



EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmara Turull

ADVERTIMENT. L'accés als continguts d'aquesta tesi doctoral i la seva utilització ha de respectar els drets de la persona autora. Pot ser utilitzada per a consulta o estudi personal, així com en activitats o materials d'investigació i docència en els termes establerts a l'art. 32 del Text Refós de la Llei de Propietat Intel·lectual (RDL 1/1996). Per altres utilitzacions es requereix l'autorització prèvia i expressa de la persona autora. En qualsevol cas, en la utilització dels seus continguts caldrà indicar de forma clara el nom i cognoms de la persona autora i el títol de la tesi doctoral. No s'autoritza la seva reproducció o altres formes d'explotació efectuades amb finalitats de lucre ni la seva comunicació pública des d'un lloc aliè al servei TDX. Tampoc s'autoritza la presentació del seu contingut en una finestra o marc aliè a TDX (framing). Aquesta reserva de drets afecta tant als continguts de la tesi com als seus resums i índexs.

ADVERTENCIA. El acceso a los contenidos de esta tesis doctoral y su utilización debe respetar los derechos de la persona autora. Puede ser utilizada para consulta o estudio personal, así como en actividades o materiales de investigación y docencia en los términos establecidos en el art. 32 del Texto Refundido de la Ley de Propiedad Intelectual (RDL 1/1996). Para otros usos se requiere la autorización previa y expresa de la persona autora. En cualquier caso, en la utilización de sus contenidos se deberá indicar de forma clara el nombre y apellidos de la persona autora y el título de la tesis doctoral. No se autoriza su reproducción u otras formas de explotación efectuadas con fines lucrativos ni su comunicación pública desde un sitio ajeno al servicio TDR. Tampoco se autoriza la presentación de su contenido en una ventana o marco ajeno a TDR (framing). Esta reserva de derechos afecta tanto al contenido de la tesis como a sus resúmenes e índices.

WARNING. Access to the contents of this doctoral thesis and its use must respect the rights of the author. It can be used for reference or private study, as well as research and learning activities or materials in the terms established by the 32nd article of the Spanish Consolidated Copyright Act (RDL 1/1996). Express and previous authorization of the author is required for any other uses. In any case, when using its content, full name of the author and title of the thesis must be clearly indicated. Reproduction or other forms of for profit use or public communication from outside TDX service is not allowed. Presentation of its content in a window or frame external to TDX (framing) is not authorized either. These rights affect both the content of the thesis and its abstracts and indexes.



UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

**EFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y
PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL SECTOR QUÍMICO
ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS
AUTOORGANIZADOS**

TESIS DOCTORAL

Xavier Càmara Turull

Departament de Gestió d'Empreses

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

Xavier Càmara Turull

**EFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y
PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL SECTOR QUÍMICO
ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS
AUTOORGANIZADOS**

TESIS DOCTORAL

Dirigida por: Dra. M. Ángeles Fernández Izquierdo
Dra. M. Teresa Sorrosal Forradellas

Departament de Gestió d'Empreses



UNIVERSITAT ROVIRA i VIRGILI

REUS 2015

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

AGRADECIMIENTOS

La realización de esta tesis doctoral no hubiese sido posible sin la inestimable ayuda y soporte de personas e instituciones a las que quisiera expresar mi gratitud.

En primer lugar, quisiera mostrar mi agradecimiento a las profesoras Dra. M. Ángeles Fernández Izquierdo y Dra. M. Teresa Sorrosal Forradellas, directoras de esta tesis por sus valiosos consejos, orientación y acertados comentarios que, sin duda, han servido para mejorar la calidad de este trabajo. Pero sobretodo quisiera agradecer su persistencia y dedicación, su respaldo y sus ánimos sin los cuales no hubiese sido posible la culminación de esta investigación.

También me gustaría agradecer a mis compañeros de la Facultad de Economía y Empresa con los que he compartido mis dudas, inquietudes y a los que he hecho partícipes de los momentos de euforia y de desaliento. En especial quisiera agradecer el apoyo del profesor F. Xavier Borràs Balsells con quien he compartido despacho durante más de 10 años y que siempre me ha brindado su ayuda tanto en éste como en otros proyectos que hemos compartido.

A la Facultad de Economía y Empresa y al Departamento de Gestión de Empresas por la dedicación e importancia que dan a los estudios de doctorado y a sus doctorandos. A los diferentes decanos y directores que durante años han contribuido a mi carrera docente e investigadora.

De forma muy especial deseo también expresar todo mi agradecimiento a mi familia y demás personas allegadas por su ayuda incondicional a lo largo de este trayecto.

A mi mujer e hijos por su comprensión y su paciencia. A mis padres por los valores, educación y apoyo que siempre han dado a mis decisiones. Por último, a mis hermanos y amigos que, de un modo u otro, han respaldado este esfuerzo.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

ÍNDICE

ÍNDICE DE FIGURAS	5
ÍNDICE DE TABLAS	7
INTRODUCCIÓN	9
1 EL SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL	15
2 MARCO TEÓRICO SOBRE ESTRUCTURA DE CAPITAL	23
2.1 La Teoría del Equilibrio Estático	30
2.1.1 La estructura de capital óptima con impuestos y costes de dificultades financieras	32
2.2 La Teoría del Equilibrio Dinámico.....	35
2.3 La Teoría de la Agencia.....	37
2.3.1 Conflictos entre accionistas y directivos	40
2.3.2 Conflictos entre accionistas y acreedores financieros	44
2.3.3 La estructura financiera óptima considerando los costes de agencia	50
2.4 La asimetría informativa.....	54
2.4.1 La Teoría de Señalización	57
2.4.2 La Teoría del Orden Jerárquico o <i>Pecking Order Theory</i>	60
3 FACTORES DETERMINANTES DEL ENDEUDAMIENTO	67
3.1 Medida de la estructura de capital y de sus factores determinantes.....	70

3.2	Medida de la estructura financiera	71
3.2.1	La medición de los factores determinantes del apalancamiento	72
4	REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE FRACASO EMPRESARIAL.....	89
4.1	Estudios sobre la predicción del fracaso empresarial.....	93
4.1.1	El estudio del fracaso empresarial en los años 70	94
4.1.2	El estudio del fracaso empresarial en los años 80	96
4.1.3	El estudio del fracaso empresarial a partir de la década de los noventa.....	98
5	REDES NEURONALES ARTIFICIALES	111
5.1	Neuronas artificiales.....	112
5.2	Redes neuronales artificiales	118
5.2.1	Morfología de una red neuronal artificial	121
5.2.2	Características de las RNA	124
5.3	Las redes supervisadas: el perceptrón multicapa	128
5.3.1	La regla LMS	130
5.3.2	La regla Backpropagation	133
5.4	Redes neuronales autoorganizadas	136
5.4.1	Las redes competitivas	138
5.4.2	Los mapas autoorganizados	141
5.5	El uso de redes neuronales artificiales en finanzas.....	147
6	ANALIZANDO LA ESTRUCTURA DE CAPITAL MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS	151
6.1	Introducción	151
6.2	Estructura de capital y SOM	153
6.3	Descripción de la muestra	157
6.4	Variables utilizadas en el trabajo	158
6.5	Resultados	159
6.5.1	Período previo a la crisis (1999-2007).....	160
6.5.2	Período posterior al inicio de la crisis (2008-2013).....	163

6.6	Conclusiones.....	167
7	VALIDACIÓN DE LA PECKING ORDER THEORY USANDO MAPAS AUTOORGANIZADOS: TRAYECTORIAS ANTES Y DESPUÉS DE LA CRISIS.....	169
7.1	Introducción	169
7.2	La Pecking Order Theory	170
7.3	Metodología	173
7.3.1	Los mapas autoorganizados de Kohonen.....	174
7.3.2	Análisis de trayectorias (<i>trajectory mining</i>)	176
7.3.3	Descripción de la muestra y variables proxy utilizadas.....	177
7.4	Resultados: mapas y trayectorias.....	178
7.4.1	Mapa autoorganizado de características (FSOM)	178
7.4.2	Análisis de trayectorias	182
7.5	Conclusiones.....	188
8	ESTUDIO SOBRE FRACASO EMPRESARIAL EN EL SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL	191
8.1	Introducción	191
8.2	Antecedentes en el análisis.....	192
8.3	Metodología	194
8.3.1	Mapas autorganizativos (SOM).....	194
8.3.2	Modelo predictivo PCA-SOM	196
8.4	Datos	198
8.4.1	Descripción de la muestra.....	198
8.4.2	Ratios utilizados	198
8.4.3	Comprobación de la idoneidad de la muestra para aplicar PCA.....	200
8.5	Resultados	202
8.5.1	Resultados del modelo SOM	202
8.5.2	Resultados del modelo PCA-SOM	203
8.5.3	Comparación de los resultados de los dos modelos	205
8.6	Conclusiones.....	206

9	LA DIMENSIÓN TEMPORAL EN LA PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL. UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS	209
9.1	Introducción	209
9.2	Revisión de la literatura	211
9.3	Datos y Metodología de estudio.	212
9.3.1	Descripción de la muestra	213
9.3.2	Descripción de las variables	214
9.3.3	Funcionamiento de los SOM	214
9.3.4	Clasificación de las neuronas de salida	216
9.4	Presentación de los resultados	217
9.5	Conclusiones.....	221
10	CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES	223
	BIBLIOGRAFÍA	233
	ANEXOS.....	261
	ANEXO A: Bases de datos utilizadas en los trabajos empíricos	263
	Bases de datos del estudio sobre estructura de capital del capítulo 6	263
	Base de datos del estudio sobre estructura de capital del capítulo 7	267
	Bases de datos de los estudios sobre fracaso empresarial de los capítulos 8 y 9	268
	ANEXO B: Mapas de componentes de los SOM	271
	Mapas de componentes del estudio sobre estructura de capital del capítulo 6	271
	Mapas de componentes del estudio sobre estructura de capital del capítulo 7	273
	Mapas de componentes del estudio sobre fracaso empresarial del capítulo 8	275
	Mapas de componentes del estudio sobre fracaso empresarial del capítulo 9	277

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Evolución de la cifra de negocios. Fuente: INE, Encuesta Industrial de Empresas	15
Figura 2. Crecimiento medio anual estimado período 2011-2030.....	16
Figura 3. Productividad. Fuente: INE, Contabilidad Nacional de España, EPA	17
Figura 4. Principales zonas de producción del sector químico español	18
Figura 5. Distribución territorial de la cifra de negocios del sector químico (2013)	19
Figura 6. Inversión y gasto en I+D+i.....	19
Figura 7. Porcentaje de empleo indefinido sobre el total	20
Figura 8: Valor de mercado de la empresa según los modelos de Modigliani y Miller de 1958 y 1963 y la teoría del equilibrio estático.....	34
Figura 9: Los costes de agencia totales.....	51
Figura 10: Estructura financiera óptima de <i>Trade-off</i> sin y con costes de agencia.....	54
Figura 11: Esquema de las tres categorías de métodos híbridos	109
Figura 12. Esquema de una neurona biológica típica.....	112
Figura 13. Esquema de una neurona artificial estándar.....	113
Figura 14. Función escalón	114
Figura 15. Función lineal a tramos.....	115
Figura 16. Función logarítmica sigmoidea	116
Figura 17. Función tangente sigmoidea.....	117
Figura 18. Función Gaussiana	118
Figura 19. Representación de una RNA de tres neuronas de entrada, cuatro neuronas en una única capa oculta y dos de salida [3-4-2].....	122

Figura 20. Descenso por el gradiente	131
Figura 21. Comparación entre un aprendizaje pequeño y uno de gran tamaño	132
Figura 22. Representación de una MLP	134
Figura 23. Representación de las áreas del cerebro.....	136
Figura 24. Representación del Mapa Somatosensorial del Cerebro	137
Figura 25. Representación de un mapa autoorganizado.....	138
Figura 26. Representación de una red competitiva.....	139
Figura 27. Tipos de vecindad	142
Figura 28. Gráfica de una función del tipo Sombrero Mexicano utilizada para la determinación de la vecindad entre neuronas.....	143
Figura 29. La actualización de la neurona vencedora (BMU) y sus vecinas hacia el vector de entradas (X). Las líneas continuas y punteadas representan la situación antes y después de la actualización, respectivamente	146
Figura 30. Mapa de las empresas químicas españolas para el período 1999-2007	161
Figura 31. Mapa de las empresas químicas españolas para el período 2008-2013	164
Figura 32: Representación de un mapa autoorganizado.....	175
Figura 33: Mapas de componentes del FSOM (2002-2007)	179
Figura 34: Cumplimiento de cada hipótesis en las neuronas del FSOM (2002-2007).....	180
Figura 35: Mapas de componentes del FSOM (2008-2013)	181
Figura 36: Cumplimiento de cada hipótesis en las neuronas del FSOM (2008-2013).....	181
Figura 37: Patrones de trayectorias representadas sobre el FSOM de ambos períodos ...	182
Figura 38: Migración de empresas desde las trayectorias pre-crisis a las trayectorias post- crisis	188
Figura 39: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM resultante	203
Figura 40: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del PCA-SOM resultante ...	205
Figura 41: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM 9 años.....	218
Figura 42: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM 6 años.....	219
Figura 43: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM 3 años.....	220

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Distribución de la cifra de negocios (Evolución 2007-2013).....	21
Tabla 2: Relación entre apalancamiento y rentabilidad.....	73
Tabla 3: Relación entre apalancamiento y tamaño.....	74
Tabla 4: Relación entre apalancamiento y crecimiento.....	76
Tabla 5: Relación entre apalancamiento y sector industrial.....	78
Tabla 6: Relación entre apalancamiento y naturaleza de los activos.....	79
Tabla 7: Relación entre apalancamiento e impuestos.....	81
Tabla 8: Relación entre apalancamiento y riesgo.....	82
Tabla 9: Relación entre apalancamiento y edad.....	83
Tabla 10: Relación entre apalancamiento y factores macroeconómicos.....	85
Tabla 11: Resumen relación entre volumen de endeudamiento y los factores analizados.	86
Tabla 12: Factores usados comúnmente en los estudios sobre predicción de fracaso empresarial.....	92
Tabla 13. Grupos ordenados de menor a mayor necesidad de endeudamiento según hipótesis (1999-2007).....	162
Tabla 14. Nivel de deuda que se desprende de cada hipótesis y nivel de deuda observada (1999-2007).....	162
Tabla 15. Grupos ordenados de menor a mayor necesidad de endeudamiento según hipótesis (2008-2013).....	165
Tabla 16. Nivel de deuda que se desprende de cada hipótesis y nivel de deuda observada (2008-2013).....	166

Tabla 17: Cumplimiento de las hipótesis por trayectorias (2002-2007)	183
Tabla 18: Cumplimiento de las hipótesis por trayectorias (2008-2013)	184
Tabla 19: Características de los clústeres representativos de cada trayectoria, nivel de endeudamiento esperado y nivel de apalancamiento observado (2002-2007)	186
Tabla 20: Características de los clústeres representativos de cada trayectoria, nivel de endeudamiento esperado y nivel de apalancamiento observado (2008-2013)	187
Tabla 21: Factores (ratios) usados en el estudio	199
Tabla 22: Comparación entre las muestras de empresas sanas y quebradas	200
Tabla 23: Resultado test de esfericidad de Barlett.....	201
Tabla 24: Proporción de cada PC sobre la varianza total y proporción acumulada	204
Tabla 25: Porcentajes de error y acierto para cada modelo	206
Tabla 26: Factores (ratios) usados en el estudio	214
Tabla 27: Porcentajes de error por tipología y según los años incorporados al análisis....	221

INTRODUCCIÓN

La realización de esta Tesis surge cuando, a finales de 2009, nos planteamos cómo podría haber afectado, a la estructura de capital de las empresas, la irrupción de la crisis financiera global iniciada a finales de 2007 en Estados Unidos que se extendió a Europa y al resto del mundo durante el año 2008.

El presente estudio tiene como objetivo analizar la estructura de capital de las empresas españolas del sector químico antes del inicio de la crisis en España, realizar de nuevo el análisis para el período inmediatamente posterior al inicio de la crisis y determinar si existen diferencias significativas en la estructura financiera observada en ambos períodos. Tras los resultados obtenidos en el análisis de la estructura de capital y el incremento de procesos concursales fruto de la crisis, se amplió el área de estudio al campo de la predicción del fracaso empresarial.

Hemos estructurado la tesis a lo largo de 10 capítulos. En el Capítulo 1 se realiza un breve análisis introductorio del sector químico español objeto de nuestro estudio. En él analizamos su importancia en el conjunto de la economía española, su evolución y crecimiento y su distribución geográfica en el conjunto del territorio español.

Dado que son numerosos los autores (Azofra Palenzuela, 1987; Fama & French, 2002; Frank & Goyal, 2003; Harris & Raviv, 1991; Hovakimian, Opler, & Titman, 2001; Jalilvand & Harris, 1984) que han constatado diferencias en cuanto a la estructura de capital que presentan las

empresas en función del sector al que pertenecen, hecho que podría distorsionar el estudio, nos planteamos, en esta tesis, analizar un único sector.

La elección del sector se realizó bajo dos premisas:

- a) Que el sector presentara el mínimo de características locales, de esta forma las conclusiones del estudio pueden más fácilmente asemejarse a las obtenidas con una muestra de empresas no españolas.
- b) Que el sector tuviese cierta relevancia en la zona en que se encuentra la Universitat Rovira i Virgili, universidad a la que está vinculado el doctorando.

El sector escogido fue el sector químico (CNAE 20 y CNAE 21) con una fuerte presencia en Cataluña, donde se concentra el 42,57% de la cifra de negocio del sector y especialmente en la provincia de Tarragona donde destaca una importante concentración de la producción en el Clúster Químico de la Mediterránea (ChemMed).

Para centrar la problemática relacionada con las decisiones de financiación de las empresas, en el Capítulo 2 hemos realizado una revisión histórica de las modernas teorías financieras sobre estructura de capital. Partiendo de la tesis de irrelevancia del trabajo seminal de Modigliani & Miller (1958), basada en los supuestos de mercados financieros perfectos, hemos ido examinando las diferentes aportaciones posteriores que han delimitado el cuerpo teórico sobre como la estructura de capital afecta el valor de mercado de la empresa.

Los diferentes enfoques teóricos han ido considerando las imperfecciones más relevantes que afectan a los mercados financieros. Empezando por la inclusión del efecto beneficioso del ahorro fiscal de la deuda (Modigliani & Miller, 1963), pasando por los efectos perjudiciales asociados a las dificultades financieras del endeudamiento (Robichek & Myers, 1965; Baxter, 1967 y Stiglitz, 1969) y los costes de agencia (M. C. Jensen & Meckling, 1976) para formar la Teoría del Equilibrio Estático o *Trade-off Theory*. Y, por otro lado, los costes asociados a la asimetría informativa y los costes de transacción (Myers & Majluf, 1984 y Myers, 1984) que desembocan en la Teoría de Orden Jerárquico o *Pecking Order Theory*.

En el Capítulo 3, se analizan los diferentes factores determinantes del nivel de apalancamiento financiero y su efecto en la estructura de capital en función de cada teoría. Los factores analizados incluyen aspectos tales como rentabilidad, tamaño, crecimiento, sector, naturaleza de los activos, fiscalidad, riesgo, edad, condiciones macroeconómicas o las

restricciones de acceso a las diferentes fuentes de financiación. En cualquier caso, somos conscientes que, de la misma forma que no existe un modelo universal que explique la estructura de capital de las empresas, tampoco disponemos de una lista unificada de factores determinantes de dicha estructura de capital. En este sentido, algunos de los trabajos de revisión de los factores determinantes más citados Frank & Goyal (2009); Harris & Raviv (1991); Titman & Wessels (1988) presentan discrepancias de base.

Asimismo, en el Capítulo 4 realizamos una revisión de la literatura sobre predicción del fracaso empresarial. A diferencia de lo que ocurre con la estructura de capital, no existe ninguna teoría que explique el fracaso empresarial. Los primeros estudios se centraban en el análisis de los estados financieros (FitzPatrick, 1932; Merwin, 1942; R. F. Smith & Winakor, 1935). Sin embargo no es hasta los trabajos de Beaver (1966) y, principalmente, el de (Altman, 1968) –que aplicaron análisis univariante y análisis discriminante múltiple respectivamente– que se despertó un mayor interés en intentar modelizar el problema. En los años 70 y 80 se sucedieron los trabajos que intentaban mejorar el porcentaje de acierto mediante la aplicación de diferentes técnicas estadísticas: análisis factorial (Libby, 1975), el modelo de regresión logística –*logit*– (Martin, 1977 y Ohlson, 1980), el modelo *probit* (Zmijewski, 1984), o el análisis discriminante cuadrático (Karels & Prakash, 1987) por citar algunos.

A partir de los años 90, el estudio del fracaso empresarial experimenta un incremento exponencial en el número de trabajos y, sobretudo, en el número de técnicas utilizadas. Además de las técnicas estadísticas utilizadas anteriormente, destaca el uso de métodos de inteligencia artificial entre los que se encuentran las redes neuronales artificiales que utilizaremos en nuestros trabajos.

El Capítulo 5 describe la metodología utilizada. Para nuestro estudio requeríamos un instrumento que fuera capaz de afrontar problemas sin necesidad de plantear a priori la función discriminante o de aprender por sí misma las relaciones entre variables directamente de los datos. Por ello, escogimos una red neuronal artificial no supervisada, los mapas autoorganizados de Kohonen (SOM). Aparte de las ventajas que aporta la utilización de los SOM en cuanto a la no necesidad de hacer ningún supuesto previo sobre la naturaleza de las variables, nos encontramos con que en la literatura analizada no aparece ningún trabajo sobre estructura de capital que use redes neuronales artificiales lo que confiere cierta originalidad al estudio realizado. Somos conscientes, no obstante, que es necesario contrastar los resultados obtenidos

con otras metodologías, pero dado lo alentador de los resultados, pensamos que los SOM son una buena alternativa para este análisis.

Los Capítulos 6 al 9 corresponden a los diferentes estudios empíricos que pretender dar respuesta a los objetivos planteados. Aunque es necesario destacar dos estudios previos que, aunque sin formar parte estrictamente de la tesis, están estrechamente relacionados y se han utilizado los resultados obtenidos en ellos.

El primero de estos estudios es un trabajo publicado como capítulo de libro en *Computational Intelligence in Business and Economics* de la editorial World Scientific (Cámara-Turull *et al.* 2010). El objetivo de este trabajo era analizar si las hipótesis de la *Pecking Order Theory* se cumplían en el sector escogido en el período inmediatamente anterior al inicio de la crisis (1999-2006). Para ello se seleccionaron al azar 160 empresas de la industria química española con la única condición que ofreciesen todos los datos para el período inicial del estudio. Después de aplicar algunos test de coherencia basados en los principios contables, la muestra se redujo a 157 empresas que fueron agrupadas mediante una red no supervisada, los SOM, en función de las variables proxy usadas por Fama & French (2002). Dicha metodología es, hasta donde conocemos, inédita en su aplicación al problema de la estructura de capital. A partir de los resultados obtenidos pudimos concluir que se cumplían las hipótesis relacionadas con las variables de rentabilidad y crecimiento, es decir, las empresas más rentables presentaban menores niveles de endeudamiento y las empresas con mayores tasas de crecimiento también tenían mayores niveles de deuda. Por el contrario, la variable riesgo no se comportaba según era de esperar por la teoría, las empresas más arriesgadas también presentaban niveles altos de deuda. Ello tiene su lógica si consideramos que la mayoría de las empresas de la muestra son pymes, su principal proveedor de financiación ajena es el sistema bancario y, según parece por los acontecimientos posteriores, en el período de estudio los bancos relajaron los criterios en sus análisis del riesgo.

En el segundo estudio, publicado como capítulo de libro en *Methods for Decision Making in an Uncertain Environment* también de la editorial World Scientific (Cámara-Turull, *et al.* 2012), se aplicó la misma metodología a una muestra de 146¹ empresas para el período 2007-2010 con el objetivo de contrastar si la crisis había tenido alguna incidencia en el nivel de cumplimiento

¹ Se partió de las mismas 157 empresas del estudio anterior excluyendo aquellas para las que no se disponía de toda la información.

de las hipótesis de la *Pecking Order Theory*. La principal conclusión del trabajo fue observar como la hipótesis relacionada con el riesgo –según la cual las empresas más arriesgadas presentan menores niveles de deuda debido al mayor coste y a las mayores barreras de entrada que soportan– sí se cumplía. Ello vendría explicado por el cambio en la política de concesión de préstamos del sistema bancario en el período estudiado.

A partir de estos trabajos previos, se desarrollan los capítulos que configuran el cuerpo empírico de la presente tesis doctoral.

En el Capítulo 6, ampliamos el período de estudio hasta 2013 realizando el análisis conjunto de todo el período 1999-2013. Para poder distinguir correctamente la situación anterior y posterior al inicio de la crisis, hemos dividido el período del estudio en dos, el período pre-crisis (1999-2007) y el período post-crisis (2008-2013). En una primera fase del estudio se aplica la misma red no supervisada SOM. Para ello utilizamos 151 empresas para el período pre-crisis, mientras que la muestra se reduce a 118 empresas para el período post-crisis. Las causas de la reducción del número de empresas de la muestra son: i) 14 empresas son desechadas por no disponer de datos para toda la serie. ii) 6 empresas sufren procesos de concurso/liquidación entre los años 2008-2013, iii) 13 empresas sufren procesos de concentración mediante fusiones por absorción y iv) 7 empresas no cumplían los test de coherencia contables aplicados para los datos del período.

En un último enfoque sobre el problema de la estructura de capital, mediante trayectorias usando los mapas autoorganizados de Kohonen (TSOM), incorporamos la dimensión inter-temporal que según Frank & Goyal (2009) es necesaria para considerar el aspecto dinámico del problema (Capítulo 7). Para este estudio hemos seleccionado al azar 50 empresas de la muestra original para las que tengamos datos para todo el período de estudio: seis años anteriores a la crisis (2002-2007) y seis años posteriores a la crisis (2008-2013). El objetivo de este estudio es definir los diferentes tipos de trayectorias de definen las empresas de la muestra tanto en el período pre-crisis como en el período post-crisis y ver si existen pautas de comportamiento diferenciadas en cuanto a su estructura de capital entre los dos períodos.

Durante la aplicación de los SOM al estudio de la estructura de capital de las empresas del sector químico español, se puso de relieve que las pocas empresas de la muestra que quebraron en el transcurso del estudio, se agrupaban, generalmente, en una misma zona del mapa de salida de la red. Ello nos llevó a considerar la posibilidad de analizar el fracaso empresarial a través de

esta metodología, con el objetivo de validar su capacidad para predecir el fracaso de una empresa a partir de los ratios comúnmente utilizados en la literatura financiera. Para ello forzamos una muestra que incluyera un número significativo de empresas quebradas.

En un primer trabajo sobre predicción del fracaso empresarial (Capítulo 8) hemos comparado la capacidad de predicción de un modelo SOM clásico con un modelo híbrido que combina análisis de componentes principales con los SOM (PCA-SOM). Para ello hemos utilizado una muestra de 159 empresas del sector químico español para el período 1999-2007. De éstas, 110 empresas siguen vivas –que denominamos sanas– y 49 empresas han quebrado en los tres años posteriores² al período de análisis –denominadas quebradas–.

En un segundo trabajo (Capítulo 9), y teniendo en cuenta que autores como Blum (1974) defendían que un período de análisis de los 8 años anteriores a la quiebra proporcionaban mayor exactitud que los 1 a 4 años usados en la mayoría de los estudios, nos planteamos ver si el número de años utilizados para clasificar las empresas mediante el modelo SOM afectan a los porcentajes de error cometidos. Para ello comparamos los resultados obtenidos utilizando los datos financieros de los nueve años anteriores al horizonte de quiebra (1999-2007) con los resultados obtenidos utilizando la información financiera de los últimos 6 años (2002-2007) y de los últimos 3 años (2005-2007).

Por último, en el Capítulo 10 recogemos las conclusiones a las que hemos llegado en cada uno de los estudios realizados. En cuanto a la estructura de capital, destacan las diferencias observadas en el papel que desempeña el riesgo en la estructura de capital de las empresas químicas españolas entre los períodos pre y post crisis. De los estudios sobre fracaso empresarial, hemos podido comprobar que el modelo híbrido propuesto, que combina el análisis de componentes principales con los mapas autoorganizados, mejora sensiblemente la capacidad predictiva del modelo de mapas autoorganizados utilizado individualmente y que utilizando información financiera de los 3 años anteriores al horizonte de quiebra los porcentajes de error totales mejoran respecto a los casos en que se usa información de 6 o 9 años. Al final del capítulo, exponemos algunas limitaciones del trabajo y proponemos algunas líneas de trabajo futuras.

² Aunque la mayoría de trabajos utilizan un horizonte de quiebra de un año, du Jardin & Séverin (2011) observan que el uso de SOM permite incrementar el horizonte de quiebra a tres años sin que el porcentaje de error incremente significativamente.

1 EL SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL

El sector químico español está integrado por más de 3.000 empresas que, con una cifra de negocios de 55.000 millones €, genera el 11% del Producto Industrial Bruto y más de 500.000 empleos directos, indirectos e inducidos. En 2011, el sector ya había superado los índices de producción previos a la crisis internacional (Figura 1).

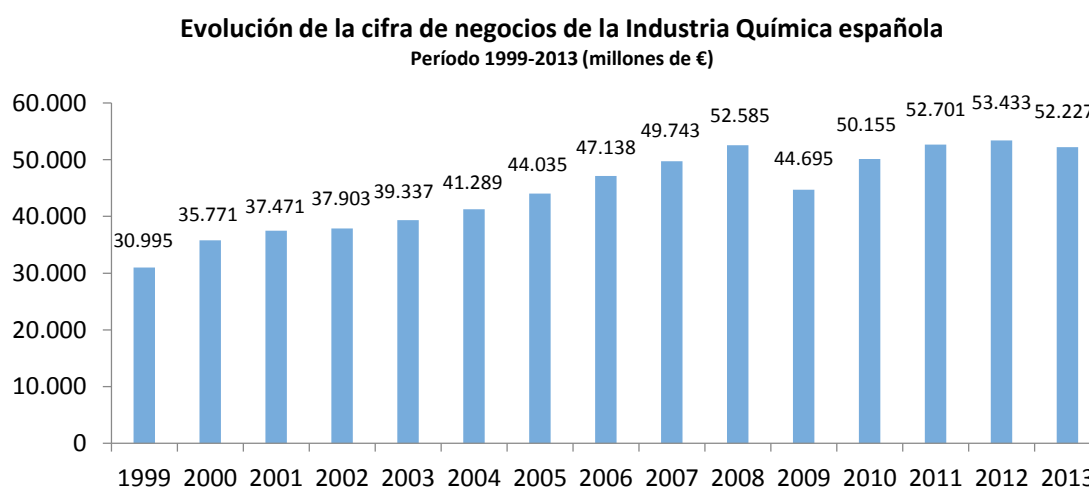


Figura 1. Evolución de la cifra de negocios. Fuente: INE, Encuesta Industrial de Empresas

El 55% de las ventas del sector se realizan en mercados internacionales, lo que supone una cifra de negocios exterior superior a los 30.000 millones €, situándose como el segundo mayor exportador de la economía española. Desde el año 2000, el sector ha incrementado más del 150% sus exportaciones, lo que muestra su alta competitividad internacional y su capacidad de penetración en los mercados (Datos obtenidos de la Encuesta Industrial de Empresas del INE).

