDA respecto a la ausencia de normalidad y homocedasticidad muestral, la existencia de correlaciones significativas entre algunos de los 7 determinantes iniciales dificultaba la interpretación y credibilidad de los coeficientes estimados por el modelo. Debido a la escala ordinal en la que se miden los ratings de fortaleza financiera, se contrastaron dos variantes básicas del análisis logit, conocidas como logit multinomial y logit ordenado u ordinal.

- El modelo *logit multinomial* identificó como variables estadísticamente significativas tres de los cuatro atributos considerados por el análisis MDA, excluyendo del estudio el indicador de dimensión. El modelo global resultaba estadísticamente significativo, alcanzado una R^2 de Nagelkerke del 64,2% y presentando signos coherentes con los conocimientos de Teoría Económica. Por su parte, el ratio de rentabilidad económica a largo plazo era el que presentaba un comportamiento más definido, siendo más relevante para las categorías superiores y menos para las inferiores, mientras que los dos atributos restantes presentaban comportamientos más erráticos.
- Al igual que en otras investigaciones en la materia, se constató que la variante logit multinomial generaba porcentajes de acierto ligeramente superiores al modelo MDA, que alcanzaban el 60,3% para la muestra inicial y el 53,3-54,2% para la estimación real mediante bootstrap. En el caso del ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”, los resultados obtenidos prácticamente coincidían con el modelo MDA (96,9%). Por lo que respecta a los desequilibrios entre categorías, éstos continuaban siendo importantes, pero menos acusados que para el análisis discriminante “según el tamaño de los grupos”.
- El modelo *logit ordenado* seleccionó como determinantes significativos del rating los tres atributos identificados por la variante previa, relacionados con la rentabilidad económica, rentabilidad financiera y liquidez de las empresas aseguradoras. El modelo global resultaba estadísticamente significativo, si bien la R^2 de Nagelkerke descendía hasta el 58,2%. Por su parte, el signo relacionado con cada indicador resultaba coherente con los conocimientos de Teoría Económica.
- El modelo logit ordenado alcanzó porcentajes de aciertos del 58,4% para la muestra inicial y del 54,6-54,9% para la población real según bootstrap, reduciéndose ligeramente los desequilibrios entre categorías. Si bien estos porcentajes resultaban similares a los de la variante multinomial, la aplicación del ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría” elevó la tasa de aciertos hasta cifras próximas al 98%.
- El análisis conjunto de las variantes logit multinomial y ordinal no permitió identificar diferencias significativas entre ellas que permitieran explotar potenciales sinergias, por lo que finalmente se seleccionó la variante ordinal como representativa del modelo, al permitir el tratamiento específico de las relaciones jerárquicas entre ratings. A partir de sus resultados, se desarrolló una red causal bayesiana que, mediante la identificación del rating “más probable” y “posible” para cada individuo, alcanzó un porcentaje de acierto del 73,7%, ligeramente superior al modelo MDA.
- Los resultados empíricos obtenidos permitieron constatar que, si bien los modelos estadísticos multivariantes generaban resultados robustos desde el punto de vista matemático, partían de hipótesis no verificadas en la práctica, al tiempo que imponían formas funcionales rígidas que generaban elevadas tasas de error. Estos resultados supusieron la necesidad de analizar en profundidad nuevos modelos de caracterización y predicción, centrando el interés en las técnicas basadas en Aprendizaje Máquina como algoritmos que permiten

abordar problemas de elevada dificultad de forma flexible y adaptada a las particularidades de la muestra.

12ª Proposición. *Las Redes Neuronales Artificiales (RNAs), que constituyen modelos conexionistas de Aprendizaje Máquina basados en la cooperación y/o competición entre procesadores elementales, pueden resultar una valiosa herramienta para analizar los determinantes del riesgo crediticio. La necesidad de conocer tanto las relaciones entre los determinantes del riesgo de crédito como la distancia crediticia entre los individuos analizados, hace recomendable la aplicación de diversos modelos de RNAs, así como la comparación y combinación de sus resultados.*

- Las limitaciones de los modelos estadísticos provocaron, en primer término, que en el estudio realizado se considerase con detalle la estructura y el funcionamiento de los modelos de Aprendizaje Máquina conocidos como Redes Neuronales Artificiales (RNAs). Estos algoritmos llevan a cabo la solución de problemas complejos mediante la combinación de diversos procesadores elementales (neuronas) que, a similitud del sistema nervioso superior, compiten y/o cooperan entre ellas para almacenar en sus parámetros porciones de información que posteriormente puedan ser reconstruidas o relacionadas con nuevos datos en un proceso continuo de aprendizaje adaptativo.
- En el ámbito del riesgo de crédito, estos modelos han sido empleados recientemente para el análisis de la quiebra empresarial y de los determinantes de los ratings crediticios, habiéndose obtenido prometedores resultados por parte de la literatura en la materia, si bien destacándose la dificultad para interpretar los resultados obtenidos.
- El estudio sobre el funcionamiento y la operativa de las Redes Neuronales Artificiales permitió constatar la existencia de dos grandes grupos de algoritmos de aprendizaje, especializados en tareas específicas, las redes heteroasociativas o de aprendizaje supervisado y las redes autoasociativas o no supervisadas.
- El análisis efectuado sobre las redes heteroasociativas puso de manifiesto su utilidad para descubrir relaciones funcionales entre un conjunto de entradas ("inputs") y un conjunto de salidas ("outputs") de modo que, ante la presentación de un determinado patrón de entrada, el sistema respondía con otro patrón diferente de salida asociado al primero. Entre las aplicaciones más importantes de estos algoritmos se encontraba la resolución de tareas de clasificación y la generación de mapas de patrones.
- El estudio de las redes autoasociativas reveló su utilidad como filtro de patrones de forma que, ante la presentación de un patrón afectado por ruido, su respuesta era el patrón original. Esta tarea requería la representación interna de la información almacenada por el modelo, para lo que se establecían relaciones de vecindad entre patrones, de forma que individuos similares se situaban en zonas próximas mientras que individuos diferentes se situaban en zonas alejadas de la red. Entre las aplicaciones más destacadas de estas redes

destacaba el filtrado de información, el análisis de las relaciones de vecindad entre patrones y la resolución de problemas de optimización.

- La necesidad de implementar modelos de análisis de riesgos que permitan, por un lado, comprender los determinantes de los ratings de crédito y sus relaciones funcionales y, por otro, conocer las relaciones de vecindad y los rankings de calidad crediticia existentes entre los individuos, cuestionó la oportunidad de combinar ambos tipos de redes neuronales artificiales, lo que ha supuesto la construcción de diversos modelos adaptados a las peculiaridades del problema analizado.
- La complejidad del problema, tanto en lo relativo al tratamiento de la información incierta como a la necesidad de contar con métodos que permitan obtener soluciones en tiempo razonable, ha hecho necesaria la implementación de diversos modelos mediante lenguaje de Programación Visual.