Según el informe VCI Prognos Study, el sector químico experimentará un crecimiento anual del 4,5% hasta 2030, (Figura 2); se trata del sector manufacturero con mayor crecimiento, solo superado por el sector energético. Dada su esencial contribución a la generación de riqueza y empleo, así como a su liderazgo en materia de innovación e internacionalización se trata de sector estratégico y de futuro para la economía española.

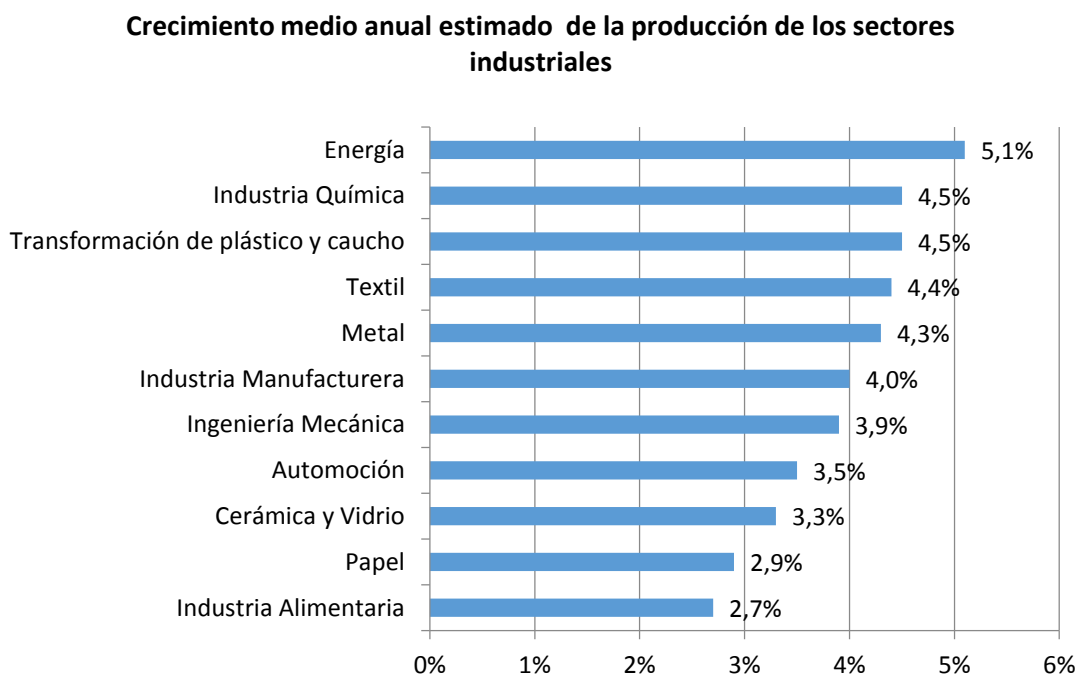


Figura 2. Crecimiento medio anual estimado período 2011-2030. Fuente: VCI Prognos Study

Además de ser un sector con altas perspectivas de crecimiento, el sector químico es la industria más productiva del país, con un valor añadido bruto por ocupado de 118.600 €, frente a una media industrial de 70.400 €. Asimismo, la química lidera la cifra de ventas por empleado de todo el sector industrial, que en 2013 superó los 350.000 €.

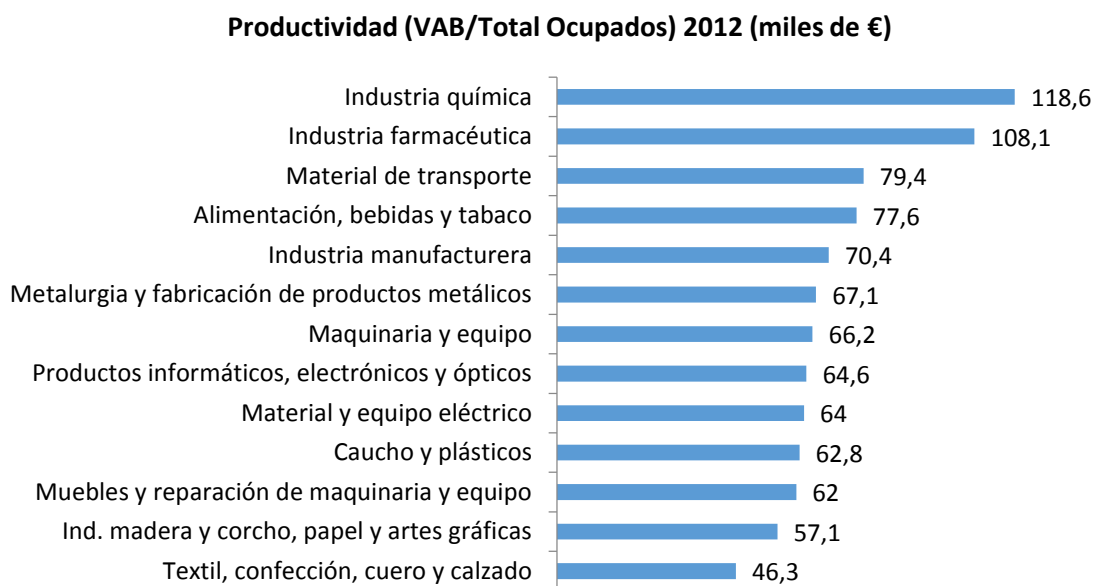


Figura 3. Productividad. Fuente: INE, Contabilidad Nacional de España, EPA

En territorio español se sitúa el mayor clúster químico del Mediterráneo y del Sur de Europa, ChemMed, localizado en Tarragona. En el área andaluza conviven los importantes Clústeres de Huelva y Algeciras, y a lo largo del eje mediterráneo se ha desarrollado especialmente la industria química en la Comunidad Valenciana y Murcia. También en el Norte, se encuentran enclaves estratégicos en País Vasco, Cantabria y Asturias, siendo Madrid, Aragón y ambas Castillas las comunidades con mayor porcentaje de producción química entre las regiones sin litoral costero. La Figura 4 nos muestra la implantación del sector químico en territorio español.



Figura 4. Principales zonas de producción del sector químico español. Fuente: FEIQUE, Federación Empresarial de la Industria Química Española

La Figura 5 nos muestra el reparto de la cifra de negocios del sector químico entre las diferentes comunidades autónomas. La comunidad autónoma con mayor concentración de producción y mayor cifra de negocios es Cataluña y, en concreto, el clúster ChemMed de Tarragona. Por su parte, La Comunidad de Madrid, aún sin ser un territorio con alta concentración de producción del sector, al ser donde se ubica la sede social de muchas empresas, presenta una cifra de negocio superior al de otras comunidades con mayor concentración de producción.

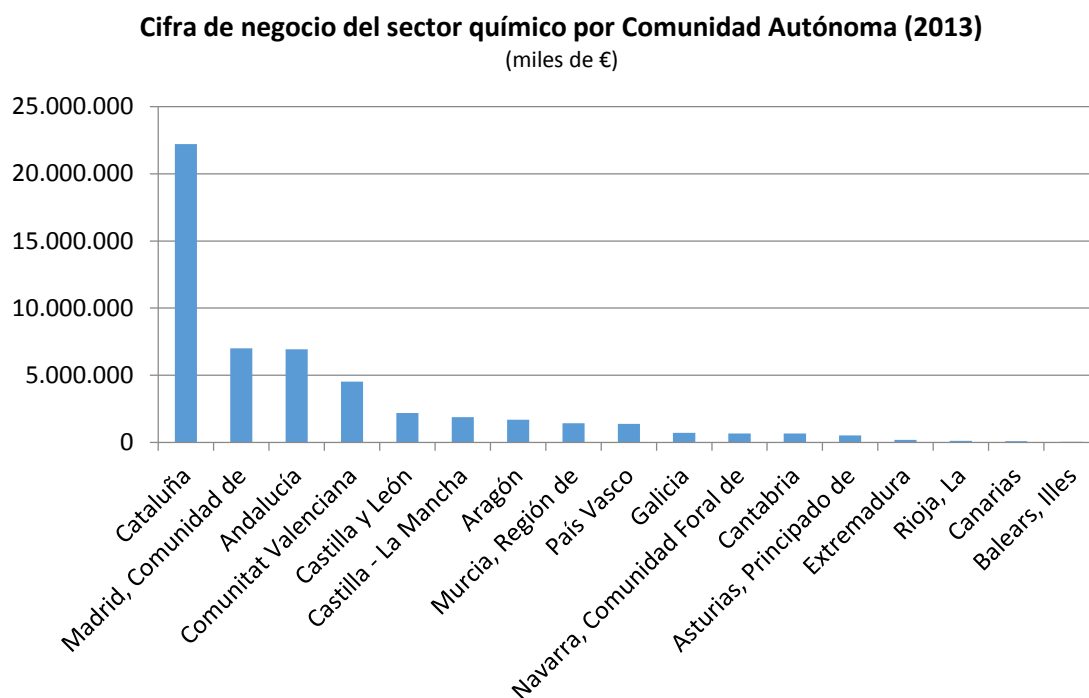


Figura 5. Distribución territorial de la cifra de negocios del sector químico (2013). Fuente: Encuesta Industrial de Empresas del INE

Es un sector líder en innovación que lidera los gastos en investigación y desarrollo tecnológico en España, acumulando la cuarta parte de las inversiones destinadas a estas áreas por la industria española en su conjunto (Figura 6).

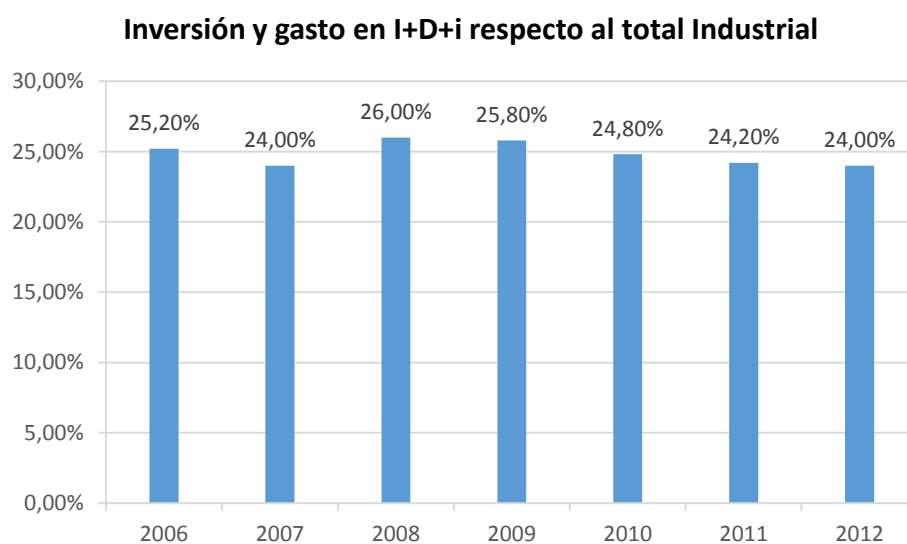


Figura 6. Inversión y gasto en I+D+i. Fuente: INE, Encuesta Industrial de Empresas, Índice de producción y precios

Además, según estadísticas de actividades de I+D+i (INE), uno de cada cinco investigadores que trabajan en el sector privado, lo hacen en la industria química. Se trata de un sector que no sólo lidera el gasto e inversión en I+D+i, sino que es el que dispone del mayor volumen de personal investigador de alta cualificación, acumulando el 21% del total que trabaja en la industria.

Por último, destaca la estabilidad y grado de cualificación de los puestos de trabajo del sector. El 95% de los contratos de los empleados del sector químico son de carácter indefinido frente al 77% que registra el sector servicios, siendo una industria con una amplia estabilidad laboral. Asimismo, la industria química emplea trabajadores de alta cualificación, disponiendo España, en el caso de la formación específica de ingenieros químicos y químicos, de 35 facultades especializadas, muchas de ellas con amplios acuerdos de colaboración con las empresas de su ámbito geográfico.

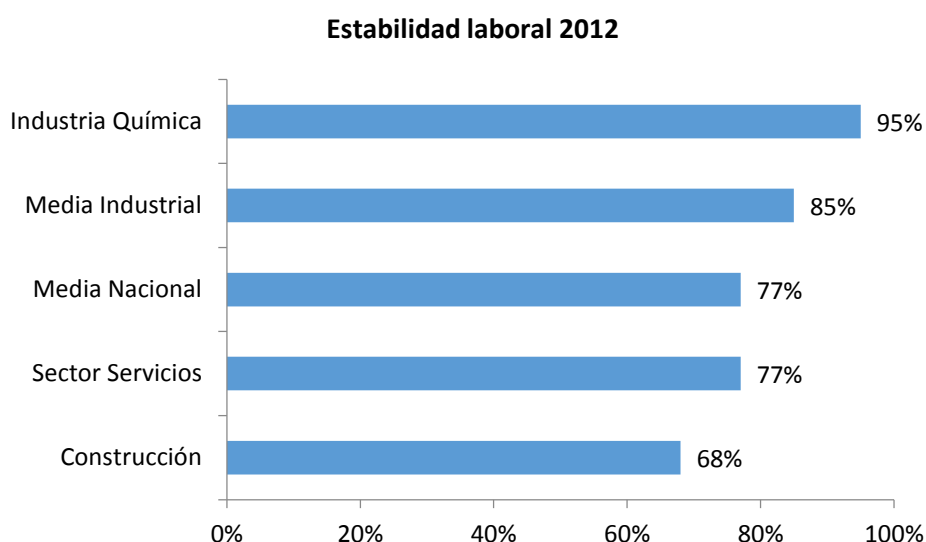


Figura 7. Porcentaje de empleo indefinido sobre el total. Fuente: Encuesta de coyuntura laboral

Hemos escogido el sector químico para la realización de este trabajo por varios motivos:

- a) En primer lugar porque creemos que una Universidad debe prestar servicio al área geográfica donde está ubicada, su territorio aunque sin olvidar su generalización a ámbitos más amplios y internacionales. En nuestro caso la Universitat Rovira i Virgili está situada mayoritariamente a menos de 15 km del mayor clúster de empresas petroquímicas del sur de Europa y el mayor del área mediterránea (ChemMed). Siendo además donde se genera alrededor del 30% de la cifra de negocios del sector en España.

- b) Se trata de un sector Industrial de gran importancia estratégica para la economía española. Con un crecimiento potencial muy importante, de alta productividad, líder en I+D, 1 de cada 5 investigadores del sector privado en España trabajan directa o indirectamente para el sector químico y con una importante estabilidad laboral, el 95% de los contratos del sector son indefinidos.
- c) La mayor parte de los estudios relacionados con el período de crisis se centran en los sectores más vulnerables a la misma: Sector construcción, sector financiero y sector turístico. En cambio, el sector químico, es de los sectores que ha soportado mejor la crisis, de hecho, ya en 2011 había recuperado los niveles de cifra de negocios anteriores a la crisis. En la Tabla 1, vemos la evolución de diferentes sectores industriales en el período 2007-2013.

Tabla 1. Distribución de la cifra de negocios (Evolución 2007-2013)

Sector Industrial	2007	2013	Variación (2007-2013)
Alimentación, bebidas y tabaco	96.560.226	104.271.330	8,0%
Textil, confección, cuero y calzado	20.246.867	13.977.553	-31,0%
Madera y corcho, papel y artes gráficas	43.376.912	23.458.315	-45,9%
Industria química	49.743.275	52.227.378	5,0%
Caucho y materias plásticas	21.673.531	18.229.918	-15,9%
Productos minerales no metálicos diversos	39.309.116	14.566.407	-62,9%
Metalurgia y fabricación de productos metálicos	86.604.035	55.658.154	-35,7%
Material y equipo eléctrico, electrónico y óptico	34.732.042	17.166.148	-50,6%
Maquinaria y equipo mecánico	32.309.904	17.477.854	-45,9%
Material de transporte	75.376.762	63.068.555	-16,3%
Industrias manufactureras diversas	17.433.908	14.579.605	-16,4%
Total Industria (manufactureras)	517.366.578	394.681.217	-23,7%

Fuente: INE, encuesta industrial de Empresas.

Por todo ello, centraremos los estudios empíricos en el sector químico, en concreto analizaremos dos aspectos relevantes desde el punto de vista de la Economía Financiera: la estructura de capital y el riesgo de fracaso empresarial.

A continuación, realizaremos una revisión de la literatura teórica y empírica tanto de la estructura de capital como del estudio del fracaso empresarial.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

2 MARCO TEÓRICO SOBRE ESTRUCTURA DE CAPITAL

Desde hace mucho tiempo, los académicos e investigadores se han planteado preguntas del tipo: ¿Cómo las empresas financian sus inversiones?, ¿Qué relaciones se establecen entre la financiación y las operaciones de la empresa?, ¿Cómo afectan las decisiones de financiación al valor de mercado de la empresa?, ¿Qué factores afectan a las decisiones de financiación?... En una época se creyó que la complejidad del problema era tal que era imposible desarrollar teorías suficientemente robustas para ser aceptables. Hace algo más de medio siglo, Weston (1955) ya se planteaba si era posible desarrollar teorías razonables sobre el problema de la financiación de las empresas³. Desde entonces, se han propuesto una amplia variedad de ideas y teorías para abordar estas cuestiones y otras similares, pero todavía siguen sin respuesta⁴ y tanto los

³ “Muchos profesores de finanzas de la empresa son escépticos acerca de la existencia o posibilidad de elaborar teorías sobre la política de financiación de las empresas. Para validar su postura, ellos señalan la amplia variedad de factores que influyen en las decisiones de financiación y las variaciones que se puedan producir de una situación a otra. La subjetividad de muchos de los factores hace que dependan de la psicología del sujeto decisor. Además, en un mismo caso real, dos soluciones pueden ser igualmente defendibles. Aquellos que mantienen esta postura escéptica, afirman que no existe una ciencia de las finanzas de la empresa ya que los expertos no pueden llegar a soluciones consensuadas” (Weston, 1955 p.130).

⁴ “¿Cómo las empresas eligen su estructura de capital?...No lo sabemos” (Myers, 1984, p.575). Por su parte, Azofra & De Miguel (1990) afirman que el nivel de avance no proporciona una explicación completamente satisfactoria de los ratios de endeudamiento observados en las empresas. Rajan & Zingales (1995) llegan a la conclusión que el grado de aplicabilidad de las distintas teorías disponibles sobre el grado de endeudamiento de las

estudios teóricos como los estudios empíricos aún se encuentran lejos de conseguir un consenso sobre la estructura de capital óptima y los factores que inciden en ella.

El objetivo de este capítulo es realizar una revisión de la literatura sobre el estudio de la estructura de capital de las empresas. El estudio de la estructura de capital puede dividirse entre antes y después de Modigliani & Miller (1958), ya que es a raíz de este trabajo que se han ido construyendo las diferentes teorías de la estructura de capital que existen en la actualidad.

Antes de empezar con la revisión bibliográfica, consideramos importante definir el término de estructura de capital o estructura financiera. Una empresa puede financiarse con recursos financieros propios (capital) o con recursos financieros ajenos o prestados (deuda financiera). La proporción entre una y otra cantidad es lo que se conoce como estructura de capital. En otras palabras, la estructura de capital es la mezcla específica de deuda y de capital que la empresa usa para financiar sus operaciones. A modo de ejemplo, podemos citar varios autores que han definido el término de forma explícita:

- Azofra (1987) afirma que la estructura financiera es el resultado del estudio del conjunto del origen y aplicación de los recursos utilizados por la empresa.
- Salas (1993) define el mismo concepto como “el reparto de fondos financieros entre deuda y recursos propios, tal como aparece en el pasivo del balance de situación de la empresa y/o cuadro de financiamiento”.
- Por último, Hall, Hutchinson, & Michaelas (2000) definen la estructura financiera como “la proporción de la financiación total proveída por varios recursos de fondos agrupados como capital propio, deuda a largo plazo y deuda a corto plazo”.

Los primeros trabajos teóricos sobre la estructura de capital se centraron en determinar la relación existente entre la estructura financiera de la empresa, su coste de capital medio ponderado y su incidencia sobre el valor de mercado de la empresa. En este sentido, definimos coste de capital medio ponderado (k_0) como el coste conjunto de las diferentes fuentes de financiación de la empresa y se obtiene a partir de la Expresión (1):

empresas no es lo suficientemente claro. Por último, Graham (1996) se extraña por no ser capaces de explicar empíricamente la política de endeudamiento de las empresas a pesar del gran número de teorías disponibles.

$$k_0 = k_p \times \frac{P}{E + P} + k_i \times \frac{E}{E + P} \quad (1)$$

Donde: k_p representa el coste de capital de los recursos propios
 P es el valor de mercado de los fondos propios
 E es el valor de mercado del endeudamiento
 k_i indica el coste de capital de la deuda

Se considera que se alcanza una estructura de capital óptima cuando se minimiza el coste de capital medio ponderado, ya que en ese caso se maximiza el valor de mercado de la empresa dado que se establece la siguiente relación entre ambos (Expresión (2)):

$$V = E + P = \frac{\text{Beneficio de explotación}}{k_0} \quad (2)$$

Dónde V representa el valor de mercado de la empresa y coincide con la suma del valor de mercado de los fondos propios más el valor de mercado de la deuda y k_0 es el coste medio ponderado.

La estructura de capital óptima se obtiene según el siguiente razonamiento: En primer lugar se considera que existe una fuente de financiación barata (deuda) y una fuente de financiación cara (capital propio). Ello se argumenta al observar que el riesgo que asumen los acreedores financieros siempre será menor al que asumen los accionistas. Además, a medida que aumente el volumen de deuda, incrementará el riesgo de los accionistas (debido al aumento del riesgo financiero que éstos soportan) y, con ello, la rentabilidad que estos exigen para aportar fondos a la empresa.

Supongamos una empresa financiada en su totalidad por fondos propios. En este caso, su coste de capital medio ponderado coincidirá con el coste de financiación de los fondos propios ($k_0 = k_p$). Partiendo de esta situación inicial, si la empresa incrementase gradualmente su nivel de endeudamiento, se producirían dos efectos contrapuestos. Por un lado se generaría un ahorro al sustituir la fuente de financiación cara (capital propio) por la fuente de financiación más barata (deuda). Por otro lado, los recursos propios que permaneciesen en la empresa exigirían un mayor coste de capital al haber incrementado su riesgo esperado. Mientras el ahorro marginal en el coste de capital de una unidad adicional de deuda superase el sobrecoste marginal de los fondos propios, el coste de capital medio ponderado iría disminuyendo y en

consecuencia, el valor de mercado de la empresa aumentaría. El óptimo se obtendría en el momento que se igualasen las economías obtenidas por los dos efectos, en ese punto se obtendría el mínimo coste de capital medio ponderado y el máximo valor de mercado de la empresa.

Llegados a este óptimo, si continuásemos incrementando el volumen de deuda, el sobre coste marginal de los fondos propios superaría el ahorro marginal de sustituir la fuente de financiación cara por fuente de financiación barata y aumentaría el coste de capital medio ponderado haciendo disminuir el valor de mercado de la empresa. Es lo que conocemos por tesis tradicional⁵, según la cual se puede obtener una estructura de capital óptima mediante el uso moderado del apalancamiento financiero. Se trata de un enfoque eminentemente descriptivo, que adolece de un cuerpo teórico y matemático no suficientemente riguroso para la toma de decisiones en la empresa.

Como hemos comentado anteriormente, es a partir del trabajo seminal de Modigliani & Miller (1958) que el estudio de la estructura de capital adquiere la relevancia que tiene hoy en día⁶. Su artículo ha servido como punto de partida y como referente para todas las investigaciones posteriores y, por ello, en palabras de Harris & Raviv (1991), marca el comienzo de la moderna teoría de la estructura financiera.

En su modelo, Modigliani y Miller usaron la incipiente teoría del arbitraje y aplicaron el principio de equilibrio de los mercados de la teoría económica a temas financieros, lo que generó un cambio radical en la percepción del problema.

Modigliani y Miller parten de la idea que la empresa genera unos *cash flows* y éstos dependen de las inversiones realizadas (activo) y no de la forma en que estas inversiones se financien. Sean cuales sean las proporciones de deuda y capital propio que la empresa use para financiar las inversiones, no afectan a su capacidad para generar *cash flows*, únicamente afectan a la forma en que esos *cash flows* se repartirán entre los inversores (obligacionistas y accionistas).

⁵ Los trabajos más significativos del enfoque tradicional son Graham & Dodd (1934), Durand (1952), Guthmann & Dougall (1955) y Schwartz (1959) (citados por Rivera Godoy, 2002).

⁶ Como es común en la mayoría de contribuciones al conocimiento, existe cierta disputa sobre el origen de la idea. Williams (1938) introdujo la idea de la irrelevancia aunque no llegó a demostrarla a partir de la teoría del arbitraje. Rubinstein (2003) realiza un interesante estudio sobre el origen de las ideas.

Por otro lado, asumen que tanto los inversores como las empresas tienen el mismo acceso al mercado de deuda, en otras palabras todos los agentes del mercado pueden prestar o endeudarse a un mismo tipo de interés, no existen los costes de transacción, ni los costes de quiebra, ni los impuestos. Ello conlleva, según la teoría del arbitraje, que cualquier inversor puede recrear cualquier nivel de apalancamiento que desee y no esté ofertado por las empresas o compensar el exceso de apalancamiento que presenten las empresas si no es el deseado. En otras palabras, los fondos de financiación propios y ajenos son perfectamente sustitutivos⁷.

Como consecuencia de todo lo anterior, Modigliani y Miller, llegaron a la conclusión que, en un mercado eficiente, el nivel de endeudamiento o apalancamiento que presente una empresa no afecta a su valor de mercado. En cualquier caso, los propios autores reconocen que su modelo debe ser modificado para incorporar las diferentes imperfecciones de los mercados no eficientes. De esta forma, se estimula el interés de los investigadores para descubrir aquellos elementos que, alterando las hipótesis iniciales, llevan de nuevo a la existencia de una estructura de capital óptima. Es en este contexto que el estudio de la estructura de capital de las empresas sufre un nuevo impulso al tomar en consideración las diferentes imperfecciones existentes en los mercados financieros y determinar la influencia de las decisiones financieras en el valor de mercado de la empresa.

A día de hoy, todavía no se han identificado todas las imperfecciones⁸ que pueden afectar a los mercados de capitales y tampoco se ha analizado el efecto de todas las imperfecciones identificadas en la relación entre el apalancamiento financiero y el valor de mercado de la empresa. A pesar de ello, existe consenso en que el diferente tratamiento fiscal de la deuda, los costes de quiebra, los costes de agencia y la asimetría informativa son las imperfecciones más influyentes que harán que el volumen de deuda afecte al valor de mercado de la empresa, determinándose en muchos casos una estructura de capital óptima.

La realidad de los mercados financieros no se corresponde con la de un mercado eficiente, sino que existen impuestos que favorecen el endeudamiento, costes de quiebra que limitan

⁷ Otras importantes contribuciones a la tesis de irrelevancia son los trabajos de Hirshleifer (1966) y Stiglitz (1969).

⁸ Como ejemplo, Rivera Godoy (2002) cita las siguientes: 1. Costes de transacción para el inversor. 2. Limitaciones al endeudamiento personal. 3. Diferente estructura impositiva de las personas físicas. 4. Acceso a la información con costo. 5. Costes de emisión. 6. Costes de dificultades financieras. 7. Costes de agencia. 8. Indivisibilidad de activos. 9. Mercados limitados.

dicha ventaja fiscal, conflictos de agencia entre directivos, accionistas y acreedores y diferencias informativas que pueden mitigarse mediante la toma de decisiones financieras (Azofra & Fernández, 1999).

Los primeros autores en introducir el efecto de los impuestos que gravan los beneficios de las empresas y en concreto el ahorro fiscal que producen los intereses de la deuda en la estructura de capital fueron los propios Modigliani & Miller (1963). En un entorno con impuestos corporativos⁹ donde los intereses del endeudamiento son fiscalmente deducibles, la deuda tiende a ser favorecida frente a la emisión de capital como recurso financiero. La estructura de capital óptima o valor máximo de la empresa se obtiene al minimizar los impuestos a pagar, es decir, una estructura de máximo endeudamiento. El valor de mercado de una empresa endeudada es mayor que el valor de mercado de una empresa no endeudada debido al valor aportado por la desgravación fiscal de los intereses de la deuda. Con este estudio los autores matizan su hipótesis de irrelevancia de las decisiones financieras.

Kane, Marcus, & McDonald (1985), Titman & Wessels (1988) y Fama & French (1998) estiman el valor de la empresa y el volumen de la deducción fiscal asumiendo que el valor es la función lineal planteada en (3) :

$$VMEE(E) = VMENE + VAAF(E) = VMENE + z \times E \quad (3)^{10}$$

Donde $VMEE(E)$ representa el valor de mercado de la empresa endeudada y es función del volumen de deuda (E).

$VMENE$ representa el valor de mercado de la empresa no endeudada.

$VAAF$ representa el valor actual del ahorro fiscal.

z es el tipo impositivo que grava el impuesto sobre beneficios de las empresas.

E es el volumen de deuda.

⁹ Otros estudios significativos del enfoque fiscal de la estructura de capital son: DeAngelo & Masulis (1980), Dotan & Ravid (1985), y Dammon & Senbet (1988). Una revisión de dicho enfoque puede encontrarse en Bradley, Jarrell, & Kim (1984).