13ª Proposición. *La aplicación de los modelos conocidos como Perceptrón Multicapa y Mapa Auto-Organizado de Kohonen, combinados con técnicas para el tratamiento de información incierta como el modelo 2-tuplas, puede generar resultados complementarios sobre las relaciones funcionales y la estructura de vecindad subyacente a los ratings de crédito. El inconveniente de “caja negra” de estos modelos puede reducirse mediante la aplicación de algoritmos que, por un lado, reduzcan la dimensión de la red al mínimo necesario y, por otro, permitan interpretar los resultados obtenidos de forma más próxima al lenguaje natural.*

- El estudio se ha centrado en el desarrollo de redes neuronales que aborden dos problemas diferenciados: (i) la resolución de tareas de clasificación que, a partir de un conjunto inicial de determinantes, identifiquen el rating asociado a cada individuo y (ii) el descubrimiento de las relaciones de proximidad entre las entidades analizadas, mediante la formulación de un mapa visual de vecindades.
- Respecto al primer problema, se constató la utilidad clasificadora de la red neuronal conocida como *Perceptrón Multicapa*, que ha sido profusamente utilizada por la literatura en este ámbito. La aplicación de este modelo precisa definir una serie de parámetros críticos, tales como la arquitectura de la red, el algoritmo de aprendizaje y el mecanismo de parada del modelo, para lo que se analizaron en profundidad las distintas propuestas en este ámbito.
- Las conocidas dificultades para definir la arquitectura óptima de la red, que afecta directamente a la capacidad de generalización del sistema, llevó a proponer un nuevo esquema de selección basado en la combinación de métodos constructivos y de algoritmos de poda.
- El estudio de los algoritmos de aprendizaje aplicables a las redes Perceptron Multicapa llevó a identificar dos propuestas particularmente útiles, el algoritmo “backpropagation”, tradicionalmente empleado en este ámbito, y el algoritmo “Scaled Conjugate Gradient o SCG”, destinado a evitar mínimos locales y a acelerar la convergencia de la red.
- Por lo que respecta a los esquemas de detención de la red, se consideró la utilidad de aplicar técnicas de validación cruzada múltiple, generándose nueve

submuestras de aprendizaje (y otras tantas de test) sobre las que se calculó la red óptima. Asimismo, al objeto de evitar la detención en mínimos locales, cada replicación se ejecutó sobre 10 subconjuntos distintos de pesos iniciales, promediándose los resultados obtenidos.

- La aplicación del esquema de selección de arquitectura a la muestra de entidades aseguradoras europeas llevó a construir un modelo de red Perceptrón integrado por una capa de entrada con 7 neuronas (tantas como determinantes), una capa oculta con 2 procesadores y una capa de salida con 5 neuronas (tantas como ratings analizados), que presentaba un número reducido de parámetros libres y garantizaba la generalización del modelo frente a muestras diferentes a la de aprendizaje. Asimismo, se consideró la oportunidad de construir 5 modelos de redes parciales con arquitectura 7x2x1, una para cada rating analizado, que se agregarían en un modelo final único de calificación.
- La aplicación del algoritmo “backpropagation” para las redes previas permitió observar el mayor desempeño relativo de las redes parciales respecto a la red total, tanto respecto a la muestra de aprendizaje (58,4% vs. 51,4%) como a la población real estimada mediante bootstrap (51,3-52,5% vs. 46,0-46,9%) y al ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría” (95,3% vs. 92,6%).
- La aplicación del algoritmo “SCG” mejoró significativamente los porcentajes aparentes de acierto conseguidos, tanto para las redes parciales como totales, respecto a la muestra de aprendizaje (68,9% vs. 62,2%), la estimación mediante bootstrap (59,3-60,7% vs. 56,5-57,1%) y el ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría” (98,1% vs. 96,9%). De esta forma, se consideró esta variante como la alternativa más eficaz para la construcción de redes tipo Perceptrón Multicapa, por lo que se formuló una red causal bayesiana que, a partir de los ratings “más probable” y “posible” estimados por el modelo, consiguió alcanzar una tasa de acierto del 76,2%.
- El análisis de los pesos de las redes tipo “SCG” permitió constatar la relación directa de los indicadores de rentabilidad económica y rentabilidad financiera con el rating otorgado, así como la relación inversa del ratio de liquidez, siendo el resto de indicadores menos significativos. Este comportamiento, coherente con los conocimientos de Teoría Económica, se observó tanto para la red total como para las redes parciales.
- Por lo que respecta al segundo problema analizado, el estudio de las redes autoasociativas puso de manifiesto la utilidad del modelo conocido como *Mapa Autoorganizado de Kohonen (SOFM)* para la detección de relaciones de vecindad entre individuos. Si bien el modelo original pondera por igual a todos los determinantes para el cálculo de las distancias entre casos, en esta Memoria se propone un modelo avanzado adicional que, mediante la aplicación del modelo 2-tuplas, permite combinar las opiniones de expertos sobre la relevancia de cada atributo, expresadas tanto en formato numérico como en formato lingüístico.
- La necesidad de seleccionar una arquitectura de red suficiente para caracterizar las relaciones entre las 257 entidades aseguradoras europeas analizadas pero mínima en cuanto al número de parámetros libres del modelo, llevó a aplicar el

algoritmo conocido como “Sammon’s mapping” que, mediante la reducción de las relaciones geométricas entre los datos a un mapa bidimensional, propuso una arquitectura de red integrada por 16x22 neuronas (352 celdas).

- El estudio del funcionamiento y operativa de estas redes llevó a seleccionar un esquema de aprendizaje basado en la distancia euclídea entre patrones, que consideraba funciones de vecindad de tipo gaussiano y esquemas adaptativos para la tasa de aprendizaje y radio de vecindad del modelo.
- La implementación de los parámetros previos respecto al modelo SOFM original permitió comprobar la posibilidad de detectar similitudes y diferencias entre los datos y establecer clusters de entidades, no observándose agrupaciones vinculadas a nacionalidades concretas sino a la calidad crediticia de los individuos que las integraban. El mapa obtenido fue analizado mediante dos esquemas diferentes, conocidos como “grado medio de cobertura” (GMC) y “ejemplo mejor cubierto” (EMC). El esquema GMC fue capaz de definir pocas regiones claramente disjuntas en el mapa, lo que facilita la generalización del modelo, si bien su porcentaje de acierto tan sólo alcanzó el 35,0%. El esquema EMC, por el contrario, generó múltiples regiones poco definidas en el mapa, con el consiguiente riesgo de sobreajuste del modelo, si bien la tasa de acierto se elevó hasta el 89,9%.
- El análisis de los pesos asociados con el mapa original reveló que las variables relacionadas con la rentabilidad económica y el rendimiento operativo de las aseguradoras presentaban la mayor capacidad caracterizadora, seguidas por el indicador de liquidez, la rentabilidad financiera y, en menor medida, los indicadores de dimensión. El signo de estos atributos resultaba coherente con los conocimientos de Teoría Económica, si bien los atributos de dimensión presentaban relaciones directas débiles respecto a los ratings otorgados.
- La construcción del modelo SOFM avanzado (o ponderado) implicó la combinación de siete fuentes de información respecto a la importancia relativa de cada determinante crediticio, seis de ellas expresadas de forma numérica y una mediante etiquetas lingüísticas. La aplicación del modelo 2-tuplas, a través de los operadores “media ponderada lingüística extendida” y “LWA extendido” permitió comprobar su utilidad para la agregación de información cuantitativa y cualitativa, evitando pérdidas de información y obteniendo una ponderación final única para cada variable.
- El mapa obtenido para el modelo avanzado puso de manifiesto que la localización de los individuos resultaba bastante próxima a la del mapa original, obteniendo porcentajes de acierto ligeramente inferiores (32,7% para el esquema GMC y 87,9% para el EMC), si bien las regiones se encontraban mejor definidas, especialmente en el segundo caso.
- El estudio de los pesos asociados con el mapa avanzado permitió observar que el comportamiento de los determinantes del rating resultaba coherente con los conocimientos previos de Teoría Económica, al tiempo que se había incrementado la capacidad discriminadora de cada atributo respecto al modelo original y se confirmaba en mayor medida la importancia de los ratios de rentabilidad en el rating final asignado.