¹⁰ Considerando un horizonte perpetuo, $VAAF(E) = \frac{z \times INT}{k_i} = \frac{z \times k_i \times E}{k_i} = z \times E$, donde $z \times INT$ representa el ahorro fiscal de los intereses y k_i es el coste de la deuda que a su vez utilizamos como tasa de descuento del ahorro fiscal que provocan los intereses.

No obstante, esta nueva conclusión de Modigliani y Miller que determina una estructura de capital óptima, formada por el máximo volumen de deuda que una empresa pueda sostener, ha sido objeto de muchas críticas; algunas de ellas mencionadas por sus propios autores¹¹:

- i. No ser consistente con la realidad observada donde las empresas, por lo general, hacen un uso moderado de la deuda.
- ii. Hacer caso omiso de los potenciales costes de insolvencia y quiebra que los altos niveles de endeudamiento de la situación óptima propuesta seguramente conllevan.
- iii. No considerar los impuestos personales¹², máxime si se aprecia que en la vida real la tasa tributaria sobre los intereses es mayor que la tasa tributaria efectiva sobre las ganancias de capital¹³.
- iv. No indicar dónde se debe buscar cuando se trata de identificar los factores determinantes de la estructura de capital.

Las investigaciones posteriores se han centrado en considerar diferentes imperfecciones de los mercados financieros planteándose diferentes teorías que coinciden en la interdependencia de las decisiones de financiación y las decisiones de inversión de la empresa y la incidencia del nivel de endeudamiento sobre el valor de la empresa. Se busca una estructura financiera óptima, que surge del equilibrio entre los beneficios y los costes derivados de la deuda, que determina la combinación óptima entre los recursos ajenos y recursos propios y que maximiza el valor de la empresa en el mercado.

De todas las teorías sobre estructura de capital surgidas, actualmente son dos, la teoría del equilibrio estático o *Trade-off Theory* y la teoría del orden jerárquico o *Pecking Order Theory*¹⁴ con sus variaciones, las que compiten entre sí por resolver el problema. En cualquier caso, las

¹¹ El enfoque fiscal de Modigliani & Miller (1963) ha sido objeto de numerosas críticas las cuales han sido recogidas en el trabajo de Ross, Westerfield, & Jaffe (2012), pág. 467.

¹² Por ejemplo, Haugen & Senbet (1978), incorporan el gravamen impositivo para las ganancias de capital de los accionistas y prestamistas que reducen la ventaja fiscal de la deuda y favorecen el uso de la financiación propia. Dichos autores llegan a la conclusión que, en equilibrio, la ventaja fiscal de la deuda para la empresa se anula al ser compensada por la imposición personal –a nivel microeconómico– y, por lo tanto, vuelve a retomar la tesis de irrelevancia de la estructura de capital sobre el valor de la empresa.

¹³ El propio Miller (1977) desarrolla el conocido como modelo de Miller que combina el impuesto de sociedades y los impuestos personales (renta) que aunque atractivo en cuanto a su planteamiento, tampoco está exento de críticas (Ross et al., 2012, pág. 493). En el mismo sentido encontramos el trabajo de Auerbach & King (1983).

¹⁴ Estas dos teorías principales sobre la estructura financiera fueron identificadas y diferenciadas por Myers (1984).

diferentes teorías financieras que buscan explicar la estructura de capital de la empresa no conllevan necesariamente explicaciones mutuamente excluyentes y en buena medida suponen aproximaciones complementarias a un mismo problema (Cuñat, 1999).

2.1 La Teoría del Equilibrio Estático

La teoría del equilibrio estático añade a la ventaja impositiva de la deuda, el mayor riesgo de sufrir dificultades financieras que asume la empresa a medida que aumenta el volumen de endeudamiento. En base a ello, defiende que las empresas persiguen un nivel de endeudamiento óptimo que se consigue con la compensación de las ventajas e inconvenientes de la deuda. Concretamente, la estructura de capital óptima se obtiene cuando las ventajas impositivas de la deuda se compensan con los inconvenientes de la misma: los costes de dificultades financieras y los costes de agencia.

Este planteamiento, más acorde con la observación de la realidad, introduce otra de las ineficiencias o imperfecciones del mercado: la posibilidad de que la empresa tenga dificultades financieras derivadas del endeudamiento.

El uso excesivo del endeudamiento puede llevar a la empresa a una situación de dificultad financiera en la que aparecerán problemas para hacer frente a las obligaciones financieras con sus acreedores en el plazo de tiempo estipulado. Kraus & Litzenberger (1973) desarrollan las bases de la teoría en que el equilibrio entre los beneficios fiscales de la deuda y los costes de quiebra establecen un nivel óptimo de endeudamiento. El primer autor que cuantificó los costes de las dificultades financieras¹⁵ fue Warner (1977)¹⁶. Otros autores como Robichek & Myers (1965), Baxter (1967), Hirshleifer (1970), Stiglitz (1969), Fama (1978) y Kim (1978) analizan como el uso elevado de la deuda puede llevar a las empresas a una situación de

¹⁵ Siguiendo a Shapiro (1991), el término de dificultad financiera, en un sentido amplio, se refiere a cualquier debilitación en la condición financiera de una empresa. En el caso extremo, la empresa falla en sus obligaciones derivadas de la deuda y entra en una situación de insolvencia financiera o quiebra.

¹⁶ Demostró, usando una muestra de 20 empresas de ferrocarril (período 1930-1935) que a medida que se acercaba el momento de la quiebra, los costes de insolvencia o costes de dificultades financieras eran cada vez mayores. Otros estudios destacables son: Altman (1984a); Ang *et al.* (1982); Weiss (1990) o White, (1988).

riesgo de impago, constatando, de este modo, la dimensión o aspecto negativo del uso de la deuda.

Los estudios que analizan los efectos de las dificultades financieras sobre la estructura de capital se basan en considerar los efectos de los costes marginales de quiebra (DeAngelo & Masulis, 1980 y Scott, 1976) y la probabilidad de quiebra (Bradley, Jarrell, & Kim, 1984 y MacKie-Mason, 1990). Dichos estudios concluyen que las empresas con mayores costes de quiebra y mayores probabilidades de quiebra deberían utilizar menos deuda en su financiación¹⁷.

Los costes de las dificultades financieras -también llamados costes de insolvencia o costes de quiebra-, se clasifican en dos grupos, los costes de insolvencia directos y los costes de insolvencia indirectos:

- Los primeros hacen referencia a los costes que se generan en el proceso de quiebra, es decir, cuando ya se ha producido la insolvencia. Formarían parte de los costes de insolvencia directos los costes legales, administrativos y contables en los procedimientos formales de concurso de acreedores y/o quiebra. Son costes de fácil cuantificación pero sólo representan una parte pequeña del total de los costes de insolvencia (Rivera Godoy, 2002).
- Los costes indirectos, por su parte, son costes que afectan a la empresa antes de hacerse efectiva la insolvencia y se harán mayores a medida que incremente la probabilidad de insolvencia (Moreno Luzón, 1985). Son costes relacionados con la pérdida de confianza que se tiene en la capacidad de la empresa para poder hacer frente a sus obligaciones financieras, implican un endurecimiento de las condiciones exigidas por clientes, proveedores, trabajadores (directivos) clave y afectan directamente en la capacidad de generar beneficios de la empresa. Formarían parte de este grupo, los costes de oportunidad relacionados con la imposibilidad de obtener financiación (o un incremento de su coste), de retener personal clave, de mejorar la producción, de realizar nuevas inversiones rentables, de lograr mayores ventas, pérdida de las ventajas fiscales de la deuda, etc. En este caso, se trata de

¹⁷ Según Jalilvand & Harris (1984) las empresas tenderán a ajustar gradualmente su estructura de capital a un nivel óptimo de endeudamiento de modo que las empresas sobreendeudadas emitirán capital y las infraendeudadas emitirán deuda.

costes de difícil cuantificación y que significan una mayor proporción de los costes de insolvencia totales.

La probabilidad de tener dificultades financieras es mayor para las empresas con mayor nivel relativo de endeudamiento y, por ello, los costes esperados de dificultades financieras aumentarán con el nivel de endeudamiento.

La estructura financiera corporativa queda así ligada a las ventajas fiscales y al riesgo financiero. A medida que la empresa va aumentando el uso de la deuda, incrementan los beneficios procedentes de la deducción impositiva de los intereses, pero van aumentando, también, las obligaciones de pago de la deuda y, con ello, los costes de las dificultades financieras. Los acreedores financieros –conscientes de un mayor riesgo financiero– exigen unas tasas de rentabilidad mayores que incluyen una prima por los costes esperados de dificultades financieras lo que supone una disminución del valor de mercado de la deuda. A su vez, el valor de mercado del capital propiedad de los accionistas también se reduce por el mayor nivel de riesgo financiero que soportan. Por ello, cuanto mayor sea la proporción de deuda de la empresa mayores serán los costes esperados de dificultades financieras y menor será el valor de mercado de la empresa.

2.1.1 La estructura de capital óptima con impuestos y costes de dificultades financieras

Las fuerzas opuestas que suponen, por un lado los efectos incentivadores del impuesto de sociedades y, por otro, los efectos negativos de los costes de las dificultades financieras sobre el volumen de deuda que le interesa a la empresa, permite alcanzar a la empresa un equilibrio u óptimo en su estructura financiera denominado por Myers (1984) hipótesis del “*static Trade-off*”, dándole, de este modo, nombre a dicha teoría sobre la estructura de capital.

Según la teoría de equilibrio estático el valor de la empresa vendrá dado por la siguiente expresión¹⁸:

¹⁸ Formulación matemática desarrollada a partir de los trabajos de Bierman & Oldfield (1979) y Donalson, (1961) y que podemos encontrar en Borràs & Càmara-Turull (2009).

$$VMEE(E) = VMENE + VAAF(E) - VACI(E) \quad (4)$$

donde, E es el valor de mercado de la deuda,

$VMEE(E)$ es el valor de mercado esperado de la empresa endeudada, es decir, de una empresa que utiliza un mix entre deuda y recursos propios,

$VMENE$ es el valor de mercado de la empresa no endeudada, es decir, financiada únicamente con recursos propios, cuya fórmula vendrá dada por:

$$VMENE = \frac{\text{Beneficio de explotación} \times (1 - z)}{k_0^z}$$

Donde z es el tipo impositivo que grava los beneficios de las empresas y k_0^z el coste de capital medio ponderado para las empresas no endeudadas cuando se tienen en cuenta los impuestos (en este caso, a diferencia del modelo base de MM, el coste de capital medio ponderado variará a medida que cambie el nivel de deuda de la empresa).

$VAAF(E)$ es el valor actual de los ahorros fiscales esperados, derivados de los intereses de la deuda, cuya fórmula será:

$$VAAF(E) = \frac{z \times k_i \times E}{k_i} = z \times E$$

Donde k_i es el coste de la deuda que a su vez utilizamos como tasa de descuento tanto del ahorro fiscal como de los costes de insolvencia esperados.

$VACI(E)$ es el valor actual de los costes de insolvencia esperados, cuya fórmula sería:

$$VACI(E) = \frac{\text{Costes de insolvencia} \times \text{probabilidad de insolvencia}}{k_i}$$

El nivel de deuda óptimo o la estructura financiera óptima se obtiene maximizando el valor de mercado de la empresa endeudada ($VMEE(E)$). La condición necesaria de optimización requiere que en la Ecuación (4):

$$\frac{\delta VMEE(E)}{\delta E} = \frac{\delta VAAF(E)}{\delta E} - \frac{\delta VACI(E)}{\delta E} = 0$$

Donde se cumple que:

$$\frac{\delta VAAF(E)}{\delta E} = \frac{\delta VACI(E)}{\delta E} \quad (5)$$

Un aumento indiscriminado de la deuda aumenta las probabilidades de llegar a una situación de concurso de acreedores o de quiebra. Los directivos, en consecuencia, deberán analizar cómo combinar los fondos propios y la deuda de forma que no afecte negativamente al valor de mercado de la empresa. Según la Expresión (5), el nivel óptimo de endeudamiento se alcanza cuando se igualan los beneficios marginales conseguidos de la deuda (ahorro fiscal de los intereses) con los costes marginales que genera la deuda (costes de las dificultades financieras).

En la Figura 8 se muestra una comparativa del valor de mercado de la empresa en función del nivel de endeudamiento para los distintos enfoques vistos hasta ahora. En ella se observa la irrelevancia de la política de endeudamiento sobre el valor de mercado de la empresa del modelo de Modigliani & Miller (1958), como el valor de mercado de la empresa crece linealmente respecto el ratio de apalancamiento en el modelo de Modigliani & Miller (1963) gracias al efecto beneficioso del tratamiento fiscal de los intereses de la deuda y la curva que describe la función del valor de mercado de la empresa en la teoría del equilibrio estático alcanzándose el nivel óptimo de deuda (máximo valor de mercado de la empresa) en el punto $(E/P)^*$.

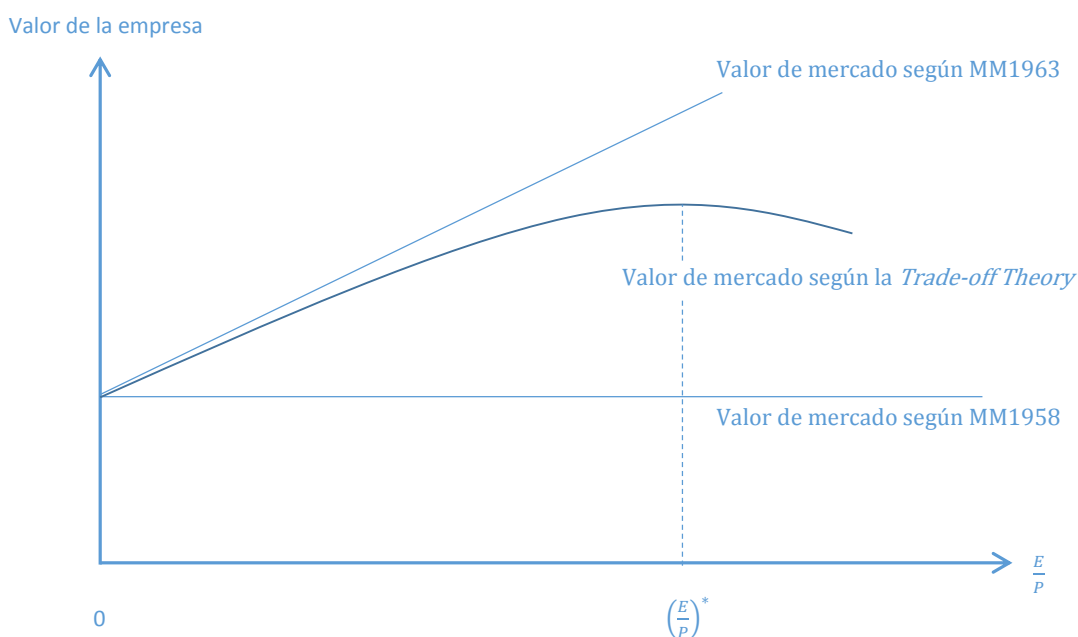


Figura 8: Valor de mercado de la empresa según los modelos de Modigliani y Miller de 1958 y 1963 y la teoría del equilibrio estático. Fuente: Elaboración propia.

El hecho de que los argumentos del modelo del *Trade-off* prevean que la empresa ajusta –aumenta o disminuye– su nivel actual de deuda hacia el nivel objetivo lleva a posicionar a la decisión de endeudamiento en un lugar privilegiado dejando de ser residual de otras decisiones financieras, de inversión o estratégicas.

2.2 La Teoría del Equilibrio Dinámico

Como se desprende de su nombre, la teoría del equilibrio estático sólo tiene en cuenta un período de tiempo, mientras que, en el mundo real, las empresas operan en más de un período de tiempo. Aspectos como:

- La retención de beneficios, que puede llevar a que las empresas con mayores rentabilidades presenten menores niveles de deuda;
- el hecho que la teoría proporciona un nivel óptimo para el apalancamiento, pero no contempla la posibilidad de que la empresa se sitúe en un nivel de deuda diferente al óptimo y no explica cómo se ajustarían estos casos; o
- la falta de evidencia a favor o en contra de la reversión a la media;

son problemas que solo pueden abordarse desde modelos dinámicos. Es por ello que, en los últimos años, los investigadores han considerado el efecto sobre la estructura de capital óptima del ahorro fiscal de los intereses de la deuda y los costes de insolvencia considerando más de un período, dando pie a la teoría del equilibrio dinámico.

En la teoría del equilibrio dinámico, hay que anticipar los posibles excesos o déficits de recursos de períodos posteriores. Frank & Goyal (2007) nos presentan dos ejemplos que ilustran la importancia de los aspectos dinámicos en las decisiones de financiación de la empresa:

1. Primer ejemplo. Supongamos una empresa con muy alta rentabilidad. Con los beneficios obtenidos puede optar por distribuirlos ahora o puede retenerlos para distribuirlos más adelante. La opción que elija dependerá de aspectos tales como que la rentabilidad que la empresa pueda obtener de sus inversiones supere (o no) a la rentabilidad que los accionistas puedan obtener por su cuenta. Tratándose de una empresa muy rentable, podemos asumir que sus oportunidades de inversión ofrezcan mayor rentabilidad que la que puedan obtener los accionistas. Por lo que, en este caso, las empresas retendrán mayor porcentaje de los beneficios, que

pasarán a formar parte de los fondos propios de la empresa y, por lo tanto, reducirán el nivel de apalancamiento de la empresa.

2. Segundo ejemplo. Consideremos una empresa que dispone de más recursos de los que necesita para financiar las inversiones del período actual. La empresa sabe que en un futuro necesitará los recursos para financiar futuras inversiones. Si no tuviésemos que pagar impuestos ni hubiesen costes de transacción y contratación, la empresa distribuiría el exceso de fondos a sus accionistas ahora y obtendría los recursos cuando los necesitara mediante la emisión de nuevas acciones. La existencia de impuestos sobre la renta a los accionistas y los costes de la emisión de las nuevas acciones, hacen que para la empresa sea más económico retener el exceso de fondos y esperar a su futura utilización.

Los intentos por desarrollar un modelo de *Trade-off* dinámico demuestran que se trata de una tarea complicada que obliga a realizar hipótesis muy restrictivas que limitan su aplicabilidad.

Los primeros trabajos que desarrollan un modelo de *Trade-off* dinámico entre el ahorro fiscal de los intereses y los costes de insolvencia fueron realizados por Brennan & Schwartz (1984) y Kane, Marcus, & McDonald (1984). Estos estudios consideran los beneficios fiscales de la deuda y los costes de insolvencia pero no tienen en cuenta los costes de transacción, por lo cual las empresas presentarían altos niveles de deuda para beneficiarse del ahorro fiscal de los intereses y en el momento en que se presenten los costes de insolvencia las empresas reaccionan inmediatamente reduciéndolos. Como esta reacción inmediata y sin coste es irreal, Fischer, Heinkel, & Zechner (1989) incluyen los costes de transacción (y recapitalización) que encarecen y ralentizan los cambios en la estructura de capital reduciendo el efecto beneficioso del ahorro fiscal y por tanto desincentivando un uso excesivo de deuda.

Desde entonces se han desarrollado numerosos trabajos con hipótesis diversas. Por ejemplo, (Kane *et al.* (1984); Fischer *et al.* (1989); Goldstein, Ju, & Leland (2001) y Strebulaev (2007) consideran, como ya hicieron Modigliani & Miller (1958) o Kraus & Litzenberger (1973), que los *cash flows* generados por las inversiones son variables exógenas que no se ven afectadas por cómo la empresa financia sus operaciones. En cambio, Brennan & Schwartz (1984); Mello & Parsons (1992); Mauer & Triantis (1994); Hennessy & Whited (2005) y Titman & Tsyplakov (2007) suponen que los *cash flows* que proporcionan las inversiones dependen de cómo han sido financiadas. A su vez, Brennan & Schwartz (1984) y Parsons & Titman (2007) suponen que la totalidad de los beneficios obtenidos se pagan a los accionistas en forma de dividendos

—obviando la posibilidad de retener beneficios— mientras que Hennessy & Whited (2005) contemplan la posibilidad de retener parte de los beneficios. En cuanto a la fiscalidad, Kane *et al.* (1984); Fischer *et al.* (1989) y Titman & Tsyplakov (2007) omiten la fiscalidad sobre los accionistas, Goldstein *et al.* (2001) y Strebulaev (2007) consideran la fiscalidad de los dividendos pero de tipo bidireccional, de forma que existe un ahorro de impuestos para los accionistas cuando realizan aportaciones a la empresa. Por contra, Hennessy & Whited (2005), suponen la carga fiscal de los dividendos pero no consideran que exista fiscalidad sobre las aportaciones de fondos de los accionistas. Por último, Lewellen & Lewellen (2006) suponen que las empresas, a la hora de recomprar sus acciones, consideran la carga fiscal sobre sus accionistas —que depende del incremento de precio de las acciones desde su adquisición— de forma que las empresas con mayor porcentaje de accionistas de larga duración evitarán la recompra de acciones en mayor medida que las empresas donde las acciones cambian de manos más a menudo.

Otros trabajos más recientes, como Flannery & Rangan (2006); Hahn, Hausman, & Kuersteiner (2007); Huang & Ritter (2009); Öztekin & Flannery (2012); Elsas & Florysiak (2013) y Flannery & Hankins (2013) se centran en analizar la velocidad del ajuste hacia el nivel óptimo de apalancamiento —problema de reversión a la media—¹⁹.

2.3 La Teoría de la Agencia

La relación de agencia (o relación principal-agente) surge cuando una o más personas (el principal) encarga a otra persona (el agente) realizar un determinado cometido en su nombre. Una relación de agencia entre dos individuos existe siempre que el agente es autorizado por el principal a suscribir, modificar o cancelar contratos con terceros en su nombre. Cada uno de los sujetos de una relación de agencia tiene sus propios intereses y ambos desean maximizarlos²⁰.

¹⁹ Las revisiones de Frank & Goyal (2007) y Graham & Leary (2011) analizan los diferentes estimadores y metodologías utilizadas.

²⁰ El problema del principal, como apuntó por primera vez Ross (1973), es ver si existe algún sistema de recompensas para el agente (manager o gerente) que produzca una solución Pareto-eficiente para cualquier par de funciones de utilidad del agente y el principal.

La teoría de la agencia²¹ es una ramificación o epígono de la economía de los costes de transacción y el enfoque contractual; la relación principal-agente es una relación contractual; los costes de agencia son también, en buena medida, costes de transacción. Dos enfoques complementarios que se desarrollaron, sin embargo, de manera independiente (Azofra & De Miguel, 1990).

Para Alchian & Demsetz (1972) y Jensen & Meckling (1976) la empresa es una ficción legal que sirve de nexo para un conjunto de relaciones contractuales entre individuos; un conjunto de contratos entre los propietarios de los factores de la producción. En la teoría clásica o neoclásica el agente que representa la empresa es el empresario, el cual realiza las funciones propias de su condición de empresario y aporta capital-riesgo. En la gran empresa moderna el control está en manos de gerentes profesionales, que en su mayor parte ni siquiera son accionistas. Estos ejecutivos o directivos asalariados son el agente de los accionistas (principal). Los accionistas son por ley los propietarios de la sociedad anónima. A los gerentes se les contrata para que defiendan los intereses de los accionistas –esto es, la maximización del valor de la empresa o valor de mercado de sus acciones– y no los suyos propios. La actuación de los gerentes no siempre sigue el interés de los accionistas. El principal objetivo de los accionistas es maximizar el beneficio por acción o, lo que es equivalente, que el valor de mercado de sus acciones sea el mayor posible. Por otra parte, los estudios empíricos realizados ponen de manifiesto que la utilidad o satisfacción de los directivos se halla directamente relacionada con el tamaño y la tasa de crecimiento de la empresa, por razones de poder, prestigio, mayores salarios, etcétera.

La dirección de la empresa se encuentra ante una disyuntiva a la hora de decidir el reparto del beneficio anual entre dividendos y acumulación a reservas. Desde el punto de vista de la utilidad o satisfacción de los accionistas y el incremento del valor bursátil de las acciones, interesa repartir la mayor cantidad de dividendos posible. Por el contrario, desde el punto de vista de los intereses directivos, cuantos más dividendos se repartan menor será la parte del beneficio que se acumula a reservas (autofinanciación o financiación interna), limitando de este modo las posibilidades de crecimiento de la empresa.

²¹ Esta teoría se debe a Jensen & Meckling (1976). Ambos autores toman como base de su teoría los modelos de comportamiento humano REMM (*Resourceful, Evaluative, Maximizing Model*) y PAM (*Pain Avoidance Model*), cuya discusión puede verse en Jensen & Meckling (1994).

Toda relación de agencia está fundamentada en la existencia de:

- i. Divergencias o conflictos de intereses entre principal y agente, y
- ii. Asimetría informativa entre principal y agente.

Como ya hemos visto, cada uno de los grupos de interés en la empresa, principal y agente, pretende maximizar su propia función de utilidad en las relaciones contractuales. Sin embargo, como sus intereses suelen ser divergentes se desencadenarán una serie de conflictos o actuaciones oportunistas, denominados problemas de agencia, que producirán un aumento en la riqueza de uno de estos grupos a costa de una reducción de la riqueza o las rentas de los otros. Esto implicará la necesidad de diseñar un sistema adecuado de incentivos, restricciones y penalizaciones con objeto de asegurarse de que los directivos actúan en sintonía con los intereses de los accionistas²².

Por otra parte, la existencia de diferencias en el nivel de información –asimetría informativa– poseída por el principal y el agente potencia los conflictos anteriores. Si el principal conociese exactamente toda la información que posee el agente, este último no actuaría en su favor y en contra de los intereses de quien le paga.

Tanto los conflictos de intereses como la asimetría informativa pueden afectar a las decisiones financieras de la empresa y conllevan la aparición de los denominados costes de agencia²³ –que como el resto de costes– acabarán incidiendo sobre el valor de la misma.

Jensen y Meckling (1976) agrupan los costes asociados a una relación de agencia en tres capítulos:

- i. costes en que incurre el principal para regular la conducta del agente, con la finalidad de que las divergencias entre lo realizado por el agente y lo deseado o simplemente de él esperado sean las menores posibles (costes de control);
- ii. costes en que incurre el agente para garantizar al principal que en su actuación no va a desviarse de lo acordado (costes de fianza);

²² Jensen (1986) define al agente perfecto como aquél que toma decisiones sin tener en cuenta sus propias preferencias, sino sólo las del principal.

²³ Existe otra fuente de costes de agencia, los costes en los que se incurre como resultado de los problemas de autocontrol (acciones que pueden perjudicar tanto a su autor como a los demás) y que se denominan problemas de agencia consigo mismo (Thaler & Shefrin, 1981).

- iii. la pérdida que al principal puede causarle el agente al tomar decisiones que él no tomaría si estuviera en su lugar (pérdida residual).

A partir del trabajo realizado por Jensen & Meckling (1976), Kim & Sorensen (1986) inician la construcción de la teoría de la agencia aplicada a la empresa considerando los conflictos de intereses entre: los accionistas, los directivos y los proveedores de deuda.

Las fuentes principales de problemas de agencia que se plantean en el contexto empresarial son, siguiendo a Jensen y Meckling (1976) de dos tipos:

- 1) Los conflictos existentes por la diferencia de intereses entre los accionistas (no dirigentes) y los dirigentes de la empresa –problema de agencia originado por la financiación en forma de capital propio–, y
- 2) Los conflictos existentes entre los accionistas y los proveedores de deuda de la empresa –problema de agencia originado por el uso de la financiación ajena o deuda–.

En los conflictos de intereses entre los accionistas y los dirigentes el aumento del nivel del capital propio aumenta los costes de agencia. En este caso, la emisión de deuda puede atenuar los conflictos de intereses entre los diferentes grupos intervinientes (porque disminuye los costes de agencia) y, con ello, se consigue un aumento del valor de la empresa. Y, al contrario, en los conflictos de intereses entre los accionistas y los acreedores financieros los costes de agencia serán mayores cuanto más alto sea el nivel de endeudamiento, produciendo, en este caso la emisión de deuda, una disminución del valor de la empresa. Resumiendo, el aumento o disminución del nivel de endeudamiento por parte de una empresa puede atenuar o aumentar los conflictos de intereses entre los diferentes grupos intervinientes –accionistas-dirigentes y accionistas-acreedores financieros– provocando una disminución o un aumento de los costes de la financiación y, por lo tanto, acabará afectando al nivel óptimo de apalancamiento y al valor de la empresa.

2.3.1 Conflictos entre accionistas y directivos

Los conflictos de agencia surgen por la existencia de separación entre la propiedad y la gestión de la empresa (Jensen y Meckling, 1976). Dicha separación lleva a que los propietarios

o accionistas tengan como objetivo conseguir el máximo rendimiento de su inversión en la empresa, o lo que es lo mismo, consiguiendo la maximización del valor de la misma. Por el contrario, la aversión al riesgo de los directivos hace que su objetivo sea garantizar su reputación, su permanencia y el crecimiento de la empresa.

Las actuaciones oportunistas que pueden realizar los directivos y que incidirán en las decisiones financieras pueden ser de tres tipos diferentes (Vendrell Vilanova, 2007):

- i. El problema de las “*perquisites*” o consumo extra de beneficios no pecuniarios (M. C. Jensen & Meckling, 1976);
- ii. El problema de sobreinversión o de *free cash flow*, siendo el *free cash flow* el importe de los recursos generados por la actividad de la empresa que quedan a disposición de los directivos, una vez realizadas todas las inversiones con valor actual neto (VAN) positivo descontado al coste de capital (Jensen, 1986); y
- iii. El problema de la renuncia a liquidar la empresa (Harris & Raviv, 1990).

En las empresas en que se den las condiciones para que dichos conflictos se desencadenen –las que tengan separada la propiedad y el control, y en mayor medida cuanto mayor sea la dispersión de la propiedad– el aumento de los recursos propios provocará una disminución del valor de la empresa o, al contrario, el aumento del nivel de endeudamiento mejorará el valor de la misma.

A continuación se analiza cada uno de estos conflictos a través de las aportaciones de los autores más significativos y se constata cómo el uso de un mayor nivel de endeudamiento puede mitigar los problemas y conseguir un mayor valor de la empresa.