14ª Proposición. *Los Árboles de Decisión, que llevan a cabo particiones recursivas del espacio muestral mediante la generación de reglas de decisión, pueden constituir una alternativa muy válida para la construcción de sistemas de calificación crediticia. En particular, la combinación de algoritmos de partición univariantes y oblicuos podría ser una solución adecuada para la modelización del riesgo de crédito, generando resultados eficaces y fácilmente interpretables por los usuarios.*

- Las carencias observadas en los modelos estadísticos llevaron a estudiar, en segundo lugar, la oportunidad de aplicar los modelos de Aprendizaje Máquina conocidos como Árboles de Decisión para la caracterización de los ratings crediticios. Estos algoritmos se basan en la sucesiva partición del espacio muestral mediante hiperplanos separadores, generando como resultado final un conjunto de reglas que, bajo la forma de una estructura arbórea, facilitan la interpretación de las relaciones existentes entre las distintas variables.
- El análisis efectuado permitió comprobar que los Árboles de Decisión han sido menos utilizados que las Redes Neuronales Artificiales en el ámbito de las calificaciones de crédito, debido a la menor precisión relativa de sus resultados, si bien éstos resultan mucho más fácilmente interpretables que los resultados neuronales. La comprobación anterior suscitó el interés por analizar diversos modelos de árboles de decisión, al objeto de detectar los algoritmos más eficaces y de explotar potenciales sinergias entre los mismos.
- El estudio sobre la operativa y diversidad de los Árboles de Decisión puso de manifiesto la existencia de dos grandes grupos de algoritmos con características diferenciadas, los que llevan a cabo particiones univariantes del espacio de búsqueda y los que emplean hiperplanos oblicuos para dividir el espacio muestral. Si bien los primeros generan reglas de decisión sencillas y fácilmente interpretables, su capacidad explicativa resulta inferior a la de los modelos oblicuos, que combinan distintas variables para formar regiones de decisión más complejas.
- La necesidad de implementar modelos de gestión del riesgo de crédito que combinen una elevada capacidad explicativa con un elevado grado de inteligibilidad provocó que el interés investigador se enfocase en diversos algoritmos univariantes (ChAID, ASSISTANT, C4.5, Sipina, CART-Gini univariante, CART-Twoing univariante) y oblicuos (CART-Gini oblicuo, CART Twoing oblicuo).
- La aplicación de los algoritmos univariantes a la muestra de 257 entidades aseguradoras europeas permitió observar que el desempeño aparente de estos árboles para la muestra inicial alcanzaba cifras del 59,9% (modelo ChAID con 6 reglas) 82,9% (modelo ASSISTANT con 38 reglas), 65,8% (modelo C4.5 con 11 reglas), 67,3% (modelo Sipina con 18 reglas), 67,7% (modelo CART-Gini univariante con 12 reglas) y 70,0% (modelo CART-Twoing univariante con 14 reglas). La aplicación del ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría” generó resultados muy similares para todos los modelos, que oscilaban entre el 94,94% del CART-Gini univariante y el 99,22% del algoritmo ASSISTANT.

- El análisis conjunto de la tasa de aciertos y de la complejidad de cada modelo permitió detectar que los algoritmos C4.5 y CART univariante (variantes Gini y Twoing) resultaban los más equilibrados y menos propensos al sobreajuste, circunstancia que se contrastó mediante la estimación a través de bootstrap 0.632+ de la tasa de acierto sobre la población real (52,2% para ChAID, 50,4% para ASSISTANT, 52,9% para C4.5, 52,9% para Sipina, 55,8% para CART-Gini univariante y 54,4% para CART-Twoing univariante). En los tres árboles considerados se utilizaban todos los determinantes presentados al modelo (a excepción del ratio de liquidez para el CART-Gini univariante), que presentaban los signos predichos, pudiéndose observar la gran relevancia de las variables de rentabilidad para la caracterización de los ratings de crédito (en especial, el rendimiento operativo a largo plazo, la rentabilidad financiera y la rentabilidad económica).
- La aplicación de árboles oblicuos permitió comprobar su mayor capacidad explicativa respecto a los modelos univariantes, alcanzándose porcentajes de acierto del 73,9% (CART-Gini oblicuo con 9 reglas) y del 71,6% (CART-Twoing oblicuo con 8 reglas) para la muestra inicial, que se redujeron hasta cifras próximas al 59% para la estimación de la población real mediante bootstrap. La aplicación del ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría” llevó a alcanzar tasas de acierto cercanas al 97-98% para ambas variantes. Estos árboles permitieron corroborar la importancia de los determinantes asociados con la rentabilidad de la empresa a medio y largo plazo, así como la relevancia de la evolución a lo largo del tiempo de la dimensión empresarial.
- A partir de los resultados previos, se constató que el algoritmo CART-Gini oblicuo era el árbol de decisión más eficaz para la caracterización del rating de crédito, por lo que se formuló una red causal bayesiana que, a partir de los ratings “más probable” y “posible” estimados por el modelo, consiguió alcanzar una tasa de acierto del 74,8%.

15ª Proposición. *La capacidad caracterizadora de los Árboles de Decisión puede mejorarse mediante la combinación de distintos algoritmos constructivos y la consideración de distintos escenarios de aprendizaje. De esta forma, el empleo de Bosques de Decisión, o algoritmos que integran de forma secuencial múltiples Árboles de Decisión individuales, puede resultar de interés para la ayuda a la toma de decisiones crediticias.*

- La comprobación de diferencias significativas entre los modelos llevó a plantear la oportunidad del desarrollo de modelos conjuntos que, mediante la combinación de los algoritmos más eficaces, permitieran mejorar los porcentajes de acierto conseguidos. En particular, se combinaron los modelos ChAID, C4.5, CART Gini-univariante y CART Gini-oblicuo, formulándose tres escenarios alternativos relacionados con la aversión al riesgo del decisor (optimista, indiferente y pesimista).
- Los resultados obtenidos permitieron observar que, a excepción del escenario optimista, el resto de alternativas obtenían porcentajes de acierto próximos al del mejor árbol individual (56,7% para el escenario indiferente y 54,2% para el escenario pesimista según bootstrap 0.632+).

- La comprobación anterior suscitó el interés por aplicar esquemas de agregación de árboles individuales más robustos, lo que llevó a analizar modelos de Bosques de Decisión secuenciales y, en particular, los algoritmos TreeNet y RandomForests.
- El estudio del algoritmo TreeNet permitió comprender su esquema de funcionamiento, basado en la expansión de una serie temporal a partir de la adición de múltiples árboles de decisión que, si bien suele presentar una elevada capacidad de caracterización, resulta bastante complejo de interpretar. La aplicación del algoritmo a la muestra de aseguradoras europeas llevó a obtener un porcentaje de acierto del 69,6% para la muestra inicial, que se incrementó hasta el 95,7% para el ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”, combinando 35 árboles. La estimación mediante bootstrap del porcentaje de acierto sobre la población real permitió alcanzar porcentajes del 61,2-62,3%, superiores a cualquiera de los árboles de decisión individuales previos.
- El análisis del algoritmo RandomForests puso de manifiesto sus principales características operativas, basadas en un modelo de bootstrapping para la generación de múltiples árboles de decisión a partir de submuestras aleatorias derivadas de la muestra total, que presenta ventajas e inconvenientes similares al algoritmo anterior. Su aplicación a la muestra de entidades aseguradoras europeas permitió obtener porcentajes de acierto del 63,8% (muestra inicial), 96,9% (ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”) y 57,0-57,8% (estimación de la población real mediante bootstrap), si bien precisó combinar 500 árboles individuales.
- A partir de los resultados previos pudo comprobarse que el modelo TreeNet era el bosque de decisión más eficaz, alcanzando porcentajes de acierto sobre la población real estimada que superaban los de cualquier otro modelo aplicado con anterioridad, si bien la complejidad del modelo reducía su interpretabilidad, limitando su aplicabilidad práctica. El diseño de una red causal bayesiana que considerase las categorías “más probable” y “posible” obtenidas por este algoritmo permitió alcanzar una tasa de acierto del 76,6%.

16ª Proposición. *Los sistemas expertos basados en la inducción de reglas de decisión, o algoritmos de aprendizaje simbólico que extraen conocimiento directamente del espacio muestral, pueden constituir una solución eficaz para la gestión del riesgo crediticio, dado que no exigen el cumplimiento de hipótesis de partida y permiten adaptar las reglas obtenidas a la casuística concreta del problema analizado. En particular, los sistemas expertos de inducción de reglas borrosas y lingüísticas pueden resultar muy útiles para el tratamiento de la incertidumbre inherente a los datos, aproximando los modelos finales al lenguaje natural empleado por los expertos.*

- Las limitaciones observadas en los modelos estadísticos clásicos llevaron a estudiar, en tercer lugar, la utilidad de los sistemas de inducción de reglas de decisión para la caracterización de los ratings crediticios, dado que estos métodos combinan la comprensibilidad típica de los árboles de decisión con esquemas adaptativos tendentes a optimizar la capacidad explicativa del modelo.

- El interés por obtener reglas lógicas expresadas en términos próximos al lenguaje natural y, por tanto, fácilmente interpretables por los usuarios del modelo, suscitó la oportunidad de aplicar al estudio las dos alternativas más conocidas del modelado de sistemas mediante Lógica Borrosa, los sistemas de modelado borroso y los sistemas de modelado lingüístico.
- El análisis de los sistemas de modelado borroso permitió comprobar que las reglas obtenidas presentaban predicados que se representaban mediante números borrosos, sin un significado lingüístico definido, pero interpretables en términos de operadores lógicos. Estos modelos trataban de alcanzar la máxima precisión en sus resultados mediante la aplicación de operadores basados en la matemática borrosa, si bien generaban soluciones menos interpretables que los modelos lingüísticos.
- El estudio de los sistemas de modelado lingüístico o cualitativo puso de manifiesto que las reglas obtenidas integraban antecedentes y consecuentes con un significado lingüístico preestablecido por los expertos, si bien su capacidad de adaptación a las características propias de cada problema resultaba inferior a la de los modelos borrosos.
- Ante la necesidad de que los modelos de caracterización de ratings crediticios combinaran precisión e interpretabilidad, se contrastó la conveniencia de aplicar ambas categorías de sistemas expertos inductivos respecto a la muestra de entidades aseguradoras analizadas.
- La estudio de los sistemas de modelado borroso se centró en el algoritmo de Benítez Sánchez, que combina esquemas de agrupamiento difuso con técnicas de Enfriamiento Simulado para la generación de reglas lógicas, así como en sus diversas variantes relacionadas con la incorporación de modificadores lingüísticos.
- La aplicación del algoritmo de Benítez Sánchez en el ámbito de las entidades aseguradoras europeas generó cinco reglas de decisión (una para cada rating) que integraban todos los determinantes definidos a priori, comprobándose que su signo era coherente con los conocimientos previos de Teoría Económica. Las reglas obtenidas pusieron de manifiesto la particular relevancia de los ratios de rentabilidad a largo plazo (especialmente de indicador de rentabilidad económica), así como del ratio de liquidez y, en menor medida, de los ratios de dimensión. Los resultados obtenidos para la mejor variante del modelo alcanzaron un porcentaje de acierto del 71,6% (muestra inicial), 97,3% (ajuste "rating predicho $\pm$ 1 categoría"), 73,7% (red causal bayesiana) y del 57,5%-60,0% (estimación real mediante bootstrap), superiores a todos los árboles individuales previos a excepción de los modelos oblicuos.
- El estudio de los modelos de modelado lingüístico se centró en tres propuestas teóricas diferenciadas, (i) el algoritmo de Wang&Mendel (WM), que utiliza un esquema competitivo ponderado para la generación de reglas lógicas; (ii) el algoritmo de Cordón&Herrera (CH), basado en la búsqueda del mejor subconjunto de reglas a partir de una partición borrosa del espacio de variables, y (iii) la metodología de cooperación entre reglas COR, que realiza una

búsqueda combinatoria entre un conjunto de pre-reglas a fin de localizar la combinación de consecuentes que optimiza la eficacia global del modelo.