2.3.1.1 *El problema de las “perquisites”*

El hecho que los directivos no puedan beneficiarse de las ganancias obtenidas fruto de sus actividades de dirección en la misma medida que los accionistas es el punto de partida del problema de agencia entre accionistas y directivos (M. C. Jensen & Meckling, 1976)²⁴. Por el contrario, en el caso de que las decisiones tomadas por los directivos no fueran exitosas tienen

²⁴ Se supone que la dirección no posee participaciones del capital de la empresa o, en caso contrario, que su participación relativa en el mismo no es significativa.

que soportar enteramente los costes de la mala gestión porque pueden resultar en una pérdida del puesto de trabajo y una mala reputación.

Ante esta situación, los directivos tienen incentivos para no utilizar eficientemente los recursos de la empresa que tienen bajo su cargo y tomar decisiones oportunistas que les permitan disfrutar de ingresos no pecuniarios o "*perquisites*" para su lucro personal (consumo en el lugar de trabajo, menor dedicación a la gestión empresarial, menor dedicación a la búsqueda de inversiones rentables, etc.) que les benefician exclusivamente y que no llevan a la empresa a la maximización de su valor. En consecuencia, los accionistas verán reducido el valor de su inversión –de la empresa– por un importe equivalente al de los beneficios extras apropiados por los directivos²⁵.

Jensen & Meckling (1976) proponen dos posibles soluciones para mitigar la actuación oportunista de los directivos: i) el aumento de su participación en el capital de la empresa, o; ii) manteniendo constante su participación en el capital de la empresa, aumentar la proporción de deuda en la financiación de la empresa. Según Grossman & Hart (1982) la reputación del equipo directivo puede ser la clave del problema. Se trata de aumentar el volumen de deuda utilizado por la empresa con la finalidad de incentivar a los directivos a trabajar más duro, mejorar sus decisiones de inversión, entre otras, por cuanto estas actuaciones reducirían las probabilidades de incurrir en quiebra. El aumento del nivel de deuda que amplía la amenaza de quiebra puede hacer pensar a la dirección en una posible pérdida de reputación o control de la empresa que tratará de evitar a toda costa. Por todo ello, el aumento de la deuda en el modelo de dichos autores también predice un aumento del valor de la empresa y del de las acciones de la misma.

En síntesis, la discrecionalidad del equipo directivo, que puede llevar al consumo extraordinario de recursos de la empresa en beneficio propio, puede mitigarse a través de la emisión de deuda. Se trata de uno de los casos en que se le atribuye a la deuda una habilidad disciplinadora del comportamiento del equipo directivo, es decir, se considera el aumento del endeudamiento como una ventaja para la empresa.

²⁵ Los dirigentes también pueden soportar estos costes pero sólo en la parte proporcional a su participación en el capital de la empresa, en el caso de existir dicha participación.

2.3.1.2 *El problema de sobreinversión o de free cash flow*

En un trabajo posterior, Jensen (1986) introduce el conflicto de agencia de la sobreinversión. En este caso, el conflicto entre accionistas y directivos surge cuando la empresa genera una cantidad de *cash flow* superior al necesario para financiar todos los proyectos de inversión viables. Ante tal situación, los accionistas, para mejorar el rendimiento de su inversión en acciones de la empresa, pueden preferir que el exceso de *cash flow* les sea distribuido en forma de dividendos, mientras que los directivos pueden preferir emplear el excedente de recursos financieros para realizar inversiones, aunque la rentabilidad de éstas sea inferior al coste marginal del capital de la empresa (Stulz, 1990). Los directivos prefieren la inversión del *free cash flow* en lugar de la distribución a los accionistas porque un mayor crecimiento favorece sus objetivos de poder, prestigio, promoción y remuneración.

Jensen (1986) propone dos soluciones alternativas para reducir el problema de la sobreinversión: el incremento de la tasa de distribución de beneficios y/o el aumento de la deuda. Ambas actuaciones tienen el propósito de reducir los *free cash flows* disponibles para la dirección de la empresa.

Sin embargo, la cesión de los recursos libres a través de la emisión de deuda tiene ciertas ventajas sobre el reparto mayor de beneficios en forma de dividendos. Por un lado, porque la política de dividendos permite una mayor discrecionalidad al equipo directivo, y, por otro lado, porque la emisión de deuda²⁶ permite a los acreedores, titulares de la nueva deuda, la posibilidad de forzar el proceso de quiebra en caso de que la empresa incumpla sus obligaciones de pago.

Stulz (1990), Hart & Moore (1995) y Zwiebel (1996) también suscriben la idea de Jensen que las obligaciones de pago derivadas de la emisión de deuda ayudan a desincentivar a los dirigentes de la realización de inversiones de manera excesiva debido al mayor riesgo de quiebra. De nuevo, se le atribuye a la emisión de deuda una aptitud disciplinadora del comportamiento discrecional del equipo directivo y, con ello, una mejora del valor de la empresa.

²⁶ Sin embargo, Hart & Moore (1990) afirman que la deuda no reduce el problema de sobreinversión mencionado cuando los derechos sobre los activos de la empresa de la deuda viva o antigua disminuyen o evitan la posibilidad de obtención de nueva financiación externa.

2.3.1.3 *El problema de la renuncia a liquidar la empresa*

Harris & Raviv (1990) introducen un nuevo conflicto de intereses entre la directiva y los accionistas de la empresa. Se trata del problema de la renuncia a liquidar la empresa cuando se trata de la opción que sería más ventajosa para los accionistas, aún en el caso en que el valor de liquidación de la empresa sea superior al valor de sus activos, los directivos, dado que su trabajo y su reputación dependen en parte de la supervivencia de la empresa que dirigen, intentarán que la liquidación de la empresa sea la última opción.

Ante esta situación, la utilización de la deuda puede mitigar el problema de agencia porque, dado el caso, permite que los acreedores –en los cuales coincidirá en muchos casos la titularidad de acciones de la misma empresa– fuercen la liquidación de la empresa si no se generan suficientes recursos financieros (Harris & Raviv, 1990).

Hasta el momento se ha podido constatar que el aumento del nivel de endeudamiento puede ser beneficioso para solucionar los problemas de agencia ocasionados por la dirección. Y, al contrario, los costes de agencia provocados por los conflictos señalados se verán aumentados con el incremento de la financiación con capital propio. Resumiendo, un mayor recurso a la deuda acabará significando una disminución de los costes de agencia mencionados y un aumento del valor de la empresa.

2.3.2 Conflictos entre accionistas y acreedores financieros

A pesar de los beneficios que desencadena la emisión de deuda para solucionar los problemas de agencia vistos en el apartado anterior, esta misma deuda puede generar, a su vez, un aumento de los costes de agencia que se verán materializados en una disminución del valor de la empresa.

Desde el momento en que la empresa utiliza el endeudamiento para financiarse aparecen los conflictos de interés entre los accionistas y los proveedores de deuda u obligacionistas. Esta emisión de deuda por parte de la empresa crea un incentivo a la toma de decisiones inadecuadas o subóptimas por parte de los accionistas. Dicho incentivo será mayor cuanto más endeudada

se encuentre la empresa. La principal causa de los problemas de agencia, en este caso, es la diferencia de derechos económicos y, por ello, diferente riesgo asumido en la relación contractual entre accionistas y obligacionistas. Por un lado, los propietarios o accionistas pueden disponer del beneficio obtenido de la actividad económica que puede ser ilimitado, mientras que sus pérdidas máximas potenciales se limitan al capital aportado. De modo que, en caso de darse una situación de dificultad financiera en la empresa, los accionistas responden de las deudas contraídas por la empresa hasta un nivel máximo igual a la cuantía del capital aportado a la misma. Por otro lado, los acreedores financieros reciben una remuneración fija de sus aportaciones de recursos financieros y, en consecuencia, tanto las pérdidas como las ganancias son de carácter limitado. Sin embargo, los acreedores disfrutan de una ventaja frente a los accionistas: tienen prioridad para recuperar las aportaciones en el reparto del patrimonio empresarial en caso de insolvencia financiera o quiebra en los cuales los recursos generados por la empresa son insuficientes para satisfacer la remuneración y devolución de las diferentes fuentes de financiación.

Como consecuencia de los diferentes derechos económicos vistos en el apartado anterior, desde el momento en el que los proveedores financieros pactan con la empresa la compra de deuda, su principal interés es asegurar que la empresa cumpla con sus obligaciones financieras y evitar, a toda costa, que se produzca una situación de insolvencia.

La mera posibilidad de que la empresa pueda sufrir dificultades financieras incrementa los conflictos de agencia al aumentar las diferencias de intereses entre accionistas y acreedores financieros²⁷. En estas circunstancias, los accionistas pueden provocar la toma de decisiones ineficientes que harán que disminuya el valor de mercado de la empresa.

Dichas decisiones, derivan en tres tipos de problemas de agencia diferentes (Vendrell Vilanova, 2007):

- i. La realización de proyectos de inversión arriesgados o problema de sustitución de activos (*risk-shifting*) que suponen la transferencia de riqueza de obligacionistas a accionistas (M. C. Jensen & Meckling, 1976);

²⁷ Según Myers (2001) la mera posibilidad de que la empresa pase a tener problemas financieros puede implicar cambios en las decisiones operativas y de inversión de la empresa.

- ii. La no realización de proyectos de inversión con VAN positivo o problema de subinversión (*underinvestment* o *debt overhang*) cuando las inversiones no reportan beneficios a los accionistas (Myers, 1977); y
- iii. El problema de la renuncia a liquidar y de las decisiones “miopes” o cortoplacistas (Titman, 1984 y Barnea, Haugen, & Senbet, 1985).

Seguidamente analizaremos cómo un aumento del ratio de apalancamiento afecta negativamente al valor de mercado de la empresa según cada uno de los tres tipos de conflicto de agencia anteriores.

2.3.2.1 *El problema de sustitución de activos*

Se trata de un comportamiento oportunista que se puede desencadenar en las empresas con elevados niveles de endeudamiento, cercanas a padecer dificultades financieras, para las que un aumento de la deuda puede llevar a que los directivos, en nombre de los accionistas, transfieran riqueza de los prestamistas a los accionistas a través de las decisiones de inversión tomadas, aunque dichas decisiones supongan la disminución del valor de la empresa. Se trataría de realizar políticas de inversión subóptimas invirtiendo en proyectos de mucho riesgo, incluso aunque los mismos tengan valores capitales actuales negativos.

Jensen & Meckling (1976) explican el fenómeno de la sustitución de activos que consiste en el cambio de una inversión no arriesgada a otra de elevado riesgo por parte de los accionistas. Dichos autores plantean que los accionistas tienen incentivos, dada su responsabilidad limitada, para emprender proyectos de inversión de elevado riesgo, ya que si resultan exitosas se beneficiarán de la mayor parte del resultado obtenido –el resto irá destinado al cumplimiento de los compromisos de la deuda–, mientras que, si resultan un fracaso las pérdidas serán soportadas por los proveedores de fondos. Los accionistas elegirán aquellos proyectos que son mejores para ellos, es decir, aquellos que proporcionen mayor rentabilidad esperada aunque con menor probabilidad de éxito, de tal manera que no se maximice el valor total de los participantes en la empresa, o el valor de la empresa, pero sí el valor de las acciones.

En este caso, los accionistas no tienen ningún interés por llevar a cabo proyectos de inversión no arriesgados –e incluso de mayor valor–, puesto que ello se traduciría en un aumento del valor de la deuda y en una disminución del valor de las acciones.

Vemos pues que, la emisión de deuda ante esta situación de dificultades financieras ocasiona un problema de agencia que agravaría la situación de la empresa y conduciría a una disminución del valor de la empresa. Por el contrario, el aumento de la financiación con capital mejoraría la situación.

2.3.2.2 El problema de subinversión

El problema de subinversión introducido por Myers (1977) se refiere al incentivo que tienen los accionistas para abandonar proyectos de inversión rentables, y está motivado por el orden de prelación preferente en que los obligacionistas están situados, respecto a los accionistas, en el momento de recibir el reembolso de sus aportaciones.

Ante la posibilidad de tener dificultades financieras consecuencia del nivel de endeudamiento de la empresa, los directivos –en interés de los accionistas– pueden decidir no realizar proyectos de inversión con valor capital positivo porque la mayor parte del excedente generado por el proyecto irá a parar a manos de los acreedores financieros para saldar la deuda contraída. De nuevo, la presencia de deuda impulsa al accionista a provocar la disminución en el valor de la empresa²⁸ que en otro caso no tendría lugar. O dicho de otro modo, niveles elevados de endeudamiento en la empresa pueden impulsar a la dirección a renunciar a un incremento de valor de la empresa que sería obtenido por los accionistas si éstos fuesen los únicos aportantes de capital a la empresa.

Según Myers (1977) los accionistas sólo comprometerán nuevos recursos en un proyecto de inversión si la rentabilidad esperada es suficiente para atender la deuda “en circulación” además de obtener una rentabilidad aceptable sobre los fondos comprometidos en el nuevo proyecto de inversión. Cuando las inversiones se financian con deuda se crea un problema de incentivos

²⁸ Mauer & Sarkar (2005) llegan a calcular la magnitud de los costes de agencia de subinversión, obteniendo que los mismos, efectivamente, disminuyen significativamente el valor de la empresa y de la deuda óptima.

porque el excedente del proyecto tiene que repartirse entre accionistas y bonistas. Si los accionistas, debido al endeudamiento, no obtienen suficiente excedente pueden decidir no realizar proyectos de inversión aunque su resultado neto actual esperado sea positivo.

Así mismo, Myers (1977), propone para aminorar el problema de subinversión la disminución de la deuda y la utilización de convenios restrictivos. Otros autores han propuesto soluciones alternativas para disminuir el problema de subinversión que pueden conocerse en el trabajo de revisión literaria de Harris & Raviv (1991).

2.3.2.3 El problema de la renuncia a liquidar la empresa

Los procesos de quiebra y reorganización suponen un factor adicional de conflicto entre accionistas y obligacionistas; cuando el volumen de deuda es significativo la probabilidad de que el beneficio de la empresa sea inferior al importe necesario para atender la deuda se hace mayor y los costes de insolvencia se hacen mucho más patentes.

El problema de la renuncia a liquidar surge debido al orden de prelación que tienen los accionistas en el caso de que la empresa tuviera que liquidarse. Los accionistas se sitúan en último lugar en la obtención de los flujos procedentes de la liquidación de la empresa, de manera que, aquéllos pueden tener incentivos para evitar el cierre de la empresa con el fin de mantenerse obteniendo los flujos futuros esperados siempre que éstos sean superiores a los que se espera obtener con el desmantelamiento de la empresa.

Por su parte, los directivos pueden tener incentivos de evitar la liquidación de la empresa para garantizar su continuidad en la misma e impedir perder su puesto de trabajo. Los directivos de las empresas saludables financieramente -actuando en interés de los accionistas-, generalmente, no elegirán liquidar la empresa, porque los accionistas sólo participarán del valor de liquidación de la empresa una vez satisfechos los compromisos con los acreedores de la empresa.

Por el contrario, los acreedores -gracias a su posición prioritaria en el reparto del patrimonio resultante en un proceso de liquidación- pueden tener un elevado incentivo en liquidar la empresa.

Ambos grupos de interés, los directivos y los accionistas, como se ha visto, pueden tener interés en evitar la liquidación prematura de la empresa. Sus incentivos, por el contrario, es probable que estén encaminados a emprender actuaciones inadecuadas, con el fin de conseguir *cash flow* de la forma más rápida posible -tales como, por ejemplo, disminuir la calidad de los productos y servicios, o recortar los beneficios sociales a los empleados, recortar los gastos en investigación y desarrollo, en publicidad y promoción, en existencias, entre otros- y que acabarán provocando que la empresa pierda reputación y competitividad. Ello es así, porque la pérdida de reputación y competitividad de la empresa, ante la posibilidad de quiebra y liquidación, pasan a ser atributos que se vuelven menos importantes que generar suficiente *cash flow* para cubrir el servicio de la deuda.

Sin embargo, la posibilidad de la quiebra de una empresa conlleva que los clientes potenciales y el resto de agentes relacionados se muestren reacios a trabajar con la misma. Ello afectará negativamente a las futuras ventas de la empresa, a los costes operativos, y a los costes financieros. Por ejemplo, los clientes no estarán dispuestos a pagar el mismo precio por los productos de la empresa y los proveedores aplicarán un precio superior por sus bienes o servicios. En resumen, un escenario de dificultades financieras provocará la disminución del valor de las operaciones realizadas por las empresas en dicha situación que redundará en una disminución del valor de la empresa y, por ello, del valor de sus acciones.

Hasta aquí hemos contemplado las desventajas de la deuda originadas por los conflictos de agencia que provocan una disminución del valor de la empresa por un importe igual a los costes de agencia generados. Dichas desventajas se van a ver reducidas si la empresa se decanta por financiar sus inversiones con capital propio en lugar de con mayor endeudamiento. Así, según el enfoque de agencia, las empresas con un nivel de endeudamiento determinado y con posibles conflictos entre accionistas y acreedores financieros preferirán la financiación con capital, o lo que es lo mismo, financiarán los nuevos proyectos de inversión con capital.

Los efectos de los costes de agencia han sido analizados por diversos autores como: Barnea, Haugen, & Senbet (1981); Green & Talmor (1986); Kim & Maksimovic (1990) y Mao (2003).

Recientemente, diversos autores han realizado estudios para conocer la magnitud de este tipo de costes de agencia, es decir, la importancia cuantitativa de los mismos, con la finalidad de observar el impacto sobre el nivel de endeudamiento óptimo. Dentro de este grupo de estudios

se encuentran los de: Brennan & Schwartz (1984); Childs, Mauer, & Ott (2005); Ericsson (2000); Harvey, Lins, & Roper (2004); Leland (1998); Mauer & Sarkar (2005); Mello & Parsons (1992) y Parrino & Weisbach (1999). En dichos estudios, generalmente, se ha obtenido que los costes de agencia de infrainversión son cuantitativamente importantes –siendo de un rango de 2%-9% del valor de la empresa– y un importante determinante del nivel de endeudamiento óptimo. Acerca de los costes de agencia de sobreinversión, el rango se sitúa entre un parecido 1%-9%.

En síntesis, según la teoría de la agencia, existe una estructura financiera óptima para cada empresa que depende de las relaciones de agencia existentes –entre los accionistas, directivos y acreedores financieros– y, por tanto, de los costes de agencia que se desprenden de las mismas. Los costes de agencia pueden ser mitigados a través de emisiones de deuda o capital –según se ha visto– y será el objetivo que perseguirá la empresa para conseguir que el valor de la empresa sea máximo. Finalmente, el nivel de endeudamiento resultante de la operación de minimización de los costes de agencia es el nivel óptimo de endeudamiento, que será diferente para cada empresa.

2.3.3 La estructura financiera óptima considerando los costes de agencia

Según hemos visto, un mayor volumen de deuda, produce dos efectos contrarios. Por un lado, reduce los costes de agencia que se producen entre accionistas y directivos pero, por otro lado, incrementa los costes de agencia que se dan entre accionistas y obligacionistas. En este sentido, Jensen & Meckling (1976) presuponen la existencia de una estructura financiera óptima que se obtiene al compensar los costes de la deuda con los beneficios de la deuda surgidos en las relaciones de agencia. Es decir, el modelo de Jensen & Meckling (1976) constata la existencia de un nivel de endeudamiento para el que se producirá un valor mínimo de los costes totales de agencia o, de otro modo, un valor máximo de la empresa. En la Figura 9 puede verse la representación de los costes de agencia totales, de los costes provocados por la emisión de capital propio y por la emisión de deuda, y su evolución en función del nivel de endeudamiento de la empresa.

Puede observarse como a medida que aumenta el porcentaje de deuda sobre el total de la financiación, los costes de agencia causados por el capital propio van decreciendo y los costes de agencia causados por la deuda aumentan. La combinación de estas dos curvas determina los

costes totales de agencia, que decrecen inicialmente con el aumento de la deuda pero a partir de cierto nivel $\left(\frac{E}{E+P}\right)^*$ comienzan a aumentar. El punto $\left(\frac{E}{E+P}\right)^*$ indica la estructura de capital óptima, es decir, el nivel de endeudamiento óptimo donde los costes de agencia totales son mínimos.

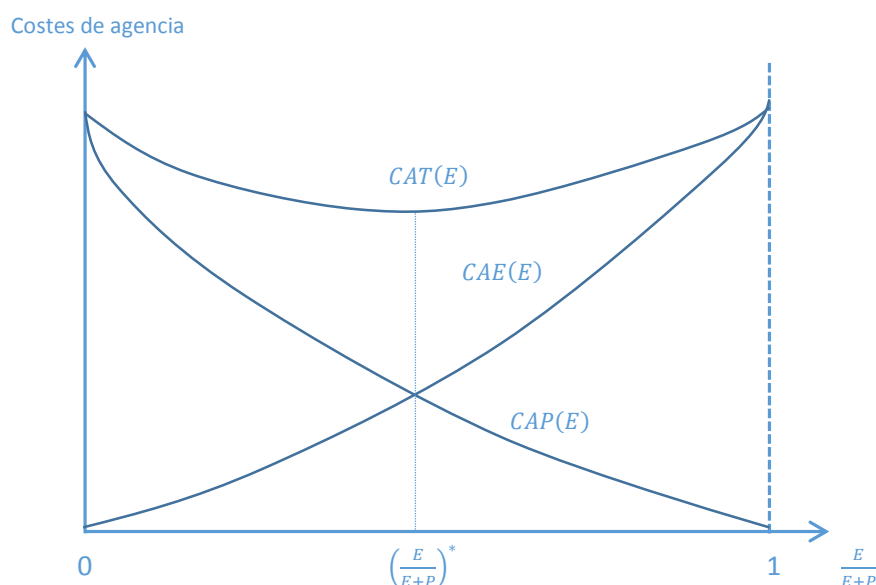


Figura 9: Los costes de agencia totales. Fuente: Jensen & Meckling (1976) pág. 344

Donde: $CAT(E)$ representa el valor de los costes de agencia totales en función del volumen de deuda.

$CAE(E)$ representa el valor de los costes de agencia causados por la deuda en función del volumen de deuda.

$CAP(E)$ representa el valor de los costes de agencia causados por el capital propio en función del volumen de deuda.

La evolución del valor de los costes de agencia del capital propio es, según se observa en la Figura 9, decreciente. Cuanto mayor sea la proporción de capital propio sobre el total de recursos financieros utilizados mayores serán los conflictos entre accionistas y los directivos, a medida que se incrementa el volumen de deuda, disminuirán los costes de agencia entre accionistas y directivos. Si la empresa se situase en un hipotético máximo nivel de endeudamiento $\left(\frac{E}{E+P} = 1\right)$, los incentivos de la dirección para realizar actuaciones oportunistas que perjudiquen a los accionistas y por tanto los costes de agencia entre directivos y accionistas serían inexistentes. Por su parte, los costes de agencia asociados a la utilización de deuda –línea

$CAE(E)$ en la Figura 9– alcanzan un valor máximo cuando la deuda representa el cien por cien de la financiación de la empresa. A medida que disminuye la tasa de endeudamiento el incentivo a realizar operaciones que impliquen una transferencia de riqueza de los obligacionistas a los accionistas va diluyéndose. La suma de los dos tipos de costes de agencia viene representada por la curva convexa $CAT(E)$ que denota la existencia de un nivel óptimo de endeudamiento $\left(\frac{E}{E+P}\right)^*$ para el que la empresa es capaz de minimizar los costes de agencia totales.

En palabras de Jensen (1986), el ratio óptimo de deuda sobre el total de financiación se consigue en el nivel en el que el valor de la empresa se maximiza, es decir, donde el coste de agencia marginal de la deuda iguala al beneficio de agencia marginal de la misma.

Leland (1998), reformula la *static Trade-off Theory* –que incorporaba el efecto impositivo de la deuda y el efecto de los costes de dificultades financieras– añadiendo los costes de agencia totales²⁹. En esta versión ampliada, el valor de la empresa vendrá dado por la Ecuación (6):

$$VMEE(E) = VMENE + VAAF(E) - VACI(E) - VACAT(E) \quad (6)$$

- Donde: $VMEE(E)$ es el valor de mercado esperado de la empresa endeudada.
 $VMENE$ es el valor de mercado de la empresa no endeudada.
 $VAAF(E)$ es el valor actual de los ahorros fiscales esperados, derivados de los intereses de la deuda,
 $VACI(E)$ es el valor actual de los costes de insolvencia esperados.
 $VACAT(E)$ es el valor actual de los costes totales de agencia esperados.

De la Ecuación (6) se deduce que el valor de una empresa dependerá del valor de la misma cuando no está endeudada, del valor actual de los ahorros fiscales –de manera positiva–, del valor actual de los costes de insolvencia –de manera negativa– y del valor actual de los costes de agencia –de manera negativa–.

El nivel de deuda óptimo o la estructura financiera óptima, que hará que el valor de la empresa sea máximo, se conseguirá maximizando $VMEE(E)$, es decir,

²⁹ Asimismo, Mauer & Sarkar (2005) aplican el modelo propuesto por Leland (1998) para calcular el impacto de los costes de agencia de sobreinversión. De forma que el nivel óptimo de la deuda se determina por un *Trade-off* entre la desgravación fiscal de los intereses, los costes de dificultades financieras esperados y los costes de agencia.

$$\frac{\delta VMEE(E)}{\delta E} = \frac{\delta VAAF(E)}{\delta E} - \frac{\delta VACI(E)}{\delta E} - \frac{\delta VACAT(E)}{\delta E} = 0$$

Que se cumple cuando:

$$\frac{\delta VAAF(E)}{\delta E} = \frac{\delta VACI(E)}{\delta E} + \frac{\delta VACAT(E)}{\delta E} \quad (7)$$

Según vemos en la Ecuación (7) el óptimo se consigue para aquel nivel de deuda en el que se iguala el incremento marginal de los ahorros fiscales y el incremento marginal conjunto de los costes de dificultades financieras y de agencia. Este nivel de endeudamiento óptimo será menor que el alcanzado sin considerar los conflictos de agencia, porque, de la misma forma que ocurría con los costes de las dificultades financieras, la inclusión de los costes de agencia consumen parte del ahorro fiscal.

Cualquier nivel de endeudamiento por encima o por debajo del óptimo llevará a la empresa a encontrarse en una situación de desequilibrio, y, por tanto, a tener un valor de mercado inferior al óptimo. Ante una situación de desequilibrio temporal la empresa deberá realizar ajustes en su estructura de capital para alcanzar la situación óptima, las empresas que necesiten nueva financiación emitirán capital si se encuentran por encima del ratio objetivo y emitirán deuda si se encuentran por debajo del mismo.

En la Figura 10 se representan el valor de mercado de la empresa en función del nivel de endeudamiento para: el modelo de Modigliani y Miller sin impuestos ($VMENE$), el modelo de Modigliani y Miller con impuestos ($VMEE(E)$), el modelo del equilibrio estático ($VMEE(E)'$) y el modelo de equilibrio estático con los costes de agencia ($VMEE(E)''$). Observamos que en el primer caso, modelo básico de Modigliani y Miller, no existe un nivel óptimo de endeudamiento, por el contrario, si consideramos el ahorro impositivo, los costes de insolvencia y los costes de agencia sí que obtenemos un nivel de endeudamiento óptimo que será menor a medida que incluimos más costes.

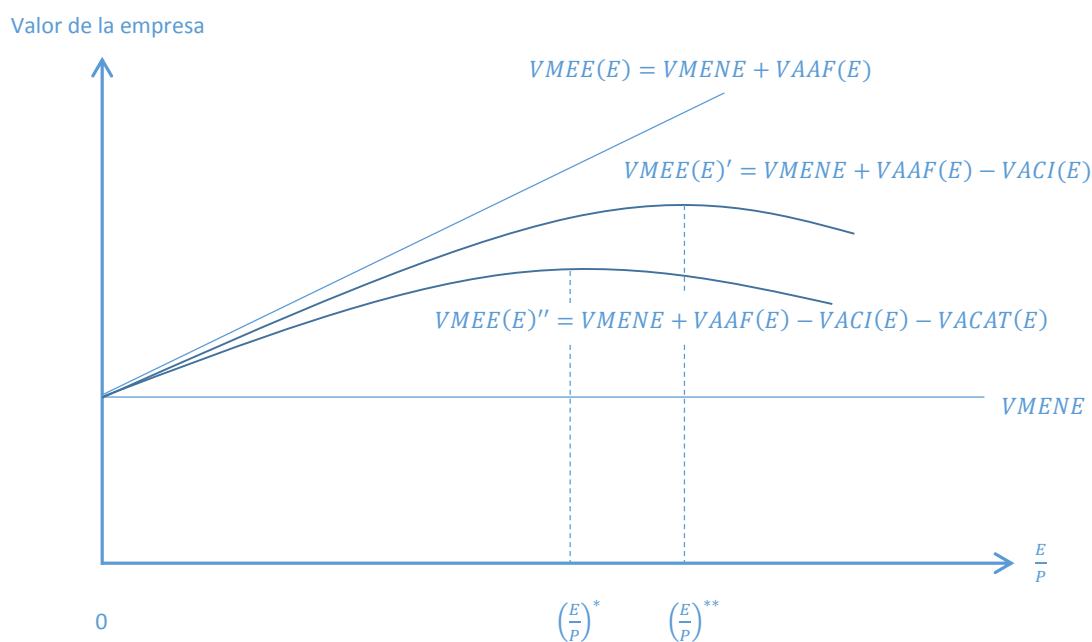


Figura 10: Estructura financiera óptima en la *Trade-off Theory* sin y con costes de agencia.

Fuente: Elaboración propia

2.4 La asimetría informativa

Los modelos de información asimétrica asumen que los accionistas internos³⁰ o los directivos *–insiders–* poseen información privada sobre las características de los flujos de tesorería o de las oportunidades de inversión de la empresa que los inversores externos, accionistas externos o acreedores financieros *–outsiders–*, no tienen. Así, en el momento en que la empresa necesita conseguir financiación para un proyecto de inversión, a través de un aumento del capital o de la deuda, aparece el problema de la información asimétrica puesto que el mercado de capitales *–outsiders–* desconoce la verdadera naturaleza de la distribución de los rendimientos de dicho proyecto y espera que la empresa realice actuaciones oportunistas (Barnea *et al.*, 1985).

Las actuaciones oportunistas que puede conllevar la asimetría informativa pueden englobarse en tres tipos diferentes, las denominadas de selección adversa *–adverse selection–*, las de riesgo moral *–moral hazard–* y los costes de seguimiento *–monitoring costs–*. También se denominan problemas de agencia *ex-ante* *–problema de selección adversa–* y *ex-post*

³⁰ Gordon (1989) distingue entre los accionistas internos (con funciones de control) y los accionistas externos (inversores pasivos de cartera).

–problemas de riesgo moral y costes de seguimiento–. Es decir, la asimetría de información afectará tanto cuando se trata de conocer las características de los proyectos de inversión por quienes tienen que aportar los fondos externos –problema de selección adversa–, como de controlar el uso de dichos fondos una vez entregados a la empresa –problemas de riesgo moral y costes de seguimiento–.

En cuanto a los conflictos de agencia *ex-ante* (selección adversa) se trata de conflictos ocasionados previamente a la formalización del acuerdo contractual debido a que ninguna de las partes conoce a priori la calidad o capacidad de la parte contraria (Arrow, 1985). La asimetría informativa, en el caso de una empresa que solicite fondos, provoca que los inversores externos, debido a su inferioridad informativa, exijan una retribución a los recursos financieros superior –añaden una prima compensatoria– que la que exigirían con conocimiento pleno (Fazzari, *et al.*, 1988; Fazzari & Variato, 1994; Hubbard, Kashyap, & Whited, 1995; Oliner & Rudebusch, 1996). La exigencia de una mayor rentabilidad, sin embargo, puede resultar adversa o perjudicial para los inversores porque puede reducir la calidad –en términos de riesgo– de las empresas demandantes de fondos. Aquellas empresas que presentan proyectos de bajo riesgo y por tanto con mayor probabilidad de devolución de principal e intereses, considerarán la prima de riesgo demasiado elevada y desestimarán la financiación por demasiado cara. Por el contrario, las empresas con los proyectos de mayor riesgo son las que tendrán mejor predisposición a asumir las elevadas rentabilidades exigidas³¹.

En el caso extremo de elevada asimetría informativa, los proveedores de fondos pueden reaccionar imponiendo racionamiento de crédito³²; situación en que no todos los eventuales prestatarios logran la concesión de los fondos, a pesar de la predisposición de asumir el tipo de interés fijado por el prestamista (Schnabel, 1992). El resultado de la asimetría informativa *ex-ante* puede ser, pues, que la empresa financie los proyectos de inversión con valor actual neto

³¹ Stiglitz & Weiss (1981) demostraron cómo se produce la selección adversa para el caso del mercado de crédito donde las instituciones financieras optan por una situación de exceso de demanda; dado que un incremento del tipo de interés, que persiguiera la aproximación de la oferta de fondos a la demanda, provocaría un aumento de los problemas de selección adversa y de riesgo moral.

³² El concepto de racionamiento de crédito se puede definir como la eventualidad en que proyectos relativamente rentables no consiguen financiamiento cuando el resto dispone del mismo, o una situación en la que cambios en las tasas de interés u otras variables crediticias son incapaces de eliminar el exceso de demanda de préstamos que pueda existir por parte de un conjunto específico de empresas o proyectos, de acuerdo con la definición y la argumentación desarrollada por Stiglitz & Weiss (1981).

(VAN) positivo a un coste no justificado por el propio riesgo de la empresa o que no pueda llevarlos a cabo por falta de fondos externos. Los problemas de agencia *ex-post* –riesgo moral– se desarrollan con posterioridad a la relación contractual y son ocasionados por la incapacidad de los accionistas o acreedores de asegurar que las actuaciones de los directivos o de los accionistas, respectivamente, sean las adecuadas una vez concedidos los fondos. Su incidencia en el valor de la empresa es debida a la aparición de costes de agencia de seguimiento y supervisión de la relación contractual.

El problema del riesgo moral contempla la posibilidad de que la empresa altere su comportamiento³³ una vez obtenidos los fondos de financiación (Bryant, 1980). La asimetría informativa provoca, de nuevo en el caso de una empresa que solicita fondos de deuda, que los acreedores financieros apliquen elevados tipos de interés, aunque dicha actuación puede reducir la calidad –en términos de riesgo– de los demandantes de fondos al inducirles a emprender proyectos con mayores riesgos pero mayores rendimientos en caso de éxito.

Por último, Los costes de seguimiento surgen por la posibilidad de que los directivos –*insiders*–, aprovechándose de su superioridad informativa, oculten información a los proveedores de fondos –*outsiders*– (por ejemplo, declarar beneficios inferiores a los reales). Ante esto, el *outsider* deberá realizar un seguimiento de las acciones del *insider* o deudor (una auditoría, por ejemplo) con objeto de comprobar la veracidad de la información recibida. Este seguimiento implica un coste adicional, que es incorporado al coste de la financiación lo que contrarresta la supuesta ventaja informativa del directivo, y no sólo eso sino que tanto el *insider* deshonesto como el honesto (el que anuncia siempre su verdadero beneficio) soportan la traslación del coste de seguimiento. Como el proveedor de fondos considera ventajoso el seguimiento, el directivo tiende a optar por la honestidad, por ello se dice que el seguimiento tiende a alinear los incentivos de ambas partes (Mascareñas, 2007).

Siguiendo a Harris & Raviv (1991), se pueden distinguir dos enfoques teóricos diferenciados que analizan la influencia de la información asimétrica en la determinación de la estructura financiera de la empresa:

³³ Ejemplos de actuaciones que la empresa puede realizar una vez concedidos los fondos y que pueden alterar el nivel de riesgo que tienen que soportar los acreedores financieros son el aumento del riesgo de las inversiones previstas o disminuir el esfuerzo en su gestión.

- La teoría de señalización o *signalling theory*, iniciado por Leland & Pyle (1977), Ross (1977) y Miller & Rock (1985) por la cual la estructura financiera de la empresa es utilizada como mecanismo de transmisión o señalización de información al mercado o a los inversores.
- La teoría del orden jerárquico o *Pecking Order Theory*, iniciada con los estudios de Myers & Majluf (1984) y Myers (1984) según la cual la estructura financiera es utilizada para disminuir las ineficiencias en las decisiones de inversión de la empresa –sobreinversión y subinversión– causadas por la asimetría informativa.

2.4.1 La Teoría de Señalización

Akerlof (1970) es el primer autor que introduce el problema de la selección adversa y, menciona, además, la posibilidad de solucionarlo a través de señales enviadas al mercado. Dicho autor utiliza como ejemplo el mercado de los coches de segunda mano. Supone que la existencia de información asimétrica provoca que el mercado no pueda distinguir entre activos o productos de buena calidad –coches en este caso– y de mala calidad, desconociendo por ello el verdadero valor o precio de los mismos. Ante tal situación, el mercado aplicará un valor promedio a todos los activos que provocará que los activos de buena calidad resulten infravalorados y los activos de mala calidad sobrevalorados. De este modo, las consecuencias o costes de la asimetría informativa son asumidas por los agentes con productos de buena calidad que, a fin de evitarlos, utilizarán señales –ofreciendo garantías para el caso del mercado de coches de segunda mano– para informar a los inversores de la verdadera calidad del activo o producto.

La idea expuesta por Akerlof (1970) para el mercado de coches de segunda mano es aplicada, más adelante, a la estructura de capital por Ross (1977).

Según Ross (1977)³⁴ los aportantes de fondos o inversores deciden aportar capital o no a la empresa en función del valor que perciben de los flujos de caja futuros previstos. Dada la existencia de información asimétrica, se toma la estructura financiera como la vía que posibilita la transmisión de información desde los directivos a los inversores –accionistas y acreedores

³⁴ Otros autores que han desarrollado un modelo de señalización similar al de Ross son Blazenko (1987), Heinkel (1982), John (1987), Poitevin (1989) y Ravid & Sarig (1991).

financieros— a través de las decisiones de política financiera tomadas a cabo y da una idea de cuál es la situación de la empresa.

De este modo, la teoría de señales considera que las decisiones financieras³⁵ tomadas por las empresas o sus dirigentes transmiten señales positivas o negativas a los mercados financieros. Los cambios en la estructura financiera permiten señalar al mercado información sobre los *cash flows* futuros y la solidez financiera de la empresa.

Sin embargo, las diferencias de información entre agente y principal incentivan comportamientos oportunistas. Concretamente, la dirección de la empresa —que es la que posee la información sobre el valor futuro esperado de los proyectos de inversión— puede decidir, por ejemplo, emitir sus títulos a un precio superior al precio que correspondería si los *outsiders* conocieran la información real, es decir, la calidad del proyecto de inversión a realizar. Sería un caso de revelación de información falsa con el objetivo de realizar una transferencia de riqueza de los nuevos a los antiguos inversores; puesto que el mayor precio fijado por la dirección puede ser aprovechado por cualquier accionista interno deshaciéndose de sus títulos, por ejemplo, antes de que el verdadero carácter del proyecto de inversión sea revelado al cabo del tiempo. Por ello, ante una situación de información asimétrica, el precio de los títulos emitidos no siempre será el adecuado.

De este modo, los mecanismos de señalización tienen como inconveniente que la señal emitida puede ser falsa o que no se corresponda con la verdadera naturaleza del proyecto. Por ello, la condición indispensable para que la transmisión de información a través de señales sea un mecanismo fiable para el inversor es que la emisión de una señal falsa suponga al emisor un coste lo suficientemente alto como para hacerle desistir de su intención (Spence, 1976). Dicho en otros términos, el coste de emitir una señal falsa debe superar los beneficios obtenidos de su utilización. En caso contrario, cualquier empresa podría emitir la información que considerara oportuna sin tener que ser cierta con la finalidad de emitir aquella señal que favorezca el valor de la empresa. Es decir, la imitación de las empresas de alta calidad —en términos de riesgo— por parte de empresas de baja calidad no es posible porque ello conlleva costes importantes.

³⁵ Las decisiones financieras más relevantes que han sido propuestas como mecanismos de transmisión de información son el nivel de endeudamiento (Ross, 1977), la emisión de capital (Myers & Majluf, 1984), la tasa de participación de la dirección en la propiedad de la empresa (Leland & Pyle, 1977) y la tasa de distribución de beneficios en forma de dividendo (Miller & Rock, 1985).

Concretamente, las empresas de baja calidad no pueden copiar las señales enviadas por las de elevada calidad –a través de nuevas emisiones de deuda, por ejemplo– porque ello supondrá asumir un elevado riesgo de llegar a situaciones de insolvencia financiera o incluso de quiebra. En las empresas de baja calidad, con costes marginales de quiebra elevados, los directivos no tratarán de imitar a las empresas de mejor calidad mediante incrementos en su tasa de endeudamiento.

Se entiende que los directivos a través de la emisión de deuda transmiten información o señalan su plena confianza en la evolución del negocio. En consecuencia, sólo las empresas de elevada calidad o las que tienen expectativas de elevados *cash flows* podrán recurrir a la emisión de deuda para transmitir información privada y ello, además, conllevará un aumento del valor de la empresa.

Ross (1977), en cuanto a los mecanismos concretos de transmisión de información, afirma que la emisión de deuda se constituye como una señal financiera positiva que aporta credibilidad a la empresa respecto a su riesgo financiero porque si el crecimiento esperado del *cash flow* no se produce, tanto la empresa como sus directivos tendrán una penalización³⁶ por la mayor probabilidad de quiebra³⁷. La emisión de deuda se toma como una señal positiva³⁸ dado que se interpretará que se trata de empresas que tienen capacidad para generar unos *cash flows* suficientes para cubrir las obligaciones de pago de la deuda contraída.

Otro de los principales modelos de señalización es el introducido por Leland & Pyle, (1977)³⁹ según el cual los directivos de empresas de alta calidad señalan su tipo reteniendo una elevada proporción de capital y utilizando la financiación con deuda.

³⁶ Se asume que los directivos se benefician si las acciones de la empresa están muy valoradas en el mercado pero son penalizados si la empresa entra en quiebra.

³⁷ Ver los trabajos de Ross (1977) y Heinkel & Schwartz (1986).

³⁸ Existen otras señales originadas por la utilización del capital y por los dividendos que no se tratan en el presente estudio por ser la decisión de endeudamiento el objetivo de nuestro análisis.

³⁹ Otros autores que han desarrollado un modelo de señalización similar al de Leland & Pyle son Vermaelen (1981) y McNally (1999).

2.4.2 La Teoría del Orden Jerárquico o *Pecking Order Theory*

Por su parte, la teoría del orden jerárquico considera que no existe una estructura de capital óptima entendida como equilibrio entre los costes y los beneficios generados por el uso de la deuda por parte de la empresa, sino que propone una estructura financiera de la empresa resultado de los procesos de financiación de los proyectos de inversión, en un entorno de información asimétrica. Según la teoría del orden jerárquico existe un orden de preferencia en el uso de las diferentes fuentes de financiación. La fuente de financiación principal y preferida son los fondos generados internamente por la empresa y el nivel de endeudamiento existente en cada momento para cada empresa depende de las necesidades netas de fondos externos que han tenido que solicitarse por ser insuficientes los recursos internos. Según este enfoque la estructura financiera es utilizada como un instrumento mitigador de las ineficiencias en las decisiones de inversión –sobreinversión y subinversión– ocasionadas por la asimetría informativa.

Myers (1984), precursor y principal exponente de la *Pecking Order Theory*, la plantea, basándose en las observaciones de Donalson (1961), sobre el siguiente comportamiento de las empresas norteamericanas en sus decisiones financieras:

- i. Los directivos de las empresas tienen preferencia por el uso de los fondos generados internamente para financiar las nuevas necesidades de inversión. El uso de los fondos externos únicamente se hará en las ocasiones en que sean inevitablemente requeridos.
- ii. Las emisiones de acciones no habían sido la práctica normal de las empresas norteamericanas, durante el período analizado (1973-1982), aunque las cotizaciones en los mercados habían sido favorablemente elevadas.

Dicha conducta observada condujo a Myers (1984) a desarrollar la denominada hipótesis del orden jerárquico u orden en la elección de los recursos financieros:

- a) Las empresas prefieren la financiación interna a la financiación externa, y adaptan gradualmente su política de dividendos a las decisiones de inversión.
- b) En caso de requerir financiación externa, las empresas, en primer lugar, optan por emitir los activos financieros más seguros. De manera que prefieren emitir deuda, en primer lugar, luego activos con características híbridas entre deuda y capital y, finalmente, como último recurso, emiten capital.

En el mismo año, Myers & Majluf (1984) explican dicho comportamiento financiero con las hipótesis de trabajo que nutren el cuerpo teórico del modelo:

- a) Existe información asimétrica entre la empresa y los inversores. Los directivos poseen información privilegiada acerca de las expectativas, riesgos y valores de la empresa. Por su parte, los inversores son conscientes de su desventaja respecto a la situación informativa y exigen unas primas de riesgo mayores, que provocan que los recursos internos y externos no sean sustitutivos -la prima de riesgo exigida por los recursos externos es mayor.
- b) La dirección actúa en interés de los accionistas actuales de la empresa. Es decir, la directiva busca la maximización del valor de la empresa para los accionistas existentes y, por ello, sólo demanda financiación externa si el valor de la empresa aumenta con la emisión de nuevos títulos.
- c) Los inversores adoptan una conducta pasiva. De manera que no rehacen sus inversiones en la empresa para neutralizar la actuación financiera de los directivos. Ante esta conducta de los accionistas actuales, las decisiones de financiación que toman los directivos son importantes para evitar el perjuicio de los propietarios.

Se presupone, igualmente, una conducta racional de la empresa consistente en la minimización de los diferentes costes relacionados con las decisiones de financiación. Dicho nivel mínimo de costes, que persigue el valor máximo de la empresa, se consigue financiando las inversiones haciendo uso de los beneficios retenidos y en caso de insuficiencia, de la emisión de deuda. Las emisiones de capital serán llevadas a cabo como último recurso, sólo si ello es necesario, es decir, si los recursos internos y la deuda no fueran suficientes para financiar los nuevos proyectos de inversión.

Los costes financieros que contempla este modelo son los costes de transacción asociados a nuevas emisiones⁴⁰ y los costes surgidos de la mayor información poseída por los administradores.

En el modelo de Myers y Majluf, las empresas que soliciten financiación externa para llevar a cabo nuevos proyectos se enfrentarán al problema de la selección adversa –provocada por la

⁴⁰ Baskin (1989) señala que la existencia de costes de transacción refuerza el orden de preferencia de las fuentes de financiación dado que retener beneficios tiene menores costes directos que emitir capital nuevo.

asimetría informativa—. De modo que las empresas de buena calidad o que afrontan proyectos de inversión rentables no pueden ser distinguidas por los inversores de aquellas otras de peor calidad o con proyectos de baja rentabilidad.

Por ello, las empresas de alta calidad resultan perjudicadas al estar valoradas por debajo de su verdadero precio, al contrario de las empresas de escasa calidad que resultarán estar sobrevaloradas por el mercado.

Para el caso de las empresas con proyectos de inversión de valor capital positivo o rentables, los directivos —en interés de los antiguos accionistas— renunciarán a la emisión de acciones y a la realización del proyecto de inversión⁴¹. Ello es así porque la financiación con capital aumentaría la infravaloración de las acciones, pudiendo provocar que el resultado obtenido de la inversión sea menor que la disminución del valor de las mismas, y llevando a una disminución neta de valor para los actuales accionistas. Estaríamos ante un caso de transferencia de riqueza de los antiguos accionistas a los nuevos accionistas.

Aparece, así, un problema de subinversión que puede ser evitado si se financian los proyectos de inversión con financiación interna o títulos que no están tan afectados por la infravaloración del mercado como es el caso de la deuda garantizada o de menor riesgo⁴².

El caso contrario sería aquel de las empresas sobrevaloradas por el mercado, es decir, las empresas de escasa calidad. En éstas los directivos tienen interés en vender acciones a los inversores externos porque los accionistas existentes se beneficiarán de obtener fondos adicionales por encima de su verdadero precio. No obstante, el mercado, conecedor de esta práctica, disminuye el valor de las acciones de la empresa que anuncia una emisión de acciones.

De este modo, los accionistas prefieren mantener *cash flow* de libre disposición o fondos internos disponibles para evitar la prima por selección adversa que la financiación externa implica.

⁴¹ Por supuesto, este problema está supeditado a que no existan suficientes recursos internos en la empresa.

⁴² Según Myers & Majluf (1984) la emisión de deuda garantizada o de bajo riesgo no afecta al valor de las acciones. Krasker (1986) apoya dicho planteamiento al obtener un resultado de no influencia en el valor de la empresa de la emisión de la deuda de bajo riesgo.

Las empresas infravaloradas –o de elevada calidad– que tengan necesidad de obtener fondos externos preferirán emitir los títulos que estén menos devaluados o que queden menos afectados por las variaciones de valor de la empresa. Así, se preferirá la deuda antes que la emisión de capital porque la deuda es menos sensible a los cambios en el valor de la empresa, y la deuda a corto plazo antes que la deuda a largo plazo por la misma razón. Por el contrario, las empresas sobrevaloradas preferirán emitir el tipo de financiación externa que esté más sobrevalorado, es decir, capital antes que deuda y deuda a largo plazo antes que deuda a corto plazo.

Como se ha visto, la teoría de Myers-Majluf predice que el valor de la empresa puede disminuir en menor o mayor grado dependiendo del nivel de riesgo del activo financiero emitido. Entendiéndose que a mayor riesgo, mayor es la disminución del valor del activo y, por ello, del valor de la empresa. De ello se deriva que los directivos deberían preferir el uso de los fondos internos antes que cualquier otro tipo de recurso financiero. Y, si es necesario utilizar fondos externos, preferentemente los procedentes de la emisión de activos financieros de menor riesgo frente a los de mayor riesgo, dado que la reacción negativa de los precios es mayor en los últimos⁴³.

Además, del mismo modelo se deriva que la decisión de emitir capital –que, en principio, sólo la llevarán a cabo las empresas de baja calidad puesto que tienen los títulos sobrevalorados en el mercado- para financiar proyectos de inversión transmite información negativa al mercado sobre el valor de los activos que posee la empresa y produce una disminución del valor de las acciones en el momento de su anuncio.

El trabajo de Myers (1984)⁴⁴, pues, supuso una extensión del estudio de Donalson (1961) al aplicar el término “orden jerárquico” a la descripción que hizo dicho autor de las preferencias financieras de las empresas e instrumentando un cuerpo teórico. Y resultando un planteamiento que se aproxima de forma más adecuada a las prácticas reales de las empresas, respecto a las decisiones de financiación, que la teoría del *Trade-off* (Allen, 1993).

⁴³ Autores como Asquith & Mullins (1986), Eckbo (1986) y Shyam-Sunder (1991) han confirmado que las emisiones de deuda tienen menor impacto en el valor de la empresa que las emisiones de acciones.

⁴⁴ De hecho, Myers, analiza los recursos financieros utilizados por las empresas norteamericanas no financieras durante el período 1973-1982 y obtiene como resultado que el 62% de los recursos utilizados provenían de los recursos internos y el resto de los recursos externos, de los cuales sólo el 6% era obtenido a través de la emisión de acciones.

La idea propuesta por Myers y Majluf ha sido ampliada por diversos autores de entre los cuales cabe destacar a Narayanan (1988) y Heinkel & Zechner (1990) por mostrar la posible aparición del problema de la sobreinversión. Es decir, la realización de proyectos de inversión con valor capital negativo cuando las acciones de la empresa están sobrevaloradas en el mercado, y con resultados coherentes con los del modelo de Myers-Majluf⁴⁵.

Del modelo de Myers-Majluf se deriva que la estructura de capital de las empresas está conducida por las necesidades de financiación de las nuevas inversiones. Y no cabe definir un ratio óptimo u objetivo de endeudamiento porque los cambios en el nivel de endeudamiento son consecuencia de la necesidad de financiación externa por haberse agotado la financiación interna y aún existir oportunidades de inversión rentables.

Concretamente, Myers (1984) argumenta que los ratios de deuda se determinarán por las necesidades acumuladas de fondos y no porque exista un nivel óptimo de deuda a alcanzar. De modo que, el ratio medio de la industria –que puede tomarse como una aproximación al nivel óptimo- varía entre industrias y lo hace debido a que el riesgo de los activos reales, el tipo de activos reales y los requerimientos de los fondos externos varían entre industrias. Siendo posible, además, que el ratio medio de deuda de la industria no sea significativo para una empresa determinada perteneciente a esa industria. Indirectamente el sector industrial puede afectar al nivel de endeudamiento pero por la propia naturaleza y composición de los activos reales con los que se trabaja en el sector concreto.

En resumen, los desarrollos más recientes de la moderna economía financiera que estudian la estructura de capital de la empresa evidencian que la deuda es relevante, provocando un aumento del valor de la empresa, a la hora de disciplinar el comportamiento discrecional de los directivos, reduciendo el *free cash flow*, desincentivando las políticas subóptimas de inversión y restringiendo el consumo de *perquisites* (Azofra & Fernández, 1999). La utilización de la deuda se ve limitada, al provocar una disminución del valor de la empresa, sin embargo, por las restricciones que imponen los acreedores cuando anticipan posibles conductas oportunistas, al

⁴⁵ Sin embargo, autores como Brennan & Kraus (1987) y Constantinides & Grundy (1989) obtienen resultados contrarios, según los cuales las empresas no están sometidas al problema de la sobreinversión y prefieren en cualquier caso la financiación con capital.

aumentar la probabilidad de quiebra, como el rechazo de inversiones rentables, la realización de inversiones arriesgadas y el rechazo a la liquidación de la empresa.

Además, la emisión de deuda puede constituir una señal que canaliza información al mercado –inversores– y la mitigación de los problemas de subinversión y sobreinversión a que pueden estar sometidas las empresas debido a la asimetría informativa.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

3 FACTORES DETERMINANTES DEL ENDEUDAMIENTO

Actualmente son dos los enfoques que prevalecen y sobre los que se siguen realizando trabajos empíricos, el enfoque *Trade-off* y el enfoque *Pecking Order*. Para entender mejor las diferencias entre los dos enfoques y las diferentes teorías y modelos que de ellas derivan, es importante determinar qué tipo de teorías son. Según Frank & Goyal (2007) existen cuatro clases de teorías diferentes:

1. La primera clase representa un punto de vista. Este tipo de teorías no son modelos explícitos sino un conjunto de principios a partir de los cuales se podrán desarrollar modelos. Tanto la teoría del *Trade-off* como del *Pecking Order* se englobarían en esta clase de teorías. Ambas actúan como una guía para desarrollar modelos, pero no disponen de una formulación única.
2. Una segunda clase serían las teorías ilustrativas. Estas teorías muestran como una idea puede expresarse de forma coherente presentándola de la forma más clara y simplificada posible. En este tipo de teorías se realizan supuestos restrictivos que permiten resolver determinados modelos en una formulación cerrada.
3. El tercer tipo de teorías serían los modelos unificadores. En este caso se pretende dar explicación a un conjunto diverso de observaciones unificándolas de forma coherente. Los modelos unificadores integrarían un conjunto de factores determinantes de un problema bajo una única estructura.
4. La última clase de teorías serían las teorías normativas. Estas teorías se desarrollan para dar consejo/respuesta a un usuario final. Muy pocas teorías en finanzas se

desarrollan con la intención de proporcionar a los directivos de la empresa respuestas a sus problemas. En cualquier caso, trabajos como el de Graham (2000) que expone como las empresas pueden incrementar su valor aumentando su apalancamiento proporcionan esta visión normativa que en los próximos años debería ser más común en el ámbito de las finanzas corporativas.

Como hemos comentado, tanto la *Trade-off* como la *Pecking Order* proporcionan puntos de vista sobre el problema de la estructura de capital. La primera determina una estructura de capital óptima como equilibrio entre los beneficios y los costes de la deuda, principio a partir del cual pueden surgir diferentes modelos en función de los factores que se tengan en cuenta. Según hemos visto en el Capítulo anterior (página 30 y siguientes), pueden incluir la ventaja fiscal de los intereses y los costes de insolvencia o pueden también incluir la perspectiva de la teoría de la agencia en cuyo caso tendríamos que incorporar los efectos beneficiosos de la deuda ante el conflicto entre accionistas y directivos, pero incrementaría los costes de agencia derivados del conflicto entre accionistas y los proveedores de deuda. Por su parte, la *Pecking Order Theory* considera tres posibles fuentes de financiación –financiación interna, deuda y emisión de nuevas acciones– que se ordenaran en base a su preferencia teniendo en cuenta la incidencia del problema de selección adversa. En este sentido, aunque tanto la emisión de nuevas acciones como la deuda estarán afectadas por el problema de selección adversa, su incidencia, desde el punto de vista de un inversor externo, es mayor en la emisión de acciones y por lo tanto exigirá una mayor prima de riesgo que para la deuda. El uso de la financiación interna evita el problema de la selección adversa por lo que será la fuente de financiación preferida por los directivos de la empresa.

Existen diferentes modelos específicos para ambas teorías –*Trade-off* y *Pecking Order*– que, bajo ciertos supuestos, dan robustez a diferentes factores determinantes del nivel de apalancamiento de las empresas⁴⁶. El modelo “ideal” debería incluirlas todas, pero no solo este hipotético modelo unificador no se encuentra aún disponible, sino que muchos de los factores

⁴⁶ Estos modelos, al usar supuestos y formulaciones específicas, formarían parte de la segunda clase de teorías y en este punto son mucho más fáciles de rechazar. En cualquier caso, aun rechazando un modelo, éste puede seguir siendo útil si no aparece un modelo mejor que lo sustituya.

determinantes analizados afectan de forma contradictoria en función del modelo existente que se utilice⁴⁷.

Según Frank & Goyal (2009) existe un conjunto de seis factores determinantes principales que explican más del 27% del nivel de apalancamiento de las empresas, mientras que los 19 factores restantes que identifican estos autores sólo explican el 2%. Los seis factores determinantes son:

- i. El nivel de apalancamiento medio del sector. Debido a las características propias de cada sector o por usarse como valor de referencia, en sectores con un mayor (menor) nivel medio de apalancamiento, es normal que se den mayores (menores) niveles de apalancamiento.
- ii. El *market-to-book assets ratio*. Cuanto mayor sea el valor de mercado de los activos en relación a su valor contable, mayor será el nivel de apalancamiento que tenderá a presentar una empresa.
- iii. Tangibilidad. Las empresas con mayor porcentaje de activos tangibles tienden a presentar un mayor nivel de apalancamiento.
- iv. Rentabilidad. Las empresas con mayores índices de rentabilidad tenderán a usar menos endeudamiento.
- v. Tamaño de la empresa. Las empresas más grandes tienden a estar más endeudadas.
- vi. Inflación esperada. Cuanto mayor sea la inflación esperada, las empresas tenderán a presentar mayores niveles de apalancamiento.

El anterior núcleo duro de factores determinantes quedaría reducido a cuatro factores si el nivel de apalancamiento se define en base a valores contables y no en base a valores de mercado. En concreto, si el nivel de apalancamiento se mide en base a valores contables –*book-based definition*– los factores *market-to-book assets ratio* y la inflación esperada dejan de ser tan relevantes (Frank & Goyal, 2009).

En cualquier caso, los factores determinantes tendrán mayor o menor incidencia en función de la teoría usada para predecir el nivel de apalancamiento de las empresas. Así, la teoría del equilibrio estático –*static Trade-off Theory*–, no es capaz de explicar correctamente la incidencia

⁴⁷ Myers (2003) considera difícil conseguir un único modelo satisfactorio que unifique los diferentes factores determinantes validados en los diferentes estudios empíricos en un futuro inmediato, pero Frank & Goyal (2007) son más optimistas al respecto.

de la rentabilidad sobre el nivel de apalancamiento⁴⁸. Por el contrario, uno de los méritos de la *Pecking Order Theory* es su capacidad para explicar correctamente el efecto de la rentabilidad sobre el nivel de apalancamiento (Shyam-Sunder & Myers, 1999), pero a su vez presenta otros problemas como que no explica por qué algunas empresas hacen un mayor uso del esperado de la emisión de nuevas acciones (Frank & Goyal, 2003).

Como ya hemos apuntado, no existe un modelo universal que explique la incidencia de los seis factores determinantes principales, pero, según Frank & Goyal (2009) en la literatura ya se han establecido las características que debería tener. Esta teoría unificada debería ser intertemporal para incluir el efecto del *market-to-book ratio* y la inflación esperada. Para tener en cuenta la rentabilidad, el modelo debería incluir unos costes fijos significativos del ajuste período a período del nivel de apalancamiento. Para incluir el grado de tangibilidad de los activos debería tener en cuenta de alguna forma el papel que desempeñan en el valor de recuperación por parte de los proveedores de deuda en caso de liquidación. Y finalmente, debería incluir algunas restricciones financieras ligadas al tamaño de la empresa.