- La aplicación del algoritmo WM respecto a la muestra de entidades aseguradoras europeas llevó a considerar diversos parámetros constructivos, seleccionándose finalmente un conjunto de 23 reglas lingüísticas asociadas con los 5 ratings analizados. Los resultados obtenidos permitieron contrastar la menor capacidad predictiva del algoritmo respecto a los esquemas borrosos, alcanzándose un porcentaje de acierto del 54,1% (muestra inicial), 91,8% (ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”), 63,7% (red causal bayesiana) y 46,2-47,7% (estimación real mediante bootstrap), si bien los errores de cada clase se encontraban más equilibrados. Los determinantes de los ratings presentaban signos coherentes con los conocimientos de Teoría Económica, destacando la importancia de los ratios de rentabilidad económica y financiera, dimensión y liquidez.
- El empleo del algoritmo CH respecto a la muestra empírica analizada implicó la formulación de diversas variantes alternativas, seleccionándose finalmente el esquema que generaba 27 reglas de decisión, alcanzando porcentajes de acierto del 53,3% (muestra inicial), 91,4% (ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”), 65,1% (red causal bayesiana) y 46,8-47,8% (estimación para la población real según técnicas de bootstrap). El análisis de los signos y relevancia de los determinantes arrojó resultados similares a los del algoritmo anterior.
- La aplicación de la metodología de cooperación entre reglas COR, que fue implementada mediante esquemas basados en Enfriamiento Simulado, obtuvo idénticos resultados que los algoritmos anteriores, lo que puso de manifiesto que la modificación estocástica de consecuentes no resulta una propuesta eficaz para la generación de reglas relacionadas con el rating crediticio de las entidades aseguradoras europeas.

17ª Proposición. *El análisis conjunto de las técnicas basadas en modelos estadísticos y Aprendizaje Máquina permitirá detectar los algoritmos más robustos respecto al dilema “precisión-comprensibilidad”. Asimismo, la hibridación de los modelos individuales en un sistema final de calificación crediticia puede mejorar significativamente el desempeño del sistema, explotando sinergias entre las técnicas y reduciendo las limitaciones de cada una de ellas a nivel individual. En particular, la aplicación de redes bayesianas y esquemas de votación puede permitir obtener sistemas robustos y comprensibles por el usuario, que integren todas las informaciones parciales de cada método evitando excesivas redundancias.*

- La variedad de técnicas utilizadas para la caracterización de los ratings crediticios implicó como etapa final la necesidad de comparar de forma global sus porcentajes de acierto, grado de comprensibilidad y complejidad relativa.
- El estudio de los porcentajes de acierto puso de manifiesto que las técnicas basadas en Aprendizaje Máquina resultaban las más eficaces para la caracterización de los ratings crediticios, destacando particularmente los modelos CART univariante (Gini y Twoing), CART oblicuo (Gini y Twoing), C4.5, TreeNet®, red neuronal MLP tipo “SCG” con combinación de redes

parciales y sistema de reglas borrosas propuesto por Benítez Sánchez, que alcanzaban porcentajes correctos de clasificación que oscilan entre el 58% y el 62% (estimación según bootstrap 0.632) y entre el 54% y el 61% (bootstrap 0.632+). Respecto a los modelos estadísticos, los modelo MDA “según el tamaño de los grupos” y logit ordinal generaban los mejores resultados (porcentaje de aciertos del 56% y 55% según bootstrap 0.632+).

- La comparación de los porcentajes de acierto obtenidos con la literatura previa en la materia permitió constatar el elevado desempeño conseguido, máxime si se consideran los rigurosos métodos de validación y, básicamente pesimistas, utilizados en esta Memoria, frente al empleo único de la muestra de aprendizaje típica de los estudios previos.
- El análisis del grado de complejidad de los modelos puso de manifiesto que los árboles de decisión univariantes (excepto ASSISTANT), el sistema de reglas borrosas propuesto por Benítez Sánchez y las redes neuronales totales tipo MLP (“backpropagation” y “SCG”) resultaban los esquemas más sencillos, generando entre 5 y 18 reglas⁶ para la caracterización de las 257 aseguradoras analizadas. En el ámbito estadístico, el modelo logit ordinal constituía la alternativa más simple, dado que formulaba una única función de caracterización.
- El estudio del grado de comprensibilidad de los resultados permitió constatar que los modelos más fácilmente interpretables eran el logit ordinal, algunos árboles de decisión individuales (ChAID, C4.5, CART-Gini univariante, CART-Twoing univariante), el sistema experto borroso de Benítez Sánchez y, en menor medida, los algoritmos Wang&Mendel y Cordon&Herrera. Las redes neuronales tipo SOFM también resultaban fácilmente interpretables, mientras que las redes totales tipo MLP presentaban esquemas sencillos que, a pesar de la dificultad intrínseca al modelo, podían descifrarse fácilmente por el usuario.
- El análisis previo permitió comprobar la existencia del conocido dilema “precisión-comprensibilidad”, tal que los métodos más precisos resultaban los más complejos y, por tanto, menos interpretables (y viceversa). No obstante lo anterior, la revisión de los resultados permitió detectar algunos modelos que equilibraban en mayor medida estas características, entre los que destacaban el sistema experto borroso de Benítez Sánchez, los árboles de decisión C4.5, CART-Gini univariante y CART-Twoing univariante, la red neuronal total tipo MLP (con aprendizaje “SCG”) y el análisis logit ordinal.
- Los buenos resultados obtenidos por la mayoría de los modelos individuales (21 clasificadores básicos) suscitaron el interés por desarrollar un modelo híbrido que, mediante la agregación de resultados parciales, permitiera explotar posibles efectos sinérgicos entre ellos.
- La necesidad de aplicar modelos de agregación que no introdujeran complejidad adicional al modelo, particularmente en el ámbito de la interpretación de los resultados, llevó a considerar cuatro alternativas de hibridación, basadas en esquemas de votación (simple y ponderado) y en

⁶ 72 parámetros libres en el caso de las redes neuronales artificiales.

formalismos bayesianos (clásico y medio). De esta forma, el grado de complejidad del modelo híbrido se reducía a los grados de complejidad asociados a los sistemas individuales que lo integraban.

- La aplicación de los modelos de hibridación respecto a la muestra de entidades aseguradoras analizadas permitió constatar la mayor capacidad predictiva de todos ellos respecto a los métodos individuales, alcanzando porcentajes de acierto que oscilaban entre el 69,7% y el 79,0%. En particular, el formalismo bayesiano clásico constituía la alternativa más eficaz para la combinación de clasificadores individuales (porcentaje de acierto del 79,0%), si bien no asignaba una clase a la totalidad de los individuos, por lo que los esquemas de voto por la mayoría ponderado (72,4%) y formalismo bayesiano medio (70,4%) ofrecían soluciones más equilibradas que cubrían todos los casos analizados.
- El estudio de los casos incorrectamente clasificados por los distintos modelos permitió observar la presencia de importantes similitudes entre sí, así como la distribución de errores entre los diversos países analizados, sin observarse concentraciones especiales para ninguno de ellos.