3.1 Medida de la estructura de capital y de sus factores determinantes

De la literatura existente, podemos extraer una lista de factores que influyen sobre el nivel de apalancamiento financiero de las empresas. Esta lista incluye factores como:

- Rentabilidad;
- Tamaño;
- Crecimiento;
- Sector;
- Naturaleza de los activos (tangibles o intangibles);
- Fiscalidad y los escudos fiscales resultantes;
- Riesgo;
- Edad;
- Restricciones de acceso a la oferta de deuda o fondos propios; y
- Condiciones macroeconómicas.

⁴⁸ En cambio, sí aparece como un factor determinante en el *Trade-off* dinámico tal como demuestran Fischer *et al.* (1989) y Tsyplov (2008).

Mientras que algunos de los factores están plenamente aceptados, hay algunos casos en que existe cierto grado de desacuerdo⁴⁹. A continuación analizaremos qué medidas se pueden usar para definir tanto el nivel de apalancamiento financiero de la empresa como los diferentes factores determinantes enumerados.

3.2 Medida de la estructura financiera

Para definir la estructura financiera se suelen considerar las dos masas patrimoniales indicativas de la financiación de la empresa, los recursos propios y los recursos ajenos o endeudamiento, de forma que la estructura financiera puede medirse bien a través de los recursos propios bien a través del endeudamiento ya que son complementarios y en conjunto representan el total de proveedores de recursos financieros de la empresa. Teniendo en cuenta lo anterior, los ratios que definen la estructura de capital de una empresa son:

$$\text{ratio de endeudamiento} = \frac{\text{Endeudamiento financiero}}{\text{Recursos propios} + \text{endeudamiento financiero}}$$

o también,

$$\text{ratio de apalancamiento} = \frac{\text{Endeudamiento financiero}}{\text{Recursos propios}}$$

Aunque existe cierto debate entre los autores que defienden la utilización de los valores de mercado y aquellos que abogan por los valores contables, existe cierto consenso en que en casos en que no se dispone de dichos valores de mercado puede usarse su valor en libros (Vendrell Vilanova, 2007)⁵⁰.

⁴⁹ Algunos de los trabajos de revisión de los factores determinantes más citados, Frank & Goyal (2009); Harris & Raviv (1991) y Titman & Wessels (1988) presentan discrepancias importantes de base.

⁵⁰ Algunos autores defienden la utilización de valores de mercado solo para los recursos propios ya que consideran que el valor en libros de la deuda es más representativo del pago prometido a los acreedores financieros (Bradley *et al.*, 1984) y autores como Banerjee, Heshmati, & Wihlborg (2004) afirman que aunque los valores de mercado son útiles para el cálculo del coste de capital medio ponderado, cuando el objetivo es encontrar los determinantes del nivel de endeudamiento óptimo los valores contables son más adecuados ya que en caso de existir

3.2.1 La medición de los factores determinantes del apalancamiento

En este apartado recogemos la relación que existe entre los diferentes factores determinantes y las principales teorías sobre la estructura de capital así como las medidas utilizadas para definir cada uno de estos factores determinantes.

3.2.1.1 Relación entre apalancamiento y rentabilidad

Según el *Trade-off* estático, las empresas más rentables presentan menores probabilidades de quiebra y por tanto soportan menores costes de insolvencia. A su vez, pueden sacar mayor provecho del ahorro fiscal tanto de los intereses como de las amortizaciones. Por lo tanto, desde la perspectiva de los costes de insolvencia o el escudo fiscal de los intereses, las empresas rentables deberían presentar mayores volúmenes de deuda (Scott, 1976; DeAngelo & Masulis, 1980 y Haugen & Senbet, 1986). Además, desde la perspectiva de los costes de agencia, la gran cantidad de *cash flows* generados por las empresas más rentables provocan que presenten mayor problema de sobreinversión que se soluciona, como ya hemos visto, incrementando el volumen de deuda (M. C. Jensen, 1986).

Por su parte, la *Pecking Order Theory* considera que las empresas prefieren los recursos internos por lo que, considerando que tanto inversiones como dividendos se mantienen constantes, las empresas más rentables presentan menores niveles de apalancamiento (Myers & Majluf, 1984 y Myers, 1984).

En la Tabla 2 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías en relación al factor rentabilidad y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

dificultades financieras el gap entre el valor de mercado y el valor en libros disminuye y los valores contables son más exactos.

Tabla 2: Relación entre apalancamiento y rentabilidad.

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Las empresas con elevada rentabilidad tenderán a tener un mayor nivel de endeudamiento”		Hipótesis: “Las empresas con elevada rentabilidad tenderán a presentar niveles más bajos de apalancamiento financiero”	
A favor: Scott (1976); DeAngelo & Masulis (1980); Ang & Peterson (1986); Haugen & Senbet (1986); MacKie-Mason (1990) o Smith & Watts (1992).	Sin evidencia a favor, o en contra: Baskin (1989); Bradley <i>et al.</i> (1984); Graham (1996); Rajan & Zingales (1995) o Titman & Wessels (1988).	A favor: Titman & Wessels (1988); Baskin (1989); Allen (1993); Rajan & Zingales (1995); Graham (2000); Graham & Harvey (2001); De Miguel & Pindado (2001); Bevan & Danbolt (2002); Fama & French (2002); MacKay & Phillips (2002) o Frank & Goyal (2003).	Sin evidencia a favor, o en contra: Jordan, Lowe, & Taylor (1998) o Menéndez Requejo (2001).
Medidas: rentabilidad de los activos (ROA) o rentabilidad de los capitales invertidos (ROIC)			

En cualquier caso, según la teoría del *Trade-off* dinámico, la relación entre nivel de endeudamiento y rentabilidad es mucho más compleja. La mayoría de los trabajos determinan que el grado de apalancamiento de las empresas está inversamente correlacionado con la rentabilidad (Strebulaev, 2007), pero autores como Chen & Zhao (2005) consideran que ni los costes de transacción ni la fiscalidad se adapta a esta correlación negativa por lo que no está clara la relación entre endeudamiento y rentabilidad.

3.2.1.2 Relación entre apalancamiento y tamaño

Según la teoría del *Trade-off* estático, las empresas más grandes y más diversificadas presentan menor riesgo de quiebra⁵¹. Desde esta perspectiva, Warner (1977); Ang, Chua, &

⁵¹ Las empresas más pequeñas, en comparación con las empresas grandes, se enfrentan a un mayor riesgo económico debido a una menor diversificación de sus actividades, un menor poder de negociación con proveedores y acreedores financieros, una dirección concentrada en una o pocas manos y una mayor exposición a la coyuntura económica y a las políticas gubernamentales.

McConnell (1982); Rajan & Zingales (1995) y Fama & French (2002) han considerado el tamaño como una forma de aproximar el riesgo de los *cash flows* de la empresa.

Por su parte, según la *Pecking Order Theory*, las empresas grandes tendrán más facilidad para financiarse en los mercados financieros ya que afrontan menores costes de transacción (Barclay & Smith, 1995) y tienen menos problemas de asimetría informativa que las empresas más pequeñas ya que generan y publican información para los inversores (Menéndez Requejo, 2001; Rajan & Zingales, 1995). Por ello, se espera que las empresas de mayor tamaño tengan mayores incentivos para emitir deuda.

En la Tabla 3 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

Tabla 3: Relación entre apalancamiento y tamaño

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Las empresas de mayor tamaño probablemente estarán más endeudadas que las empresas de menor tamaño”		Hipótesis: “Las empresas de mayor tamaño probablemente estarán más endeudadas que las empresas de menor tamaño”	
A favor: Ang <i>et al.</i> (1982); Bevan & Danbolt (2002); Bradley <i>et al.</i> (1984); De Miguel & Pindado (2001); DeAngelo & Masulis (1980); Frank & Goyal (2003); Graham (1996, 2000); Jensen & Meckling (1976); Jordan <i>et al.</i> (1998); Kim & Sorensen (1986); MacKie-Mason (1990); Rajan & Zingales (1995); Scott (1976); Smith & Watts (1992); Titman & Wessels (1988) o Warner (1977).	Sin evidencia a favor, o en contra: Aunque existen algunos trabajos que no han encontrado una evidencia clara ⁵² , la mayoría de los estudios empíricos han obtenido una relación robusta positiva entre el nivel de apalancamiento y el tamaño.	A favor: Barclay & Smith (1995); Frank & Goyal (2003); Menéndez Requejo (2001) o Rajan & Zingales (1995)	Sin evidencia a favor, o en contra: Frank & Goyal (2009) consideran que las empresas mayores poseen más activos y ello las hace más sensibles a los costes de selección adversa, con lo que la relación entre tamaño y apalancamiento resulta cuanto menos ambigua.
Medidas: Número de trabajadores, Nivel de ingresos o logaritmo neperiano de los activos.			

⁵² Los autores Segura & Toledo (2003), con una muestra de empresas españolas analizada durante el período 1991-1998, obtienen que las empresas pequeñas tienen mayor nivel de endeudamiento que las grandes empresas.

3.2.1.3 Relación entre apalancamiento y crecimiento

Según la teoría del *Trade-off* estático, el crecimiento incrementa los costes de insolvencia⁵³, reduce los problemas de sobreinversión o *free cash flow* y acentúa los problemas de agencia entre accionistas y acreedores financieros (Frank & Goyal, 2009), por todo esto, las empresas con mayores índices de crecimiento presentarán menores volúmenes de endeudamiento.

Por el contrario, según la *Pecking Order Theory*, las empresas con mayores oportunidades de crecimiento, irán acumulando deuda a lo largo del tiempo, por lo que crecimiento y apalancamiento estarán directamente correlacionados según esta teoría⁵⁴.

En la Tabla 4 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

La mayoría de los estudios empíricos concluyen que el crecimiento y el nivel de endeudamiento presentan una relación negativa, lo que es consistente con la teoría del *Trade-off* y contraria a la hipótesis del *Pecking Order* (aunque sí cumpliría con la versión más compleja).

⁵³ Según Barclay & Smith (1995) las empresas maduras con bajas expectativas de crecimiento basan su valor en sus activos presentes (tangibles) –que pueden servir de garantía a los prestamistas– y por tanto reduce sus costes de dificultades financieras o quiebra. Por su parte, las empresas más jóvenes con grandes expectativas de crecimiento, basan su valor en dichas expectativas (activos intangibles) con lo que sus costes de insolvencia serán mayores y por ello se espera que presenten menor volumen de endeudamiento que las primeras.

⁵⁴ Existe una versión más compleja de la relación entre expectativas de crecimiento y apalancamiento desarrollada por Myers & Majluf (1984) según la cual, en palabras de Fama & French (2002) es posible que una empresa con altas expectativas de crecimiento, mantenga bajo control su nivel de endeudamiento para asegurarse el poder financiar las futuras inversiones sin necesidad de recurrir a la emisión de acciones.

Tabla 4: Relación entre apalancamiento y crecimiento

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Las empresas con mayores oportunidades de crecimiento tenderán a tener un menor nivel de endeudamiento”		Hipótesis: “Las empresas con mayores oportunidades de crecimiento actuales presentarán mayores niveles de endeudamiento ⁵⁵ ”	
A favor: Barclay & Smith (1995); Bevan & Danbolt (2002); Bradley <i>et al.</i> (1984); Cuñat (1999); Harvey <i>et al.</i> (2004); Jensen & Meckling (1976); Jensen (1986); Myers (1977); Rajan & Zingales (1995); Smith & Watts (1992) o Stulz (1990)	Sin evidencia a favor, o en contra: Graham (1996); Grossman & Hart (1982); Jordan <i>et al.</i> (1998); MacKie-Mason (1990); Menéndez Requejo (2001) o Titman & Wessels (1988)	A favor: Azofra & De Miguel (1990); De Miguel & Pindado (2001); Frank & Goyal (2003); Goyal, Lehn, & Racic (2002); Graham (1996); Harris & Raviv (1991); Jordan <i>et al.</i> (1998) o Myers (1984)	Sin evidencia a favor, o en contra: Azofra & Fernández (1999); Barclay & Smith (1995) o Smith & Watts (1992)
Medidas: <i>Market-to-book ratio</i> ⁵⁶ , variación del activo total ⁵⁷ , gastos en investigación y desarrollo.			

3.2.1.4 Relación entre apalancamiento y sector industrial

Tal como indican Ross, Westerfield, & Jaffe (2012) en su manual de finanzas corporativas, existen diferencias en el nivel de apalancamiento medio en función del sector o industria que analicemos. Bradley *et al.* (1984) realizan un análisis más formal de las diferencias de apalancamiento entre sectores y ofrecen algunas explicaciones:

- i) Los directivos quizás usan los valores medios de apalancamiento del sector como referencia para establecer su propio volumen de endeudamiento. Por ello, el valor medio de apalancamiento del sector se usa como variable proxy de la estructura de capital objetivo (Faccio & Masulis, 2005; Gilson, 2009; Hovakimian *et al.*, 2001; Hull,

⁵⁵ Si consideramos la versión compleja, la hipótesis sería: “Las empresas con mayores expectativas de crecimiento futuras podrían presentar menores niveles de endeudamiento”.

⁵⁶ Es una de las medidas del crecimiento más usadas como proxy de las oportunidades de crecimiento y según Adam & Goyal (2008) la más fiable, pero tiene algunas limitaciones, solo puede utilizarse en empresas cotizadas y puede estar distorsionada (burbujas especulativas o situaciones en que la empresa está infravalorada).

⁵⁷ Usada por (Titman & Wessels, 1988) tiene como ventaja que no requiere que la empresa cotice en los mercados de valores. Una variante sería la variación de las ventas utilizada por Schiantarelli & Sembenelli (1997).

1999). Hovakimian *et al.* (2001) encuentran evidencias consistentes de que las empresas activamente ajustan su estructura de capital hacia los valores medios del sector.

- ii) Otra interpretación es que el valor medio del sector es el resultado de una serie de factores relacionados con el sector que afectan de forma conjunta a las decisiones financieras de las empresas que conforman dicho sector (Brander & Lewis, 1986; Chevalier & Chevalier, 1995; Hovakimian, Hovakimian, & Tehranian, 2004).

Consideramos dos posibles medidas que relacionan el nivel de apalancamiento o endeudamiento de la empresa con el sector o industria al que pertenecen: el crecimiento medio del sector y el apalancamiento medio del sector⁵⁸.

Según la teoría del *Trade-off* estático, un mayor crecimiento medio del sector supone un menor volumen de endeudamiento, mientras que un mayor apalancamiento medio del sector resulta en un mayor nivel de endeudamiento de las empresas que pertenecen a dicho sector.

Por su parte, desde la perspectiva de la *Pecking Order Theory*, a diferencia de lo que ocurre en el *Trade-off*, los valores medios del sector no actúan como valor objetivo a alcanzar. Según Myers (1984) si una empresa posee un elevado nivel de beneficios retenidos pero bajas oportunidades de crecimiento no tiene sentido que incremente su volumen de deuda con la finalidad de alcanzar el nivel medio del sector. No obstante, se acepta que el sector o industria al que pertenece una empresa afecte a su ratio de apalancamiento de forma indirecta como consecuencia de la naturaleza y composición de los activos comunes del sector.

En la Tabla 5 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

⁵⁸ Existen otras medidas posibles como el grado de competencia entre las empresas del sector o el nivel de regulación del sector que han sido considerados en la literatura (Brander & Lewis, 1986; Chevalier & Chevalier, 1995).

Tabla 5: Relación entre apalancamiento y sector industrial

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Los valores medios sectoriales de apalancamiento actúan de referencia para el nivel óptimo de endeudamiento de las empresas de ese sector”		Hipótesis: “El sector industrial ejerce cierta influencia en el nivel de apalancamiento de la empresa, pero no por el hecho que se pretenda alcanzar un determinado valor óptimo sectorial”	
A favor: Azofra (1987); Bowen, Daley, & Huber (1984); Bradley <i>et al.</i> (1984); Fama & French (2002); Frank & Goyal (2003); Harris & Raviv (1991); Jalilvand & Harris (1984); Scott & Martin (1975) o Taggart (1977)	Sin evidencia a favor o en contra: Allayannis, Brown, & Klapper (2003) o Balakrishnan & Fox (1993)	A favor: Balakrishnan & Fox (1993); Hovakimian <i>et al.</i> (2001) o Myers (1984)	Sin evidencia a favor o en contra: Frank & Goyal (2003) o Pettit & Singer (1985)
Medidas: Apalancamiento medio del sector y crecimiento medio del sector.			

3.2.1.5 Relación entre apalancamiento y naturaleza de los activos

Los activos tangibles son más sencillos de valorar por los agentes externos de la empresa con lo que han sido utilizados para aproximar las garantías patrimoniales que la empresa puede ofrecer a inversores potenciales para asegurar el cumplimiento de las obligaciones financieras (Hall *et al.*, 2000). Las empresas con mayor proporción de activos tangibles presentan menores costes de dificultades financieras y menores problemas de agencia entre accionistas y acreedores financieros, lo que lleva a establecer una relación positiva entre grado de tangibilidad de los activos y apalancamiento. Por el contrario, empresas intensivas en I+D, presentarán mayor proporción de activos intangibles y en consecuencia se les supone menor nivel de apalancamiento.

Según la teoría del *Trade-off* estático, las empresas con mayor proporción de activos intangibles o activos arriesgados soportan mayores costes de insolvencia ya que en caso de dificultades financieras y liquidación sufrirán mayores pérdidas de valor de sus activos (Myers, 1977). Desde el punto de vista de agencia, como hemos visto, una mayor cantidad de activos tangibles que sirven como colateral reduce los conflictos de agencia y facilita el acceso a la deuda

(Harris & Raviv, 1990; Myers, 1977; Rajan & Zingales, 1995; Scott, 1977; Titman & Wessels, 1988; Williamson, 1988).

Por su parte, la *Pecking Order Theory* considera que la mayor tangibilidad de los activos reduce la asimetría informativa lo que favorece la emisión de deuda en condiciones más favorables (Bester, 1987; Myers & Majluf, 1984). En cualquier caso, la menor asimetría informativa asociada a los activos tangibles reduce los costes de emisión de acciones lo que provoca que pueda disminuir el apalancamiento (Frank & Goyal, 2009). De nuevo existe una ambigüedad al respecto de la relación entre apalancamiento y naturaleza de los activos que reduce la utilidad de este factor determinante para validar la *Pecking Order Theory*.

En la Tabla 6 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

Tabla 6: Relación entre apalancamiento y naturaleza de los activos

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Las empresas con mayor proporción de activos tangibles presentarán un mayor volumen de endeudamiento”		Hipótesis: “Las empresas con mayor proporción de activos tangibles presentarán un mayor volumen de endeudamiento”	
A favor: Bradley <i>et al.</i> (1984); Frank & Goyal (2003); Hall <i>et al.</i> (2000); Harris & Raviv (1990); Jensen & Meckling (1976); Jordan <i>et al.</i> (1998); Kim & Sorensen (1986); MacKie-Mason (1990); Menéndez Requejo (2001); Myers (1977); Rajan & Zingales (1995); Scott (1977); Smith & Watts (1992); Stiglitz & Weiss (1981); Titman & Wessels (1988) o Williamson (1988)	Sin evidencia a favor, o en contra: Allayannis, Brown, & Klapper (2003); Bevan & Danbolt (2002) o Psillaki & Daskalakis (2009)	A favor: Bester (1987) o Myers & Majluf (1984)	Sin evidencia a favor, o en contra: Frank & Goyal (2009)
Medidas: activos tangibles sobre activos totales, gastos en I+D sobre ventas.			

3.2.1.6 Relación entre apalancamiento e Impuestos

Como ya hemos visto, según el modelo de Modigliani & Miller (1963) y la posterior teoría del *Trade-off*, uno de los principales incentivos a usar deuda en lugar de fondos propios es el diferente tratamiento fiscal que existe entre las dos fuentes de financiación –capital propio y deuda–. Mientras que los intereses de la deuda son deducibles fiscalmente y suponen un ahorro fiscal –o escudo fiscal–, no sucede lo mismo con la remuneración vía dividendos a los accionistas. Ello implica que, según la teoría del *Trade-off* estático, cuanto mayor sea el tipo impositivo que grava los beneficios empresariales, mayor es el escudo fiscal de la deuda y por lo tanto mayor será el endeudamiento de las empresas (Haugen & Senbet, 1986)⁵⁹.

Aunque la lógica lleva a pensar que la tasa impositiva es relevante para las decisiones financieras de la empresa, no existe tal consenso en los trabajos empíricos realizados. De hecho, es difícil testar la hipótesis ya que los tipos impositivos son fijos y han permanecido constantes durante largos períodos de tiempo con lo cual no se dispone de series temporales suficientemente largas como para comprobar la incidencia de la variación del tipo impositivo sobre el endeudamiento.

DeAngelo & Masulis (1980) muestran que los escudos fiscales no procedentes de la deuda pueden usarse como variables proxy de la tasa impositiva. Ejemplos de estos escudos fiscales no procedentes de la deuda serían: las deducciones fiscales a la inversión –*investment tax credits*– la deducción de las pérdidas en la base imponible de ejercicios posteriores –*tax loss carryforward*– o el ratio de amortización.

El uso de la tasa impositiva como factor determinante del apalancamiento no es tan clara en la *Pecking Order Theory*, pero si tenemos en cuenta los escudos fiscales no procedentes de la deuda –*non-debt tax shields*–, y en particular el ahorro fiscal de las amortizaciones o provisiones, observamos que un mayor tipo impositivo aumenta la cantidad de recursos

⁵⁹ En cualquier caso, si consideramos que un mayor volumen de deuda reduce los potenciales recursos internos que genera la empresa parece que se establece una relación negativa entre tasa impositiva y volumen de deuda según esta teoría (Niu, 2008).

internos generados por la empresa y en consecuencia reduciría la necesidad de deuda (DeAngelo & Masulis, 1980).

En la Tabla 7 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

Tabla 7: Relación entre apalancamiento e impuestos

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Existe una relación positiva entre la tasa impositiva y el apalancamiento”		Hipótesis: “Una mayor tasa impositiva aumenta los recursos internos obtenidos del ahorro fiscal de amortizaciones y provisiones por lo que se espera menor volumen de deuda”	
A favor: DeAngelo & Masulis (1980); Graham (1996, 2000); Haugen & Senbet (1986); MacKie-Mason (1990) o Scott (1976)	Sin evidencia a favor o en contra: Allayannis <i>et al.</i> (2003); Ang & Peterson (1986); Bradley <i>et al.</i> (1984); Fama & French (1998); Fischer <i>et al.</i> (1989) o Titman & Wessels (1988)	A favor: Bowen, Daley, & Huber (1984); De Miguel & Pindado (2001); DeAngelo & Masulis (1980); Fama & French (2002); Fung & Theobald (1984); Kim & Sorensen (1986); Scott & Martin (1975) o Wald (1999)	Sin evidencia a favor o en contra: Allayannis <i>et al.</i> (2003); Barclay & Smith (1995); Bradley <i>et al.</i> , (1984); Harris & Raviv (1991); MacKie-Mason (1990) o Titman & Wessels (1988)
Medidas: Tasa impositiva ⁶⁰ , el ratio de amortización ⁶¹ , deducciones fiscales a la inversión o deducción de las pérdidas en la base imponible de ejercicios posteriores ⁶² .			

3.2.1.7 Relación entre apalancamiento y riesgo

Bajo el enfoque de la teoría del *Trade-off*, las empresas con *cash flows* más volátiles soportarán mayores costes de insolvencia y por lo tanto tenderán a usar menor volumen de deuda (Bradley *et al.*, 1984). Además, cuanto más volatilidad presenten los *cash flows*, menor será la probabilidad de aprovechar plenamente los escudos fiscales –tanto de la deuda como no

⁶⁰ Puede obtenerse a partir del cociente entre el importe de los impuestos sobre el beneficio antes de impuestos.

⁶¹ Medido como amortizaciones y depreciaciones sobre total activos.

⁶² Estos dos últimos escudos fiscales no procedentes de la deuda han sido usados entre otros por MacKie-Mason (1990).

precedentes de la deuda—. Por su parte, desde el punto de vista de la teoría de la agencia, Bradley *et al.* (1984); Jordan *et al.* (1998); Titman & Wessels (1988) analizan la variable del riesgo operativo de la empresa y predicen que debería estar negativamente relacionada con el nivel de endeudamiento ya que entienden que un mayor riesgo operativo supone unos mayores costes de agencia.

Según la *Pecking Order Theory*, un aumento en la incertidumbre sobre los beneficios futuros aumenta la asimetría informativa, y en consecuencia los prestamistas reducirán el volumen de crédito y/o empeorarán las condiciones económicas del mismo (Fazzari *et al.*, 1988; Ghosal & Loungani, 1996)⁶³

En la Tabla 8 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

Tabla 8: Relación entre apalancamiento y riesgo

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Las empresas con mayor riesgo tendrán, probablemente, un menor nivel de deuda”		Hipótesis: “Las empresas con mayor riesgo presentarán menores niveles de apalancamiento”	
A favor: Booth, <i>et al.</i> (2001); Bradley <i>et al.</i> (1984); Jordan <i>et al.</i> (1998); MacKie-Mason (1990); Titman & Wessels (1988) o Wald (1999)	Sin evidencia a favor o en contra: Hsia (1981) o Kim & Sorensen (1986)	A favor: Fazzari <i>et al.</i> (1988) o Ghosal & Loungani (1996)	Sin evidencia a favor o en contra: Barclay & Smith (1995)
Medidas: Varianza de la rentabilidad de las acciones, desviación estándar del BAIT ⁶⁴ o logaritmo neperiano de los activos ⁶⁵ .			

⁶³ Frank & Goyal (2009) plantean otro enfoque según el cual es de esperar que las empresas cuyas acciones sean más volátiles también sean las que presentan mayor riesgo asociado a sus *cash flows* y mayores problemas de selección adversa, por lo que según la *pecking order theory*, presentarán mayores niveles de apalancamiento.

⁶⁴ Booth *et al.* (2001) y Huang & Song (2006) usan esta medida como proxy del riesgo, Bradley *et al.* (1984) y Wald (1999) utilizan la desviación estándar de las primeras diferencias de los ingresos operativos sobre activos totales y Titman & Wessels (1988) proponen la desviación estándar de las variaciones porcentuales de los ingresos operativos.

⁶⁵ Fama & French (2002) utilizan el logaritmo neperiano de los activos como *proxy* de la volatilidad de los *cash flows*, argumentando que está relacionado con el tamaño ya que estos autores afirman que las empresas más grandes están más diversificadas y por lo tanto presentan menor volatilidad de sus *cash flows*.

3.2.1.8 Relación entre apalancamiento y edad

Según Diamond (1991), y bajo el enfoque de la teoría del *Trade-off*, las empresas con más edad, con un largo historial de solvencia, tendrán mayor tendencia a evitar inversiones arriesgadas y tendrán problemas de agencia de sustitución de activos ya que desean mantener la reputación alcanzada acerca del cumplimiento de las obligaciones financieras⁶⁶. Por el contrario, las empresas jóvenes serán más propensas a arriesgarse en sus decisiones de inversión. En este sentido, las empresas más antiguas, presentan menores costes relacionados con el endeudamiento, por lo que se supone que presentaran mayores niveles de endeudamiento.

Por el contrario, según la *Pecking Order Theory*, las empresas de mayor edad suelen tener mayores recursos internos acumulados durante sus años de actividad, con lo que se espera presenten un menor uso del endeudamiento (Myers & Majluf, 1984).

En la Tabla 9 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

Tabla 9: Relación entre apalancamiento y edad

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Las empresas de mayor edad presentarán con mayor probabilidad mayores niveles de apalancamiento”		Hipótesis: “Las empresas más maduras presentan con mayor probabilidad un menor ratio de apalancamiento”	
A favor: Barclay & Smith (1995); Bates (1991); Diamond (1991) o Berger & Udell (1998)	Sin evidencia a favor o en contra: Romano, Tanewski, & Smyrniotis (2001)	A favor: Chittenden, Hall, & Hutchinson (1996); Hall <i>et al.</i> (2000); Myers & Majluf (1984); Berger & Udell (1998) o Petersen & Rajan (1994)	Sin evidencia a favor o en contra: Bougheas, Mizen, & Yalcin (2006) o Van der Wijst & Thurik (1993)
Medidas: Años desde su constitución.			

⁶⁶ Por su parte, Barclay & Smith (1995) suponen que las empresas de más edad puedan estar más expuestas a problemas de free *cash flows* (problemas de agencia entre directivos y accionistas) y un mayor volumen de deuda ayuda a la disciplina de la dirección y por tanto será bien valorada por los accionistas reduciendo los costes de agencia.

3.2.1.9 *Relación entre apalancamiento y restricciones de acceso a la oferta de deuda o fondos propios*

Según Faulkender & Petersen (2006) los factores procedentes del lado de la oferta de recursos financieros –tanto deuda como fondos propios–, son importantes para explicar el nivel de apalancamiento de las empresas. Así, cuando existen restricciones de acceso al mercado de la deuda, las empresas tenderán a utilizar más el mercado de acciones (y viceversa). Según estos autores, las empresas que han sido calificadas por una agencia de *rating*, se espera que tengan menos restricciones de acceso a la deuda y por lo tanto presentarán con mayor probabilidad niveles de apalancamiento más elevados.

Desde la perspectiva de la *Pecking Order Theory*, si la empresa está calificada por una agencia de *rating*, se reduce la asimetría informativa entre *insiders* y *outsiders*. Por ello, si la empresa obtiene un *rating* alto, presentará menores problemas de selección adversa y, según Frank & Goyal (2009), debería usar menos deuda y más recursos propios.

Medida: Variable dummy sobre si la empresa está o no calificada por una agencia de *rating*⁶⁷.

3.2.1.10 *Relación entre apalancamiento y factores macroeconómicos*

Según Gertler & Gilchrist (1993), los ciclos económicos afectan a las decisiones financieras de las empresas. Siguiendo el enfoque de la teoría del *Trade-off*, durante los períodos de expansión, el precio de las acciones sube, la probabilidad de insolvencia se reduce y incrementan

⁶⁷ Medida propuesta por Frank & Goyal (2009).

los beneficios sujetos a impuestos⁶⁸ por todo ello, las empresas tendrán incentivos para incrementar su volumen de deuda⁶⁹.

Desde la perspectiva de la *Pecking Order Theory*, el apalancamiento debería disminuir durante los períodos de expansión ya que las empresas consiguen mayores recursos internos y en consecuencia se emitirá un menor volumen de endeudamiento.