18ª Proposición. *El sistema final propuesto precisa su validación temporal. Si bien cabe esperar que los determinantes de los ratings permanezcan estables a lo largo del tiempo, los parámetros y coeficientes de los distintos modelos pueden precisar de ajustes para adaptarse al entorno cambiante.*

- El estudio del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, en el ámbito financiero y del Acuerdo de Solvencia II, en el entorno asegurador, puso de manifiesto la necesidad de validar a lo largo del tiempo los sistemas de gestión del riesgo de crédito basados en calificaciones, con el objetivo de determinar su robustez operativa real y de practicar los ajustes necesarios antes los cambios en el entorno financiero.
- El análisis de la literatura previa en la materia permitió comprobar la ausencia general de estudios validatorios de los sistemas a lo largo del tiempo. Por su parte, las escasas investigaciones que analizaban diversas muestras temporales no proporcionaban información sobre los porcentajes de acierto conseguidos, limitándose a indicar los incrementos o disminuciones comparativos respecto a los ratings predichos por cada modelo temporal.
- La necesidad de validar los modelos individuales e híbridos desarrollados en esta Memoria para la caracterización de los ratings crediticios planteó la conveniencia de un análisis longitudinal basado en 211 nuevas observaciones de empresas aseguradoras, con sede social en 13 países de la Unión Europea, calificadas de oficio por Standard & Poor's, para el periodo de tiempo Mayo'02-Diciembre'03.
- La muestra de validación consideraba un periodo de 20 meses, similar a la muestra de aprendizaje, incluyendo como laguna un espacio intermedio de otros 20 meses, en el que acontecieron importantes cambios en el mercado asegurador tales como los ataques terroristas al World Trade Center en 2001, la

nueva Directiva 2002/13/CE no vida, o la introducción efectiva del euro el 1 de Enero de 2002 respecto a 12 países de la Unión Europea.

- La necesidad de contrastar los cambios experimentos por los modelos a lo largo del tiempo llevó a definir las mismas variables dependiente e independientes para los modelos analizados, incluyendo las 5 categorías de rating conocidas (AA, A, BBB, BB y B).
- La aplicación del análisis multivariante “según el tamaño de los grupos” permitió constatar que los ratios de liquidez, dimensión a largo plazo, rentabilidad económica y rentabilidad financiera identificados como relevantes respecto a la muestra inicial continuaban siendo los atributos más significativos para la muestra de validación, presentando signos coherentes con los conocimientos de Teoría Económica. No obstante, se observaban diferencias en la importancia relativa de cada indicador a lo largo del tiempo, por lo que los resultados predichos por el modelo original únicamente alcanzaban un porcentaje de acierto del 47,9% para la muestra de validación, que se incrementaba hasta el 67,3% para la red causal y hasta el 92,9% para el ajuste “rating predicho ± 1 categoría”; por su parte, el modelo reestimado clasificaba correctamente el 60,2% de los nuevos individuos (95,7% para el ajuste “rating predicho ± 1 categoría”). La aplicación de tests estadísticos permitió constatar la existencia de diferencias significativas entre las predicciones formuladas por cada modelo.
- El análisis discriminante múltiple “todos los grupos iguales” puso de manifiesto las mismas diferencias entre los modelos que el caso anterior, que se tradujeron en un porcentaje de acierto sobre la muestra de validación del 36,5% para el modelo original (78,2% para el ajuste “rating predicho ± 1 categoría”) frente a un tasa de acierto del 50,2% para el modelo reestimado (92,4% para el ajuste propuesto). La aplicación de tests estadísticos para muestras relacionadas permitió comprobar la existencia de diferencias estadísticamente significativas entre los modelos.
- La aplicación del análisis logit multinomial permitió constatar que dos de los tres atributos considerados como significativos por el modelo inicial continuaban siéndolo para el modelo reestimado, habiéndose eliminado la variable de rentabilidad financiera. En todos los casos los signos resultaban coherentes con los conocimientos de Teoría Económica, y la aplicación de tests estadísticos confirmaba la existencia de diferencias significativas entre los modelos a lo largo del tiempo. Como consecuencia, los porcentajes de acierto del modelo inicial resultaban mediocres, aunque superiores al análisis MDA (49,8% para la muestra de validación, 94,3% para el ajuste “rating predicho ± 1 categoría”), mientras que el modelo reestimado alcanzaba un porcentaje de acierto del 65,4% (95,73% para el ajuste “rating predicho ± 1 categoría”).
- El modelo logit ordenado inicial identificó como relevantes los mismos atributos que el logit multinomial, si bien el modelo reestimado sólo destacaba al ratio de liquidez como estadísticamente significativo (aunque otros tres indicadores resultan bastante relevantes para el modelo). En todos los casos los signos resultaban coherentes con los esperados, alcanzándose porcentajes de aciertos del 44,5% para el modelo inicial (50,7% para la red causal, 93,4% para el

ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”) y del 60,2% para el modelo reestimado (97,6% para el ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”). La aplicación de tests estadísticos comparativos demostró diferencias significativas entre los modelos a lo largo del tiempo.

- El desarrollo de redes neuronales artificiales tipo MLP permitió observar la presencia de diversas diferencias a lo largo del tiempo entre los parámetros obtenidos por los dos algoritmos de aprendizaje (“backpropagation” y “SCG”), respecto al modelo total, que resultaron estadísticamente significativas. En particular, se incrementaba la importancia del rendimiento operativo de la empresa para el modelo reestimado, si bien se observaban algunos problemas en los signos de los pesos de la red. Los resultados obtenidos mostraron un porcentaje de acierto del 50,2% para el modelo “backpropagation” inicial (93,3% para el ajuste propuesto) frente al 52,6% del modelo reestimado (91,5% para el ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”). En cuanto al algoritmo “SCG”, la tasa de acierto para el modelo inicial alcanzó el 49,8% frente al 54,5% del modelo reestimado.
- La combinación de redes parciales tipo MLP permitió obtener resultados más similares entre periodos, tanto respecto a signos como a ponderaciones de cada atributo, de forma que los tests estadísticos no detectaron diferencias significativas entre los modelos iniciales y reestimados, demostrando la robustez del modelo a lo largo del tiempo. El algoritmo “SCG” resultó la alternativa más eficaz, alcanzando porcentajes de acierto del 49,8% para el modelo inicial (92,9% para el ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría”) y del 66,8% para el modelo reestimado (96,2% para el ajuste), que representa la mejor capacidad de caracterización de los modelos neuronales.
- El desarrollo de redes autoasociativas originales tipo SOFM a lo largo del tiempo puso de manifiesto diferencias en la relación de cada indicador con el mapa final, de modo que, si bien para la muestra inicial prácticamente todos los determinantes mostraban una evolución coherente con su signo esperado para los distintos ratings, en el segundo periodo las variables de rendimiento operativo a corto y largo plazo perdían significatividad. La aplicación de los modelos iniciales EMC y GMC demostró el sobreajuste del primero, que clasifica correctamente el 40,8% de los ejemplos de validación (85,2% para el ajuste propuesto) frente al 88,2% del modelo reestimado. Por su parte, la variante GMC inicial sólo ha tenido éxito en la clasificación del 21,8% de la muestra de validación (37,9% para el modelo reestimado) por lo que representa una alternativa poca robusta para la caracterización de ratings crediticios a lo largo del tiempo. La aplicación de tests estadísticos puso de manifiesto la existencia de diferencias significativas entre los periodos analizados.
- La consideración de redes SOFM ponderadas, que incluyen información procedente de expertos, permitió comprobar la relevancia de todas las variables analizadas, cuyo signo resultaba coherente con los diversos ratings analizados. No obstante los tests aplicados demostraron diferencias significativas entre los modelos de cada periodo, de forma que la variante EMC alcanzó un porcentaje de aciertos del 39,3% para el modelo inicial (89,9% para el ajuste “rating

predicho ± 1 categoría” y del 86,3% para el modelo reestimado, mientras que la propuesta GMC volvió a demostrarse poco robusta, con porcentajes de acierto del 23,2% para el modelo inicial y del 37,4% para el modelo reestimado.

- La aplicación de árboles de decisión individuales puso de manifiesto la mayor capacidad predictiva de los modelos más sencillos, tales como ChAID (46,0%), C4.5 (51,2%), CART-Gini univariante (44,1%), CART-Twoing univariante (50,7%) frente a los modelos más complejos tipo ASSISTANT (39,3%), Sipina (43,1%), CART-Gini oblicuo (43,6%), CART-Gini oblicuo (45,5%). Los resultados obtenidos resultaron bastante próximos a los porcentajes estimados mediante bootstrap, si bien los tests estadísticos detectaron diferencias temporales significativas entre los modelos iniciales y reestimados tipo ChAID (56,4% con 8 reglas), ASSISTANT (82,0% con 33 reglas), C4.5 (62,1% con 7 reglas), Sipina (63,0% con 9 reglas), CART-Gini univariante (67,3% con 10 reglas), CART-Twoing univariante (65,4% con 9 reglas), CART-Gini oblicuo (70,6% con 8 reglas) y CART-Twoing oblicuo (70,6% con 8 reglas). Cabe destacar que los modelos reestimados resultaron en todos los casos más sencillos que los modelos iniciales (excepto ChAID), destacando la importancia de los atributos relacionados con el rendimiento operativo, rentabilidad financiera y liquidez de la empresa. Asimismo, pudo contrastarse particularmente la robustez temporal del modelo C4.5 para la caracterización de los ratings crediticios.
- Los bosques de decisión inicialmente desarrollados permitieron clasificar correctamente el 50,2% (TreeNet) y el 48,3% (RandomForest) de la muestra de validación, porcentajes ligeramente inferiores a los conseguidos por el árbol de decisión C4.5. La reestimación de los modelos permitió obtener porcentajes de acierto muy superiores, que alcanzaron el 70,6% para el modelo TreeNet (3 árboles) y el 62,6% para el algoritmo RandomForests (500 árboles), si bien continuaban existiendo diferencias temporales significativas y los modelos resultaban difícilmente interpretables por los usuarios.
- La validación temporal de los sistemas expertos inductivos permitió constatar el mayor desempeño relativo de los algoritmos borrosos (46,9% para la muestra de validación) frente a los sistemas lingüísticos (43,1% para los algoritmos WM y CH). Los modelos reestimados alcanzaron porcentajes máximos de acierto del 61,1% (algoritmo de Benítez Sánchez con 5 reglas) y 46,0% (algoritmos WM y CH). Las reglas generadas presentaban diferencias temporales respecto a los valores extremos de los atributos analizados, si bien los valores medios (más probables) de cada antecedente no presentaban excesivas variaciones. Como consecuencia, no existen evidencias claras de la existencia de diferencias temporales significativas entre los modelos, por lo que pudo constatar que, si bien las reglas de decisión se mantienen estables a lo largo del tiempo, sus parámetros definitorios se ajustan para responder a los cambios del entorno.
- La comparación de los resultados obtenidos por los distintos modelos permitió detectar como modelos más robustos a lo largo del tiempo para la caracterización de los ratings crediticios al árbol de decisión C4.5 (51,2% de porcentaje correcto de clasificación), la red neuronal total MLP tipo “backpropagation” (50,2%), el bosque de decisión TreeNet® (50,2%), el modelo

logit multinomial (49,8%), la combinación de redes parciales tipo “SCG” (49,8%) y la red total tipo “SCG” (49,8%). La comparación de los resultados obtenidos con la literatura en la materia permitió comprobar que, si bien las cifras podían parecer inicialmente mediocres, sin embargo representaban desempeños elevados teniendo en cuenta la complejidad del problema. Por su parte, la aplicación del ajuste “rating predicho $\pm$ 1 categoría” incrementaba las tasas de acierto hasta cifras próximas al 90-95% para la mayoría de los clasificadores.

- El análisis de la complejidad relativa de cada modelo, así como los desempeños conseguidos respecto al periodo inicial, permitieron detectar como alternativas más eficaces para la formulación de modelos crediticios individuales a los árboles de decisión C4.5 y CART univariante (Gini y Twoing) y a las redes neuronales artificiales (en particular, la red total entrenada con “backpropagation”).
- La aplicación de los modelos híbridos diseñados para el periodo inicial permitió corroborar su mayor capacidad predictiva respecto a los esquemas individuales, alcanzando porcentajes de acierto próximos del 53,6% (voto por la mayoría ponderado) y 56,9% (formalismo bayesiano medio). Asimismo, la hibridación de los modelos reestimados alcanzó los mejores resultados para el segundo periodo, con tasas de acierto máximas del 75,4% (voto por la mayoría ponderado), del 78,2% (formalismo bayesiano clásico con individuos indeterminados) y del 77,7% (formalismo bayesiano medio sin indeterminaciones).

De acuerdo con las proposiciones previas, es posible contrastar la **Proposición Principal** formulada al inicio del presente Proyecto de Tesis Doctoral, cuyo enunciado cabe reproducir:

“En los mercados financieros actuales, caracterizados por la alta competitividad existente y la incertidumbre que rodea a las actividades bancarias y aseguradoras, se hace necesario disponer de sistemas avanzados para la gestión del riesgo de crédito al que se enfrentan estas entidades. Esta necesidad, recogida en la nueva normativa internacional, difícilmente puede ser satisfecha por los modelos tradicionales en este ámbito, que resultan insuficientes para el desarrollo de modelos internos de calificación crediticia robustos, precisos y comprensibles, especialmente en presencia de muestras reducidas. Por ello, es necesario el desarrollo de modelos alternativos que, mediante la combinación de modelos estadísticos y de técnicas emergentes, faciliten tal operativa y permitan obtener información relevante, flexible y adaptable a las condiciones cambiantes del entorno”.