En la Tabla 10 enunciamos las hipótesis para cada una de las teorías y citamos algunos trabajos que validan la hipótesis y otros que no la validan.

Tabla 10: Relación entre apalancamiento y factores macroeconómicos

Trade-off Theory		Pecking Order Theory	
Hipótesis: “Durante las etapas de expansión económica se espera que el nivel de endeudamiento sea mayor, mientras que en épocas de recesión se espera lo contrario”		Hipótesis: “Durante las etapas de expansión económica las empresas disponen de mayor financiación interna por lo que emitirán menores cantidades de deuda”	
A favor: Bernanke, Gertler, & Gilchrist (1996) o MacKie-Mason (1990)	Sin evidencia a favor o en contra: Segura & Toledo (2003); Van der Wijst & Thurik (1993)	A favor: Frank & Goyal (2009)	Sin evidencia a favor o en contra: Bernanke, Gertler, & Gilchrist (1999)
Medidas: Crecimiento del PIB ⁷⁰ , <i>dummies</i> temporales ⁷¹			

Con la revisión realizada de los diferentes trabajos teóricos y empíricos en el presente capítulo hemos podido analizar los principales factores determinantes del endeudamiento

⁶⁸ MacKie-Mason (1990) encuentran evidencia empírica que los niveles de endeudamiento dependen de la etapa del ciclo económico. Observaron como en el período 1981 a 1983 –etapa de recesión– las empresas obtienen menores tasas impositivas marginales y como consecuencia de la menor capacidad deductiva de la deuda, las empresas tienden a disminuir su apalancamiento. Por el contrario, durante el período 1985 a 1987 –etapa de expansión económica– se observa un incremento de la financiación con deuda de acuerdo con las tesis impositivas.

⁶⁹ Sin embargo, durante los períodos de recesión, los problemas de agencia se agudizan ya que los directivos ven reducida su riqueza en relación a los accionistas. Teniendo en cuenta que la deuda equilibra los incentivos que obtienen directivos y accionistas, bajo el enfoque de la teoría de la agencia, es de esperar que los directivos incrementen el volumen de deuda en épocas de recesión (Frank & Goyal, 2009).

⁷⁰ Medida propuesta por Frank & Goyal (2009).

⁷¹ Medida propuesta por Van der Wijst & Thurik (1993).

desde la perspectiva de la teoría del *Trade-off* y el *Pecking Order Theory*. En la Tabla 11 presentamos un resumen de la relación entre el nivel de endeudamiento y los diferentes factores analizados:

Tabla 11: Resumen relación entre volumen de endeudamiento y los factores analizados.

Factor determinante	<i>Trade-off Theory</i>	<i>Pecking Order Theory</i>
Rentabilidad	+	–
Tamaño	+	+
Crecimiento	–	+
Sector Industrial	+	+
Tangibilidad de los activos	+	+
Impuestos	+	–
Riesgo	–	–
Edad	+	–
Restricciones de la oferta (<i>rating</i>)	+	–
Expansión económica	+	–

Fuente: Elaboración propia

Una de las conclusiones de esta revisión es la existencia de resultados contradictorios entre los diferentes estudios empíricos sobre los factores determinantes. También se observa la gran distancia que existe entre los enfoques de las dos principales teorías que estudian la estructura de capital de las empresas –la teoría del *Trade-off* y el *Pecking Order Theory*– tanto a la hora de plantear las relaciones entre los factores determinantes y el nivel de apalancamiento como acerca de la importancia de cada factor determinante.

Esta realidad hace difícil la aplicación simultánea de las dos teorías, por lo que, de momento y a la espera de que se desarrolle una teoría universal, se hace necesario decidirse por una de ellas. A nuestro entender, y sabedores de que no existe evidencia empírica plena, la *Pecking Order Theory* es quizás la que, por basarse en la realidad observada y por adaptarse mejor a las pequeñas y medianas empresas nos resultará más útil para el objetivo de nuestro estudio.

La mayoría de las empresas químicas incluidas en la base datos que vamos a utilizar en nuestro estudio son pequeñas y medianas empresas (pymes). Por norma general, las pymes presentan una mayor asimetría informativa que junto con su menor tamaño, se traduce en mayores restricciones de acceso a los mercados de capitales y unos mayores costes de financiación. Si a ello le añadimos la estructura de propiedad de las pymes, en que normalmente

dirección y propiedad coinciden en las mismas personas, y su aversión a la pérdida de la propiedad y control de la empresa, podemos explicar por qué este tipo de empresas prefiere financiar su crecimiento con recursos generados internamente, recurriendo, si éstos son insuficientes, a la deuda a corto plazo y la deuda a largo plazo en este orden y, en última instancia, para no diluir la propiedad, a ampliar el capital social. Según lo expuesto hasta ahora, este comportamiento se ajusta en mayor medida a los postulados de la *Pecking Order Theory* que a los de la *Trade-off theory*. Por ello en nuestro estudio empírico sobre la industria química intentaremos validar el cumplimiento de las hipótesis de la *Pecking Order Theory*.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

4 REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE FRACASO EMPRESARIAL

Desde hace mucho tiempo, la predicción del fracaso empresarial ha sido objeto de estudio e interés por parte de investigadores, acreedores, propietarios y directivos de las empresas. Los bancos, por ejemplo, han desarrollado complejos departamentos de gestión de riesgos que procuran predecir la posibilidad de quiebra de aquellos potenciales clientes demandantes de financiación evitando así pérdidas indeseadas.

Debido al actual entorno incierto y competitivo del mundo económico y empresarial, cualquier organización está expuesta, en mayor o menor medida, al fracaso empresarial. En este sentido, la toma de decisiones en el ámbito de la empresa deberá tener en cuenta las potenciales pérdidas y riesgo de insolvencia. Los recientes cambios en el mundo económico, consecuencia de la crisis financiera global surgida en 2008, han provocado que el número de empresas, tanto grandes como pequeñas, que fracasan sea ahora mayor que nunca. Todo ello dota al estudio del fracaso empresarial y, en particular, a la predicción de dicho fracaso de una mayor relevancia en el mundo empresarial.

El principal objetivo de la predicción del fracaso empresarial es diferenciar las empresas que tienen una elevada probabilidad de fracasar de las empresas sanas. Se trata, pues, de un problema de clasificación dicotómico. Sin embargo, a menudo se incluye un tercer grupo intermedio en que se incluyen las empresas para las que es difícil realizar una predicción clara. Otra posibilidad es distinguir diferentes niveles de fracaso o separar aquellas empresas

fracasadas que consiguen sobrevivir mediante planes de reestructuración –incluyendo fusiones o adquisiciones– de las que no sobreviven (Theodossiou, *et.al*, 1996).

Los diferentes autores que han desarrollado un modelo para predecir el fracaso empresarial se han basado en la utilización de ratios⁷². Según du Jardin (2009), la gran mayoría de los modelos, un 93%, utiliza ratios financieros de la empresa, un 28% utiliza variables matemáticas y estadísticas (medias, varianzas, logaritmos, etc. sobre ratios o variables financieras de la empresa), un 14% utilizan variaciones de ciertos ratios o variables financieras a lo largo del tiempo, un 13% usan variables no financieras (por ejemplo características no financieras de la empresa –tamaño, edad, localización– o su entorno) y el 6% utiliza ratios de los mercados de capitales⁷³.

Aunque el uso de ratios para el análisis de la empresa tiene mucha tradición, existe cierta controversia a la hora de establecer los valores adecuados para cada ratio. De hecho, no existe un valor general que pueda utilizarse para cualquier empresa ya que dependerá del sector al que pertenezca, el mercado en que opere, el momento en que se realice el análisis, etc. Los ratios deben ser evaluados de forma conjunta con información adicional acerca de la naturaleza de la empresa y el mercado en que opera.

Un elemento esencial para determinar el poder predictivo de los diferentes modelos sobre fracaso empresarial es el número de factores considerados en el modelo. En la literatura encontramos una gran variedad en el número de factores utilizados, que van desde 1 a 57 (du Jardin, 2009). Aunque no pueda decirse que existan ratios que se utilicen de forma unánime, sí que es cierto que algunos se han utilizado en mayor medida, por ejemplo, según el estudio de Laffarga Briones & Pina Martínez (1995) el ratio más utilizado ha sido activo corriente/pasivo corriente –*current ratio*– mientras que según el estudio de du Jardin (2009), el factor más utilizado ha sido el ratio beneficio neto/activo total –*return on assets*– En la Tabla 12 mostramos algunos de los factores más utilizados en los diferentes modelos de predicción del fracaso empresarial. Aunque ha habido algunas variaciones en el número de factores utilizados en los

⁷² Sin embargo, autores como Dimitras, Zanakis, & Zopounidis (1996) o Laitinen (1993) critican el uso de ratios financieros ya que, según ellos, éstos sólo son los síntomas de los problemas financieros y de funcionamiento que una empresa atraviesa, pero no la causa de estos problemas.

⁷³ La suma de los porcentajes es mayor que 100 ya que muchos modelos utilizan diferentes tipos de variables al mismo tiempo.

últimos 40 años, el valor medio se sitúa, de forma bastante constante, alrededor de los 8-10 factores (Yu, 2013).

Otro aspecto relevante a tener en cuenta es la definición de fracaso empresarial. Carmichael (1972) considera que una situación de fracaso empresarial corresponde con el momento en que la empresa es incapaz de satisfacer el pago de sus obligaciones financieras. Por su parte, Foster (1986) define la situación como un problema grave de liquidez que no podrá solucionarse sin una reestructuración a gran escala de las operaciones o estructura económica de la empresa. En Doumpou & Zopounidis (1999), el fracaso empresarial no solo se limita a la incapacidad de cumplir con el pago de las obligaciones financieras sino que también incluye las situaciones en que, desde el punto de vista contable, el valor de los pasivos totales supera el valor total de los activos.

Los diversos autores que han investigado en este campo, han utilizado diferentes definiciones de fracaso empresarial, aunque con diferencias poco significativas. Beaver (1966) considera como fracaso empresarial aquella situación en que la empresa es incapaz de atender sus obligaciones de pago. Altman (1968) y Ohlson (1980) optan por una definición más concreta como es la declaración legal de quiebra. Deakin (1977) define el fracaso en las empresas como aquellas que se encuentran en quiebra, concurso de acreedores o han sido liquidadas. Según Taffler (1983) son las empresas que han sufrido cualquier tipo de intervención estatal y liquidación voluntaria. Zmijewski (1984) considera el fracaso empresarial desde el mismo momento que la empresa solicita la quiebra, sin necesidad que lo dictamine el poder judicial. Por su parte, Sun, Li, Huang, & He (2014) distinguen dos niveles de fracaso empresarial, un primer nivel en que la empresa presenta problemas de liquidez de carácter temporal –*mild financial distress*– y otro nivel en que la empresa presenta problemas más graves que acabarán desembocando en la quiebra o liquidación de la empresa –*serious financial distress*–.

Independientemente de la definición que utilice cada autor, hay que tener en cuenta que el concepto de proceso concursal es distinto en función de la legislación vigente en cada país. En nuestro caso, para nuestro estudio, consideraremos como empresas fracasadas aquellas que una vez quebradas han sido liquidadas o están en proceso de liquidación.

Tabla 12: Factores usados comúnmente en los estudios sobre predicción de fracaso empresarial.

(Activo corriente – Existencias) / Pasivo corriente
(Activo corriente – Pasivo corriente) / Activo total
Activo corriente / Activo total
Activo corriente / Pasivo corriente
Activo corriente / Ventas
Beneficio antes de impuestos / Fondos propios
Beneficio antes de impuestos / ingresos explotación
Beneficio antes de intereses e impuestos / (fondos propios + pasivos no corrientes)
Beneficio antes de intereses e impuestos / Activo total
Beneficio antes de intereses e impuestos / Intereses
Beneficio neto / Activo total
Beneficio neto / Fondos propios
Beneficio neto / Ventas
Beneficios retenidos / Activo total
<i>Cash flow</i> / Activo total
<i>Cash flow</i> / Deuda total
<i>Cash flow</i> / Pasivo corriente
<i>Cash flow</i> / Ventas
Deuda total / Activo total
Deuda total / Fondos propios
Fondo de maniobra / Ventas
Fondos propios / Activo total
Inmovilizado / Activo total
Logaritmo neperiano del activo total
Pasivo corriente / Activo total
Pasivo no corriente / Fondos propios
Tamaño de la empresa
Tesorería / Activo total
Tesorería / Pasivo corriente
Tesorería / Pasivo corriente
Ventas/Activo total
Working capital / Activo total

Fuente: Elaboración propia

Una vez definido el concepto de fracaso empresarial, en el siguiente apartado realizaremos un breve repaso de la evolución histórica de su estudio.

4.1 Estudios sobre la predicción del fracaso empresarial

Los primeros estudios que intentan predecir el fracaso empresarial se remontan dos siglos atrás. Al principio, el potencial fracaso empresarial se basaba en información cualitativa que en muchos casos tenía una gran carga de subjetividad (Bellovary, Giacominio, & Akers, 2007; De Andrés, Landajo, & Lorca, 2012; Li & Miu, 2010). Más tarde, en los años veinte y treinta del siglo XX, el estudio pasó a centrarse en el análisis de los estados financieros de la empresa y, más concretamente, en el uso del análisis univariante mediante ratios, de esta época destacan los trabajos de FitzPatrick (1932); Merwin (1942) y Smith & Winakor (1935).

Estos estudios univariantes consistían mayoritariamente en el análisis de ratios individuales y la posterior comparación entre los valores obtenidos entre empresas fallidas y empresas sanas. Sin embargo, Beaver (1966) realizó un estudio acerca de la habilidad predictiva de la información contable. Con técnicas de análisis univariante, Beaver consigue asignar a un número de ratios una serie de valores críticos que permitían, en una muestra de empresas, discriminar entre quebradas y no quebradas. La verdadera aportación de Beaver no radica en si uno u otro ratio predice mejor o peor el fracaso empresarial, sino en la comprobación estadística de la utilidad de la información contable.

Dos años más tarde, Altman (1968) desarrolló el primer modelo multivariante, sentando las bases para la determinación del modelo *Z-Score*. Para ello, Altman utilizó la técnica del Análisis Discriminante Múltiple (MDA) consistente en la estimación de una función denominada función discriminante⁷⁴ que asigna un valor a cada empresa, estableciendo así valores frontera (puntos de corte) entre empresas quebradas y sanas. Sus conclusiones fueron que cualquier empresa con un valor *Z-Score* inferior a 1,81 debía considerarse empresa quebrada, mientras que todo valor superior a 2,99 indicaba que la empresa era sana. Para los valores comprendidos entre (1,81-2,99) Altman definió una zona de desconocimiento o zona gris. Más tarde, Altman,

⁷⁴ La función discriminante que nos permite clasificar empresas en dos grupos –sanas o quebradas– a partir de k variables discriminadoras –en nuestro caso ratios financieros– (X_1, X_2, \dots, X_k) puede expresarse como:

$$D = u_1 \cdot X_1 + u_2 \cdot X_2 + u_3 \cdot X_3 + \dots + u_k \cdot X_k$$

Donde: u_i son los coeficientes de ponderación y el valor determinante D se obtiene al dar valores a X_1, X_2, \dots, X_k en la ecuación anterior.

Haldeman, & Narayanan (1977) reestiman el modelo de la *Z-Score* justificando dicha reelaboración del modelo en que había variado el tamaño de las empresas que quebraban, siendo éstas cada vez de mayor dimensión. Este nuevo modelo *Z-Score* utiliza siete variables independientes –el anterior sólo utilizaba cinco– y, por motivos de comercialización del modelo, no se publicaron los coeficientes de las siete variables.

4.1.1 El estudio del fracaso empresarial en los años 70

En la década de los años 70, se desarrollaron gran cantidad de trabajos de predicción del fracaso empresarial entre los que destacan, por su originalidad o por su influencia en posteriores trabajos (además del ya citado Altman *et al.*, 1977):

- Wilcox (1971), define la empresa como una corriente de entrada y salida de flujos. Emplea como magnitud fundamental de su análisis lo que denomina Valor Neto de Liquidación, determinado en base a los flujos líquidos de entrada y salida. Aparte de su peculiar metodología, una de sus aportaciones más significativas es que pensaba que las empresas, en ocasiones, alteran determinadas magnitudes para ofrecer una imagen más saneada, sobre todo cuando sus estados financieros no están auditados.
- Deakin (1972), se basa en la elaboración de una metodología híbrida entre la de Altman y Beaver. Usó el análisis univariante de Beaver como técnica para la elección previa de los ratios con los que posteriormente elaborar un modelo de predicción multivariante como el de Altman. Otra aportación de Deakin fue que realizó una estimación de los coeficientes de las variables distinta para cada año anterior al fracaso mejorando los resultados de Altman (1968). En su metodología hace uso del coeficiente de correlación de Spearman para medir el poder predictivo de cada variable, y de la lambda de Wilks para contrastar la significatividad de las funciones discriminantes obtenidas⁷⁵.
- Edmister (1972), centró su estudio en las pequeñas y medianas empresas, dedicando sus esfuerzos a obtener unos buenos resultados predictivos más que en

⁷⁵ Posteriormente, Deakin (1977) vuelve a estimar su modelo, reduciendo las 14 variables del modelo original a 5 variables y redefiniendo el concepto de fracaso, considerando únicamente las empresas quebradas que fueron liquidadas o habían entrado en un proceso de reorganización.

las técnicas estadísticas utilizadas o en la propia definición de la variable dependiente (fracaso empresarial). Constata la inestabilidad de los modelos, afirmando que no todos los ratios se comportan de la misma forma en momentos y/o muestras diferentes. Consiguió demostrar el poder discriminante de los ratios a través de tiempo, dando un paso más en la explicación dinámica del proceso de fracaso empresarial.

- Pinches, Mingo, & Caruthers (1973), pretendían conocer la significatividad individual de cada variable independiente del modelo y establecer una clasificación, en categorías o factores, de los ratios en función de la cantidad de información que abarcaban. Para ello establecieron siete factores: liquidez, endeudamiento, rentabilidad, tesorería y tres correspondientes a diferentes rotaciones, intensidad de capital, intensidad de los inventarios y nivel de clientes. Consideraron, inicialmente, 48 ratios que fueron reducidos, finalmente, a 7 ratios, uno por cada factor propuesto⁷⁶.
- Blum (1974), construyó su modelo, denominado *Failing Company Model*, para ser utilizado como herramienta de la División antimonopolio del Departamento de Justicia norteamericano encargada de validar las fusiones entre empresas. Solo se permitían las fusiones o adquisiciones si la empresa absorbida tenía problemas para asegurar su viabilidad. Al contrario que la mayoría de los estudios anteriores, donde era preferible el error tipo II (considerar una empresa sana como quebrada) frente al error tipo I (considerar una empresa quebrada como sana), la naturaleza del estudio de Blum hace que el error tipo I sea menos gravoso que el error tipo II ya que es preferible que una empresa quebrada desaparezca a que se permitan fusiones que no deberían producirse entre empresas sanas. Acaba determinando tres factores: liquidez, rentabilidad y variabilidad⁷⁷. De sus resultados destaca el hecho que consigue una mayor exactitud utilizando un período de ocho años anteriores a la fecha del fracaso empresarial contradiciendo la mayoría de los autores que defendían un período de tres o cuatro años como el más significativo.

⁷⁶ Dos años más tarde, Pinches, Eubank, Mingo, & Caruthers (1975) intentan jerarquizar los 48 ratios utilizados en 1973 y demostraron que los siete factores iniciales se podían reducir a tres sin perder información de forma significativa.

⁷⁷ Al igual que Edmister (1972), Blum considera el fracaso empresarial como algo dinámico, por lo que considera que, en muchos casos, las variaciones temporales de los ratios son más importantes que sus valores tomados de forma aislada. Esto le lleva, como ya hiciera Deakin (1972) a añadir la categoría de variabilidad.

- Libby (1975), aplicó la técnica de componentes principales del análisis factorial mediante el cual pudo identificar un conjunto de ratios con un grupo de categorías o factores más reducido, como ya habían demostrado Pinches *et al.* (1973). Esto reducía considerablemente la posibilidad que las categorías utilizadas omitiesen información relevante. Deakin (1977) lo aplicó con éxito a su trabajo y durante una época se ha utilizado de forma generalizada como paso previo en la confección de modelos de predicción del fracaso empresarial.
- Martin (1977), fue pionero en aplicar modelos de regresión logística. Elaboró una serie de modelos con distintas técnicas, análisis discriminante (tanto lineal como cuadrático) y el *logit*, que son objeto de comparación siendo el modelo *logit* con un 92,45% de acierto el mejor predictor de todos.

4.1.2 El estudio del fracaso empresarial en los años 80

Durante la década de los ochenta los autores se preocuparon por solventar metodológicamente aspectos que podrían desvirtuar los resultados proporcionados por los modelos: La distribución estadística de los ratios, las técnicas de reducción de variables o la multicolinealidad son, entre otros, aspectos que empiezan a despertar interés entre los investigadores. Aunque la búsqueda de una teoría económica del fracaso empresarial sigue estando pendiente en éste o en los posteriores períodos, los avances logrados en esta época han supuesto un gran avance para investigaciones posteriores.

Es también durante este período que se incrementa el grado de internacionalización de los estudios que hasta la fecha se habían centrado, casi de forma exclusiva, en el ámbito anglosajón (principalmente Estado Unidos). En este sentido, destaca la escuela japonesa iniciada en el *Nomura Research Institute* a finales de los años 70 y que culminan en los años 80 por el número y relevancia de sus trabajos entre los que destacan los de Ozeki & Ohno (1980) y, sobretudo, Takahashi, Kurokawa, & Watase (1984). En este sentido, Altman (1984b) analiza estudios realizados en Japón, Alemania (y Suiza), Brasil, Australia, Inglaterra, Irlanda, Canada, Holanda y Francia.

De este período destacamos los siguientes trabajos:

- Ohlson (1980) fue discípulo de Beaver y centró sus esfuerzos en encontrar métodos estadísticos alternativos que pudieran alcanzar resultados equiparables a los obtenidos con los modelos basados en el análisis discriminante, pero que fuesen metodológicamente más aptos en el tratamiento de la información financiera⁷⁸. Aunque a nivel empírico su trabajo no tuvo mucho éxito, a nivel metodológico, su modelo de regresión logística *logit* a la predicción de quiebra, supuso un gran avance ya que atenuaba la falta de normalidad multivariante y la diferencia entre las matrices de covarianzas de los grupos de empresas sanas y fracasadas, permitía el uso de variables categóricas y se podía medir la contribución individual de cada variable a través de un test estadístico. A su vez mide el fracaso empresarial en términos de probabilidad y no de puntuación como sucede con los modelos basados en el análisis discriminante.
- Zmijewski (1984), fue pionero en elaborar un modelo de predicción de quiebra con la técnica estadística *probit*. Lo hizo únicamente con ratios relativos a la rentabilidad y obtuvo un 97% de aciertos aunque con un elevado error de tipo I (considerar como sana una empresa quebrada).
- Mensah (1984), introdujo en su modelo de predicción del fracaso empresarial variables con información macroeconómica –información relativa a la posición en el ciclo económico, tipo de interés e inflación–. Su conclusión fue que aunque los factores macroeconómicos influyen en la crisis de las empresas, éstos ya se traducen en cambios en los ratios financieros.
- West (1985), creó un modelo destinado a los bancos comerciales en que usó una combinación de análisis factorial y estimación *logit* para asignar de forma individual, a cada empresa, la probabilidad de llegar a ser un problema para el banco. Los factores usados en el modelo eran muy similares al sistema de rating CAMEL⁷⁹ que ya se utilizaba para los bancos.

⁷⁸ Algunos de los problemas que detectó fueron: problemas de multicolinealidad (que se difuminó con la aplicación del análisis factorial que introdujo Libby, 1975), ausencia de normalidad en las distribuciones de los ratios o que la mayoría de los ratios presentaban asimetría positiva.

⁷⁹ El sistema CAMEL (*Capital adequacy, Asset quality, Management, Earnings and Liquidity*) fue introducido por tres agencias federales norteamericanas, la *Comptroller of the Currency (OCC)*, la Reserva Federal (*Fed*) y la *Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC)* para calificar a los bancos.

- Por su parte, Karels & Prakash (1987), subrayaron el hecho que era mejor usar un análisis discriminante lineal a un análisis discriminante cuadrático ya que este último es demasiado sensible al supuesto de no normalidad.

4.1.3 El estudio del fracaso empresarial a partir de la década de los noventa

Desde la década de los noventa hasta nuestros días la investigación sobre fracaso empresarial ha sufrido un incremento exponencial de los trabajos publicados, pero fundamentalmente se han centrado en dos áreas, por un lado encontrar la metodología más apropiada para tratar el problema y, por otro lado, buscar los factores que aporten mayor poder predictivo. A continuación, y sin querer ser exhaustivos, vamos a repasar las principales metodologías empleadas en este período.

4.1.3.1 El análisis discriminante multivariante (MDA)

A pesar de su eficiencia para predecir el fracaso empresarial⁸⁰, el análisis discriminante multivariante (MDA) ha sido objeto de diversas críticas. Esta técnica parte de los siguientes supuestos restrictivos (Karels & Prakash, 1987):

- i. El conjunto de datos debe ser dicotómico; es decir, los grupos han de ser discretos, no superpuestos, e identificables.
- ii. Las variables deben ser independientes y seguir una distribución normal multivariante.
- iii. Las matrices de varianza-covarianza, dentro de cada grupo, deben ser aproximadamente iguales.

Aunque diferentes estudios ponen de manifiesto la importancia del cumplimiento de estos supuestos, muchos de los trabajos sobre fracaso empresarial que utilizan MDA no comprueban

⁸⁰ Gabás Trigo (1990) elabora un estudio empírico en que compara distintas metodologías –análisis discriminante multivariante, logit, método de particiones iterativas y proyecciones financieras– y llega a la conclusión que el análisis discriminante, a pesar de sus limitaciones, obtiene unos buenos resultados que unidos a su flexibilidad y fácil interpretación le confieren unas características idóneas para la predicción del fracaso empresarial.

que los datos satisfagan las hipótesis, lo que puede suponer un uso inadecuado (Joy & Tollefson, 1978; Zavgren, 1985). La existencia de una amplia evidencia acerca de la no normalidad de las distribuciones de probabilidad de los ratios financieros (Barnes, 1982; Ezzamel & Mar-Molinero, 1990; Mcleay & Omar, 2000), la dificultad que los datos cumplan la hipótesis sobre las matrices de varianzas-covarianzas (Eisenbeis, 1977; Joy & Tollefson, 1978; Zavgren, 1983) o el problema de multicolinealidad (Back, Laitinen, & Sere, 1996; Doumpos & Zopounidis, 1999; Edmister, 1972; Joy & Tollefson, 1978) han provocado que muchos autores opten por métodos o técnicas alternativas.

A pesar de sus inconvenientes, gracias a su capacidad predictiva, algunos autores han seguido utilizando el MDA como técnica principal (Declerc, Heins, & Van Wymeersch, 1992; Laitinen, 1992; Lussier & Corman, 1994), en comparativas de diferentes técnicas (Altman, Marco, & Varetto, 1994; Bertels, Jacques, Neuberg, & Gatot, 1999; Canbas, Cabuk, & Kilic, 2005; Doğanay, Ceylan, & Aktaş, 2006; Malhotra & Malhotra, 2002; Min & Lee, 2005; Swicegood & Clark, 2001) o para formar híbridos entre diferentes metodologías (K. C. Lee, Han, & Kwon, 1996; Serrano-Cinca & Gutiérrez-Nieto, 2013).

4.1.3.2 *Los modelos de elección discreta o probabilidad condicional*

Los Modelos de elección discreta permiten, al igual que el MDA, identificar las características que diferencian a los grupos pero, a diferencia de éste, permite utilizar variables independientes cualitativas. Existen tres tipos de modelo de elección discreta en función de la distribución de probabilidad utilizada –el modelo lineal de probabilidades, el modelo *logit* y el modelo *probit*–. Mientras que los modelos *logit* asumen una distribución de probabilidad logística (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013) y los modelos *probit* asumen una distribución de probabilidad normal acumulativa (Hill, Griffiths, & Lim, 2011), en modelos de probabilidad lineal (LPM), la relación entre las variables explicativas y el fracaso de la empresa se supone que es lineal. Como ya hemos visto, Martin (1977) y Ohlson (1980) fueron pioneros en usar el modelo *logit* para predecir el fracaso empresarial, mientras que Zmijewski (1984) lo fue, a su vez, para el modelo *probit*.

Aunque el modelo *probit* se ha utilizado en numerosos trabajos de predicción del fracaso empresarial (Casey, McGee, & Stlckney, 1986; Gentry, Newbold, & Whitford, 1987; Lin, 2009),

el modelo *logit* es el más utilizado en este campo debido a sus ventajas teóricas y a que en la práctica sus resultados son mejores (Rodríguez-Vilariño, 1994). La ventaja de estos modelos es que no hacen supuestos previos acerca de la distribución de probabilidad de las variables independientes o de las matrices de dispersión.

Los modelos *logit* sí realizan supuestos sobre el coste de los errores tipo I (clasificar una empresa quebrada como sana) y tipo II (clasificar una empresa sana como quebrada) que deben ser considerados cuando se define el punto óptimo de corte para clasificar entre empresas sanas y empresas fracasadas. Para evitar una carga de subjetividad en definir el coste del error en la clasificación, muchos autores optan por minimizar el error total lo que implícitamente supone que el coste sea el mismo para los dos tipos de error lo que es una equivocación si pretendemos que la toma de decisiones sea eficiente (Hsieh, 1993; Koh, 1992; Mora Enguídanos, 1994).

En cualquier caso, el mayor hándicap de los modelos *logit* no es definir el coste de los errores sino su extrema sensibilidad a la multicolinealidad de las variables⁸¹ (Doupoulos & Zopounidis, 1999) así como de los valores extremos –*outliers*– o la falta de algún dato –*missing values*– (Joos, Vanhoof, Ooghe, & Sierens, 1998).

Algunos de los autores que han usado modelos de probabilidad condicional son: Becchetti & Sierra (2003); Charitou, Neophytou, & Charalambous (2004); Cronan, Glorfeld, & Perry (1991); Jones & Hensher (2004); Keasey & McGuinness (1990); Liang, Chandler, Han, & Roan (1992); Lussier (1995) u Ooghe, Joos, & De Vos (1993). Autores como Bell, Ribar, & Verchio (1990); Canbas *et al.* (2005); De Andrés, Landajo, & Lorca (2005); Doğanay *et al.* (2006); Goss & Ramchandani (1995); Mossman, Bell, Swartz, & Turtle (1998) han usado modelos *logit* para compararlos con otras metodologías. Por su parte Tseng & Lin (2005) utilizan un modelo *logit* de intervalo cuadrático.