- Los modelos tradicionalmente utilizados para la gestión del riesgo de crédito de las entidades bancarias y aseguradoras deben ser modificados para adaptarlos a las nuevas condiciones del entorno financiero, cada vez más dinámico, competitivo y global. En particular, las nuevas normativas internacionales recomiendan el desarrollo de modelos basados en ratings internos, habiéndose constatado la relevancia de asociar las calificaciones propias con la escala empleada por una agencia externa.

- El desarrollo de modelos internos de ratings precisa descubrir los determinantes que más inciden en el riesgo de crédito, habiéndose propuesto en este trabajo diversos modelos estadísticos y de Aprendizaje Máquina que han puesto de manifiesto la utilidad de la información contable y de la hibridación de técnicas para la calificación crediticia de las empresas. En este ámbito, se ha desarrollado diverso software especializado, destinado a facilitar la implementación de los modelos propuestos.
- La necesaria validación de los modelos obtenidos se ha realizado respecto a dos ámbitos complementarios, la validación fuera de muestra (mediante la aplicación de diversas variantes de bootstrap) y la validación intertemporal (mediante la comparación de los parámetros y eficacia de los modelos a lo largo del tiempo).
- Finalmente, los resultados obtenidos han permitido contrastar la posibilidad de construir modelos robustos y eficaces para la gestión del riesgo de crédito incluso en presencia de muestras reducidas, lo que puede facilitar la implementación práctica de las nuevas recomendaciones formuladas por Basilea II y Solvencia II.

6.2. Líneas futuras de investigación

A partir del trabajo realizado en esta Memoria se plantean nuevos caminos de investigación cuya exploración parece ser prometedora, tanto por lo que respecta a la temática analizada como en cuanto a la metodología propuesta.

6.2.1. Trabajos futuros en el ámbito de la gestión de riesgos financieros

En este trabajo de investigación se ha analizado uno de los ámbitos relacionados con la gestión del riesgo de crédito, esto es, la problemática de las carteras de bajo incumplimiento relacionadas con bancos y entidades aseguradoras.

Ahora bien, la problemática del riesgo de crédito genera un campo de investigación muy amplio que incluye diversos tipos de posiciones y decisiones de gestión, entre los que cabría destacar los siguientes, como líneas futuras susceptibles de investigación:

- ✓ Análisis de los factores determinantes del riesgo de crédito asociado con las PYMEs, que constituyen la mayoría del tejido empresarial español y europeo. Dicho análisis podría abordarse por sectores de actividad, identificando determinantes comunes y específicos de cada industria y desarrollando modelos de alerta temprana para la predicción de quiebras.
- ✓ Análisis de los factores determinantes de la supervivencia a posteriori de empresas intervenidas o en situación de concurso de acreedores, analizando las variables que afectan a las decisiones de liquidación, fusión o reestructuración de la empresa.
- ✓ Identificación de los principales determinantes del riesgo-país, al objeto de orientar estrategias de inversión financiera o internacionalización empresarial.

- ✓ Estudio de los determinantes del riesgo de crédito vinculado con clientes particulares, combinando variables económicas, sociales y demográficas y analizando posibles diferencias según el tipo de establecimiento financiero de referencia (bancos, cajas de ahorro, cooperativas de crédito, etc).
- ✓ Análisis de los determinantes de las calificaciones de bonos crediticios, al objeto de establecer la composición más atractiva de las carteras de renta fija.
- ✓ Evaluación de los factores que afectan a la estabilidad y solvencia de las carteras de renta variable, mediante la identificación de las variables empresariales que más influyen en las cotizaciones bursátiles de las acciones que los integran.
- ✓ Estudio de los principales determinantes que influyen en la toma de decisiones de crédito por parte de uno o varios oficiales bancarios, al objeto de determinar la objetividad de su decisión y la aversión al riesgo de cada individuo en particular.
- ✓ Análisis de las semejanzas y diferencias de los determinantes de los ratings otorgados por distintas agencias de calificación, y estudio comparativo de los mercados de calificaciones europeo y estadounidense.
- ✓ Estudio de las variables determinantes de los siniestros vinculados a los seguros no-vida y de la mortalidad relacionada con los seguros de vida, al objeto de establecer un sistema de calificación del riesgo de clientes que sirva de apoyo a las distintas decisiones contractuales (aceptación o no del contrato, renovación o no del acuerdo, fijación de primas, etc.)

Por otro lado, la gestión de riesgos financieros incluye otros dos componentes fundamentales, el *riesgo de mercado* y el *riesgo operacional*, que también precisan esfuerzos investigadores significativos.

En particular, la gestión del riesgo operacional constituye un campo de análisis emergente, proponiéndose en este ámbito nuevas líneas de investigaciones futuras relacionadas con la detección de fraudes internos y externos a la entidad vinculados con sistemas ERP ("*Enterprise Resource Planning*"), gestión de tarjetas de crédito, errores informativos, etc.

6.2.2. Trabajos futuros en el ámbito de la metodología desarrollada

En la presente Memoria de Tesis Doctoral se ha planteado una amplia metodología para el análisis de problemas económico-financieros, bien de tipo clasificatorio o bien de naturaleza continua pero traducible a un número limitado de categorías a efectos de toma de decisiones.

Si bien se ha contrastado la utilidad de este enfoque para la gestión del riesgo de crédito, tanto en su versión binaria (insolvencia empresarial) como en su versión multiclase (ratings crediticios), existen otros muchos problemas de gestión empresarial en los que resultaría de utilidad, siendo algunas de las principales líneas de investigación a desarrollar:

- ✓ Análisis de los determinantes del nivel de rentabilidad empresarial para diversos sectores económicos, nacionales y europeos, con el objetivo de caracterizar el grado de competitividad existente en los mercados.
- ✓ Desarrollo de sistemas de apoyo a las decisiones de auditoría internas y externas, tanto en el ámbito de la planificación de tareas como en la recolección de evidencias, la extracción de conocimiento a partir de informes financieros y la formación de opiniones por parte de los auditores.
- ✓ Identificación de las variables que determinan el valor real de los activos empresariales, particularmente de los bienes de naturaleza inmobiliaria y de los activos financieros no cotizados, al objeto de facilitar la implementación del valor razonable como nuevo modelo de valoración empresarial.
- ✓ Análisis de los determinantes de la decisión de compra de productos y servicios por parte de los clientes, al objeto de identificar los clusters de clientes más rentables, detectar puntos fuertes y débiles de la situación competitiva actual y orientar las estrategias de mercado futuras, tanto en el ámbito de la producción como del marketing.
- ✓ Factores determinantes del éxito o fracaso en las decisiones de planificación financiera, como la planificación de inversiones o las decisiones de diversificación e internacionalización.
- ✓ Establecimiento de sistemas de control de calidad que, a partir de un conjunto de variables explicativas, permitan determinar si un determinado artículo es apto para ofrecerse al cliente al precio de venta habitual, precisa de descuentos específicos o debe retirarse de la venta al público.



GOBIERNO
DE ESPAÑA

MINISTERIO
DE ECONOMÍA
Y HACIENDA