⁸¹ Según Tucker (1996) como las variables que se usan en los modelos de predicción de fracaso empresarial son generalmente ratios financieros y estos pueden estar altamente correlacionados ya que comparten en muchas ocasiones el mismo numerador o denominador, el problema de la multicolinealidad puede llegar a ser crítico.

4.1.3.3 Métodos de inteligencia artificial

Los métodos de inteligencia artificial incluyen metodologías tales como: redes neuronales artificiales –*artificial neural networks*–; algoritmos evolutivos –*evolutionary algorithms*–; razonamiento basado en casos –*case-based reasoning*–; árboles de decisión –*decision trees*–; conjuntos aproximados –*rough sets*–; máquinas de soporte vectorial –*support vector machines*–; etc. La utilidad de los diferentes métodos de inteligencia artificial se basa en sus buenos resultados y, sobretudo, por no estar sujetos a los supuestos restrictivos que tienen los métodos estadísticos clásicos vistos hasta ahora.

Redes Neuronales Artificiales. Fueron introducidas en el estudio del fracaso empresarial a principios de los noventa⁸². Por ejemplo, Serrano Cinca & Martín del Brío (1993), utilizaron redes neuronales artificiales para predecir el fracaso empresarial, en concreto diseñaron un modelo que combina una red perceptrón multicapa con aprendizaje *backpropagation* y mapas autoorganizados de Kohonen. Para ello usaron la misma base de datos de bancos que Laffarga Briones, Martín Marín, & Vázquez Cueto (1985) obteniendo, según los autores, mejores resultados que con el análisis estadístico multivariante.

Según Sun *et al.* (2014) las redes neuronales artificiales más utilizadas son las que utilizan aprendizaje *backpropagation*, ejemplos de trabajos con este tipo de redes serían Chen & Du (2009) o Lin (2009). Otros autores, como Yang, Platt, & Platt (1999) o Wu, Liang, & Yang (2008) han usado redes probabilísticas, mientras que Chen (2012); Chen, Ribeiro, Vieira & Chen (2013); du Jardin & Séverin (2012) y Séverin (2010) han optado por usar los mapas autorganizados de Kohonen.

A su vez, muchos autores han comparado el uso de redes neuronales artificiales con los métodos estadísticos más clásicos como el análisis discriminante multivariante o los modelos *logit*, encontrando evidencia, en la mayoría de los casos, que las redes neuronales, gracias a su mayor habilidad para agrupar o clasificar, predicen mejor el fracaso empresarial que los métodos estadísticos (Fletcher & Goss, 1993; Leshno & Spector, 1996; Liang & Wu, 2005; Mokhatab Rafiei, Manzari, & Bostanian, 2011; Pendharkar, 2005; Serrano-Cinca, 1996; Tseng & Hu, 2010; Wu *et al.*, 2008; Zhang, Hu, Patuwo, & Indro, 1999). Según Lin (2009) el uso de redes

⁸² Entre otros, fueron pioneros en el uso de redes neuronales en el estudio del fracaso empresarial Odom & Sharda (1990); Tam & Kiang (1990 y 1992) o Tam (1991).

neuronales artificiales evita tener que establecer a priori las relaciones entre las distintas variables (relaciones que sí deben establecerse en los métodos estadísticos), de forma que las redes obtienen mejores resultados en la predicción del fracaso empresarial sin los inconvenientes que suponen los supuestos de los métodos estadísticos. Por su parte, Chen & Du (2009) demuestran que las redes con aprendizaje *backpropagation* mejoran las técnicas de los algoritmos de agrupamiento para minería de datos –*data mining clustering technology*– en el estudio del fracaso empresarial.

Una de las principales críticas a las redes neuronales artificiales es su compleja estructura, que muchas veces dificulta su comprensión y las hace parecer como una caja negra para los responsables de la toma de decisiones en la empresa. Para suavizar este problema, Baesens, Setiono, Mues, & Vanthienen (2003) resumen dicha complejidad mediante sencillas instrucciones y una tabla de decisión que facilitan su aplicabilidad. Más recientemente, los mismos autores (Setiono, Baesens, & Mues, 2011) proponen un novedoso método de entrenamiento para redes neuronales muy simples –*minimal neural networks*– que permiten la creación de instrucciones para clasificar empresas que son comprensibles para el usuario. Consideramos que estos trabajos son importantes ya que facilitan el paso del ámbito de la investigación al de su aplicación en el mundo real.

Máquinas de soporte vectorial (SVM). Se trata de un método de inteligencia artificial relativamente nuevo desarrollado por Vladimir Vapnik y sus colaboradores (Boser, Guyon, & Vapnik, 1992; Cortes & Vapnik, 1995). Mientras la mayoría de los métodos de aprendizaje se centran en minimizar los errores cometidos por el modelo generado a partir de los ejemplos de entrenamiento (error empírico), las SVMs buscan minimizar el denominado riesgo estructural. La idea es maximizar el margen que queda a cada lado del hiperplano que separa los grupos de datos a clasificar. Según Wang, Wang & Lai (2005) se trata de una herramienta muy prometedora tanto para clasificar datos como para estimar funciones (Vapnik, 1998).

Gracias a sus sólidos fundamentos teóricos, cada vez son más los autores que las han usado en el estudio del fracaso empresarial. Por ejemplo, Min & Lee (2005) o Shin, Lee, & Kim (2005) han utilizado SVM para el estudio del fracaso empresarial de empresas surcoreanas llegando a la conclusión que su capacidad predictiva mejoraba la conseguida por el análisis discriminante multivariante, los modelos *logit* o incluso la redes neuronales artificiales. Por su parte, Hui & Sun (2006) o Ding, Song, & Zen (2008) clasifican una muestra de compañías cotizadas chinas con SVM llegando a conclusiones similares. Li & Sun (2011) complementan las SVM con métodos de

envoltorio simple –*straightforward wrapper approach*– para mejorar su eficiencia en la predicción de fracaso empresarial. Van Gestel, Baesens, & Martens (2010) demostraron que la versión mínimos cuadrados de las SVM –*least squares support vector machines*–⁸³ proporcionaba mejores resultados en la predicción del fracaso empresarial que los modelos *logit*, el análisis discriminante multivariante o el análisis discriminante cuadrático. Sin embargo, Bose & Pal (2006) en un estudio en que compararon los resultados obtenidos mediante SVM, redes neuronales artificiales y análisis discriminante, llegaron a la conclusión que las redes neuronales eran la técnica que predecía el fracaso empresarial de forma más eficiente.

Algoritmos evolutivos. Son métodos de optimización y búsqueda de soluciones que usan mecanismos inspirados en la evolución biológica como la reproducción, la mutación, el sobrecruzamiento o la selección. En los algoritmos evolutivos se mantiene un conjunto de entidades que representan posibles soluciones, las cuales se mezclan, y compiten entre sí, de tal manera que las más aptas son capaces de prevalecer a lo largo del tiempo, evolucionando hacia mejores soluciones cada vez.

Uno de los algoritmos evolutivos más usados en el estudio del fracaso empresarial son los algoritmos genéticos. Varetto (1998) los utilizó para obtener funciones lineales que relacionaran a diferentes variables financieras con el fracaso empresarial sin soportar las restricciones del análisis discriminante. Los resultados que obtuvo, no fueron tan buenos como los del análisis discriminante. Tampoco Mokhatab Rafiei et al. (2011) consiguen, usando algoritmos genéticos, mejores resultados que las redes neuronales artificiales. Por su parte, Shin & Lee (2002) también usaron algoritmos genéticos, pero esta vez para encontrar los valores umbral de los ratios financieros que permitieran discriminar la situación de fracaso empresarial. A su vez, Kim & Han (2003) en lugar de aplicar los algoritmos genéticos a bases de datos financieros para extraer las relaciones entre dichos datos financieros y el fracaso empresarial, son los primeros en aplicarlos a las predicciones cualitativas de expertos, con su subjetividad, para atacar el problema del fracaso empresarial.

Existen otros algoritmos evolutivos que también se han usado en el estudio del fracaso empresarial, por ejemplo, Etemadi, Anvary Rostamy, & Dehkordi (2009) aplicaron la programación genética para el estudio del fracaso empresarial para una muestra de empresas

⁸³ En la versión mínimos cuadrados de las SVM, la solución se obtiene mediante la resolución de un sistema de ecuaciones lineales en lugar del programa cuadrático convexo que se usa normalmente.

cotizadas iraníes y concluyeron que la programación genética se comportaba mejor que el análisis discriminante. Lensberg, Eilifsen, & McKee (2006) también aplicaron la programación genética y demostraron que mejoraba los resultados obtenidos por el método *logit*. Por su parte, Martens *et al.* (2010) usaron un algoritmo de colonia de hormigas –*ant colony optimization*– aunque concluyeron que su capacidad predictiva del fracaso empresarial era menor que el de las SVM.

Razonamiento basado en casos (CBR). La mayoría de estudios basados en esta metodología usan el algoritmo *k-nn* (*k-nearest neighbor*), se trata de un método de clasificación no paramétrico, que estima el valor de la función de densidad de probabilidad o directamente la probabilidad a posteriori de que un elemento determinado pertenezca a cierto grupo o clase a partir de la información proporcionada por el conjunto de prototipos. Jo, Han, & Lee (1997) y Jo & Han (1996) comparan CBR con el análisis discriminante multivariante y las redes neuronales artificiales concluyendo que no existen diferencias entre la capacidad predictiva de CBR y el análisis multivariante y que en casos en que la muestra no es suficientemente grande, el CBR sigue ofreciendo buenos resultados. Por su parte, Park & Han (2002) aplican *k-nn* ponderado al estudio del fracaso empresarial y mejoran significativamente el porcentaje de acierto mediante la integración de indicadores cualitativos y cuantitativos. Sun & Hui (2006) utilizan un CBR de voto ponderado basado en la distancia entre correlaciones *Gray* que permite predecir de forma efectiva el fracaso empresarial con uno o dos años de antelación.

En los últimos años, Li & Sun (2008, 2009, 2010) o Li, Adeli, Sun, & Han (2011) han incorporado respectivamente los métodos *ELECTRE*, *PROMETHEE*, *ORESTE* y *TOPSIS* al CBR obteniendo buenos resultados. Por último, Borrajo *et al.* (2011), construyen un sistema multi-agente para el control y predicción del fracaso empresarial que incorpora metodología CBR en el agente decisor.

Conjuntos aproximados. La teoría *rough sets* fue desarrollada por Pawlak (1982) para poder tratar con el conocimiento imperfecto o la incertidumbre. Dimitras, *et al.* (1999) o McKee (2000) aplican la teoría *rough sets* para predecir el fracaso empresarial en Grecia y Estados Unidos respectivamente. Entre las ventajas que se le atribuyen a los *rough sets* destacan: se puede interpretar en un lenguaje natural, permite combinar variables cualitativas y cuantitativas, no requiere información previa o adicional sobre los datos –p.e. distribución de probabilidad en estadística o nivel de pertenencia en la teoría de conjuntos borrosos o *fuzzy sets*–. Sin embargo, diferentes muestras y si utilizamos conocimiento de diferentes expertos el resultado puede

variar las reglas de decisión (Sun *et al.*, 2014). Bose (2006) también usó la teoría *rough sets* para analizar el fracaso empresarial en una muestra de empresas punto com obteniendo un nivel de acierto del 72,08%, pero usando gran cantidad de reglas asociadas que en muchos casos eran redundantes.

Árboles de decisión. Es un modelo de predicción utilizado en el ámbito de la inteligencia artificial. Dada una base de datos se construyen diagramas de construcciones lógicas, muy similares a los sistemas de predicción basados en reglas, que sirven para representar y categorizar una serie de condiciones que ocurren de forma sucesiva, para la resolución de un problema. Frydman, Altman & Kao (1985) y Mckee & Greenstein (2000) usaron particiones recursivas para crear árboles de decisión aplicados al estudio del fracaso empresarial. Por su parte, Sun & Li (2008a y 2008b) proponen un método de minería de datos basados en árboles de decisión de aprendizaje inductivo para predecir el fracaso empresarial. Gepp, Kumar, & Bhattacharya (2010) y Li, Sun & Wu (2010) usan árboles de regresión *-regression trees-* o la herramienta *See 5.0* concluyendo en este último caso, que su eficiencia es mejor que el análisis discriminante. Por último, Olson, Delen, & Meng (2012) compararon diferentes metodologías concluyendo que, para su muestra específica, los árboles de decisión ofrecen mejores resultados en la predicción del fracaso empresarial que las redes neuronales artificiales o las máquinas de soporte vectorial. El problema de los árboles de decisión es que con gran facilidad generan una enorme cantidad de reglas (nudos). En este sentido, muchos autores ajustan el número de parámetros buscando un equilibrio entre eficiencia y tamaño del árbol de decisión (Sun *et al.*, 2014).

4.1.3.4 Otras técnicas

Aunque no tan extendidas como los métodos descritos hasta ahora, existen otras técnicas que han sido empleadas en el estudio del fracaso empresarial. Por ejemplo, Sarkar & Sriram (2001); Gestel *et al.* (2006); Sun & Shenoy (2007) y Wu (2011) utilizan clasificadores bayesianos⁸⁴ *-Bayesian (kernel) classifiers-*, Pendharkar (2002); Cielen, Peeters, & Vanhoof (2004) y

⁸⁴ En teoría de la probabilidad y minería de datos, un clasificador Bayesiano es un clasificador probabilístico fundamentado en el teorema de Bayes y algunas hipótesis simplificadoras adicionales.

Premachandra, Chen, & Watson (2011) utilizan el análisis envolvente de datos⁸⁵—*data envelopment analysis*—, Kwak, Shi, & Kou (2012) proponen un método de programación lineal multicriterio aplicado a una muestra de empresas coreanas concluyendo que la eficiencia en la predicción del fracaso empresarial de esta técnica está al nivel del análisis discriminante, el modelo *logit*, las redes neuronales artificiales o las SVM.

Por otra parte, Ryu, Chandrasekaran & Jacob (2004) y Ryu & Yue (2005) desarrollan un nuevo modelo de programación matemática llamado separación isotónica —*Isotonic Separation*— que comparándolo con otras metodologías para una muestra con datos de empresas norteamericanas se mostró más eficiente que el análisis discriminante, las redes neuronales artificiales, los árboles de decisión y los conjuntos aproximados.

Por último, Vigier & Terceño (2008, 2012) y Terceño & Vigier (2011), desarrollaron un modelo basado en la lógica fuzzy —*fuzzy binary relations*— que se basa en definir relaciones causa-efecto del fracaso empresarial. Posteriormente, Scherger, Vigier, & Barberà-Mariné (2014) realizan una aplicación del modelo de Vigier & Terceño con 98 pymes del sector construcción de Bahía Blanca (Argentina), permitiéndoles detectar las principales causas del fracaso empresarial.

4.1.3.5 Métodos híbridos para el estudio del fracaso empresarial

Muchos autores han combinado algunas de las técnicas anteriores para desarrollar lo que se conoce como métodos híbridos —combinando dos o más algoritmos— para el estudio del fracaso empresarial. Los métodos híbridos más utilizados combinan redes neuronales artificiales, CBR o SVM con otras técnicas. Según Sun *et al.* (2014) los métodos híbridos pueden clasificarse en tres categorías:

- a) **Un algoritmo se usa para determinar parámetros mientras que otro algoritmo clasifica.** Es muy común usar una técnica para seleccionar el valor de ciertas características del problema y la segunda técnica se usa para clasificar —proceso en

⁸⁵ El análisis envolvente de datos fue desarrollado por Charnes, Cooper, & Rhodes (1978), es una técnica no paramétrica para la medición de la eficiencia relativa de unidades productivas o unidades de toma de decisiones basada en la programación lineal.

dos etapas– (ver Figura 11). Ejemplos de este tipo de híbrido serían: Anandarajan, Lee, & Anandarajan (2001) y Back *et al.* (1996) que usan algoritmos genéticos para seleccionar las variables de entrada de las redes neuronales artificiales usadas como clasificadores. Ravisankar, Ravi, & Bose (2010) y Ravisankar & Ravi (2010) construyen diferentes híbridos combinando redes neuronales *feed-forward*, redes neuronales probabilísticas, conjuntos aproximados y algoritmos genéticos. Yeh, Chi, & Hsu (2010) construyen un modelo híbrido en dos etapas que combina conjuntos aproximados y SVM. Con la teoría de conjuntos aproximados eliminan variables redundantes para posteriormente usar las SVM como técnica de clasificación y predicción del fracaso empresarial. Yang, You & Ji (2011) que usan mínimos cuadrados parciales para eliminar redundancias y posteriormente implementan SVM como método de clasificación. Lin, Yeh & Lee (2011) usan un modelo de SVM donde previamente han reducido su dimensión a través de un algoritmo de mapas isométricos –ISOMAP– demostrando que mejora al híbrido formado por SVM y el análisis de componentes principales. Ahn & Kim (2009) y Li, Huang, Sun & Lin (2010) usan un híbrido que combina algoritmos genéticos con CBR, demostrando que su eficiencia mejora el uso convencional de CBR. Finalmente, Cho, Hong, & Ha (2010) usan árboles de decisión para definir las variables explicativas de la predicción de quiebra basadas en CBR usando la distancia de Mahalanobis⁸⁶ concluyendo que este híbrido mejora el uso de CBR con la distancia euclídea, los modelos *logit* y las redes neuronales artificiales.

b) ***Un algoritmo se usa para optimizar parámetros para otro algoritmo que clasifica.***

Este tipo de híbridos se usa cuando el algoritmo designado para clasificar necesita definir ciertos parámetros antes de ser “entrenado”. Es especialmente útil cuando se usan como algoritmos de clasificación redes neuronales artificiales o SVM donde el valor de los parámetros son cruciales para el modelo final de predicción del fracaso empresarial. Como se puede observar en la Figura 11, aunque la optimización de los parámetros y la clasificación son dos etapas, el algoritmo de clasificación también se usa en la etapa de optimización donde forma parte de la función para optimizar los parámetros. Ejemplos de esta categoría de híbridos son: Wu, Tzeng, Goo, & Fang (2007) y Min & Lee (2005) que integran algoritmos

⁸⁶ La distancia de Mahalanobis es una medida de distancia introducida por Mahalanobis en 1936. Su utilidad radica en que es una forma de determinar la similitud entre dos variables aleatorias multidimensionales. Se diferencia de la distancia euclídea en que tiene en cuenta la correlación entre las variables aleatorias.

genéticos con SVM de forma que los parámetros de SVM pueden ser automáticamente optimizados por el algoritmo genético considerando una mayor habilidad predictiva del modelo. Ambos trabajos concluyen que el modelo híbrido mejora la capacidad predictiva de las SVM. Chauhan, Ravi, & Karthik Chandra (2009) usan un algoritmo evolutivo, la evolución diferencial, para optimizar los pesos de una red neuronal de ondícula –*wavelet neural network*–, y concluyen que el híbrido utilizado mejora los resultados de la red neuronal usada de forma individual. Hu (2009) desarrolla una red preceptrón monocapa basada en ELECTRE⁸⁷ que combina con algoritmos genéticos que definen los pesos sinápticos de la red. Según el autor, su aplicación al problema del fracaso empresarial mejora los resultados de las redes neuronales perceptrón –tanto monocapa como multicapa– usadas individualmente. Por último, Pendharkar (2008) integra un algoritmo de aprendizaje sensible al coste –*cost-sensitive learning*– con una combinación de algoritmo genético y red neuronal.

- c) **Creación de un nuevo algoritmo clasificador resultado de integrar dos o más métodos.** En esta categoría, se fusionan dos o más algoritmos para producir un nuevo algoritmo (ver Figura 11) que se espera que sea más efectivo para la predicción del fracaso empresarial que cualquiera de los algoritmos originales. Son ejemplos de esta categoría de híbridos: Cheng, Chen, & Fu (2006) que proponen una metodología que incluye *logit* en una red neuronal artificial de base radial. Los autores utilizan la función logística como función activa entre las capas ocultas y las capas de salida de la red. Concluyen que el híbrido mejora tanto la metodología *logit* como las redes neuronales *backpropagation*. Hua, Wang, Xu, Zhang, & Liang (2007) desarrollan un método que denominan regla discriminante binaria –*binary discriminant rule*– que consiste en modificar la salida de una SVM según el resultado del análisis de regresión logística. Los resultados del trabajo demuestran que mejora la aplicación de SVM de forma aislada. Cho, Kim, & Bae (2009) construyen un modelo integrando cuatro metodologías: análisis discriminante, *logit*, redes neuronales artificiales y árboles de decisión inductivos. Finalmente, Chaudhuri & De (2011) integran SVM con funciones de pertenencia borrosas –*fuzzy membership functions*– para obtener lo que los autores denominan *fuzzy support vector machine*

⁸⁷ ELECTRE es el acrónimo de *ELimination Et Choix Traduisant la REalité*. Fue desarrollado por Bernard Roy y pertenece a la familia de métodos de análisis de decisión multicriterio surgido a mediados de los 60.

(FSVM) y concluyen que se trata de una técnica efectiva para la predicción de fracaso empresarial en grandes corporaciones.

Como hemos visto, los estudios que usan híbridos de diferentes algoritmos surgen principalmente en el siglo actual y es a partir de los últimos 5 años que ha experimentado un crecimiento significativo. De las tres categorías descritas, las dos primeras son las más usadas mientras que la tercera categoría que requiere la fusión de dos o más algoritmos es la más innovadora y menos explorada.

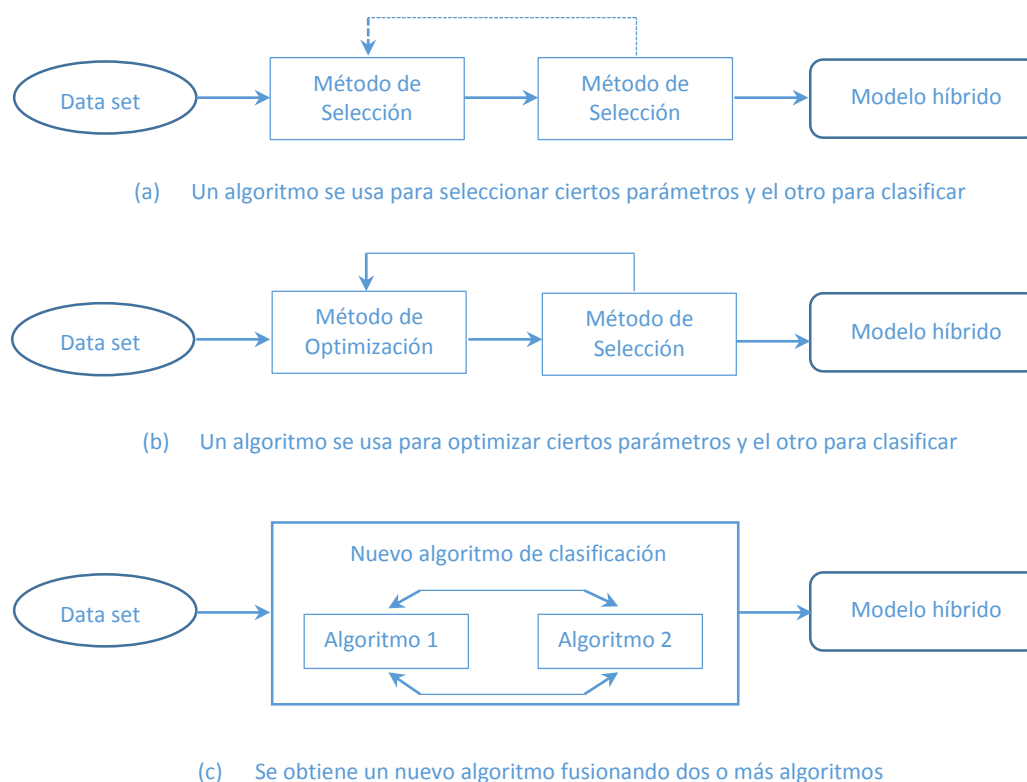


Figura 11: Esquema de las tres categorías de métodos híbridos. Fuente: Sun *et al.* (2014)

Para nuestro estudio, proponemos un modelo híbrido que combina el análisis de componentes principales y una red neuronal artificial no supervisada, los mapas autoorganizados de Kohonen (PCA-SOM). El motivo de nuestra propuesta se debe a la necesidad de que los datos de entrada de la red presenten una baja correlación entre ellos para de esta forma evitar distorsiones en la forma en que se agrupan las empresas en el mapa bidimensional de salida. Dado que los datos de nuestra muestra no superan los tests de no correlación utilizados (test de esfericidad de Barlett y el índice de Kaiser-Meyer-Olkin), eliminamos la correlación entre los ratios financieros de los datos de entrada de la red mediante el análisis de

componentes principales. Una vez obtenidas las componentes principales ortogonales entre sí, introducimos en la red las primeras n componentes principales que acumulen más del 90% de la varianza de los datos originales. Para validar la idoneidad de nuestro modelo PCA-SOM, compararemos los resultados obtenidos con los resultados de aplicar directamente los mapas autoorganizados de Kohonen a la base de datos original.

5 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

En los últimos años se ha consolidado un nuevo campo dentro de las ciencias de la computación que abarca un conjunto de metodologías caracterizadas por su inspiración en los sistemas biológicos para resolver problemas relacionados con el mundo real (reconocimiento de formas, toma de decisiones, etc.) ofreciendo soluciones robustas y de fácil implementación. Esta nueva forma de procesamiento de la información ha sido denominada Computación *Soft*, para distinguirla del enfoque algorítmico tradicional determinado por el binomio lógica booleana-arquitectura Von Neumann que, en este caso, sería la Computación *Hard*. Este conjunto de metodologías emergentes comprende la lógica borrosa, las redes neuronales artificiales, el razonamiento aproximado, los algoritmos genéticos, la teoría del caos y la teoría del aprendizaje.

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) están causando un gran impacto, debido a su extraordinaria aplicabilidad práctica. Recientemente esta tecnología ha captado la atención de los investigadores en diferentes áreas de conocimiento entre los que se encuentran los estudios en finanzas.

5.1 Neuronas artificiales

Las RNA, o sistemas conexionistas, son sistemas de procesamiento de la información cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas. Lo que realmente intentan modelizar las RNA es una de las estructuras fisiológicas de soporte del cerebro, la neurona y los grupos estructurados e interconectados de varias de ellas, conocidos como redes de neuronas.

Las neuronas biológicas presentan unas características morfológicas típicas que sustentan sus funciones (ver Figura 12): un cuerpo celular central, llamado soma; una o varias prolongaciones cortas que generalmente transmiten impulsos hacia el soma celular, denominadas dendritas, que a su vez están conectadas a otras neuronas; y una prolongación larga, denominada axón, que conduce los impulsos desde el soma hacia otra neurona o a centros de información nerviosa (Paniagua *et al.*, 2002). Realmente las neuronas no están unidas unas con otras sino que tienen una pequeña distancia entre ellas. La conexión, denominada sinapsis se realiza mediante los neurotransmisores. Cuando los estímulos procedentes de las conexiones sinápticas son lo suficientemente grandes, la neurona se activa enviando a través del axón una corriente eléctrica destinada a liberar neurotransmisores hacia otras neuronas. Así, una neurona biológica puede estar estimulada o no estarlo y en función de ello pasará información alterada de algún modo o permanecerá estática (García Estévez, 2002).

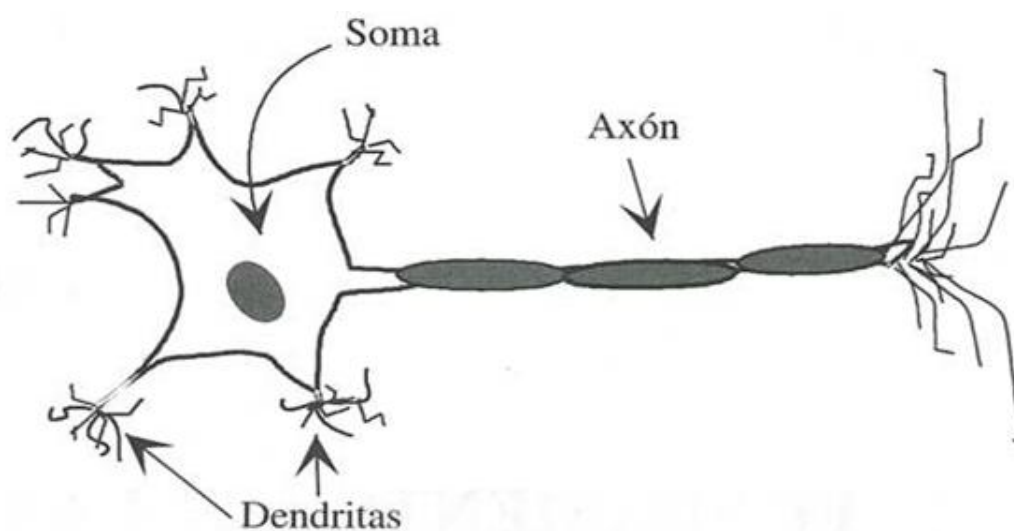


Figura 12. Esquema de una neurona biológica típica. Fuente: Martín-del-Brío & Serrano-Cinca (1995)

Desde 1960 varios grupos de investigadores han intentado replicar este esquema de funcionamiento en problemas matemáticos y el resultado ha sido la neurona artificial que está representada en la Figura 13. Siguiendo el modelo de Rumelhart & McClelland (1986), la neurona artificial recibe información de diversas fuentes que denotaremos por el vector (X_1, \dots, X_m) . La neurona transmite dicha información pero no en estado puro, sino que está modificada a partir de una ponderación. De aquí que la información de entrada se multiplique por una matriz de pesos que designamos por W .

Al llegar a una neurona todos los datos de las informaciones ponderados por sus pesos se suman. Esto es lo que se denomina la *Regla de Propagación*. Podría adoptar otras fórmulas pero la más habitual es la simple suma de todas las entradas ponderadas que toma el nombre de Potencial sináptico (García Estévez, 2002).

$$H_i(t) = \sum_{j=1}^m X_j \times w_{ij}$$

Siendo

$H_i(t)$ el potencial sináptico de la neurona i en el momento t .

X_j la entrada de datos procedentes de la fuente de información j .

w_{ij} el peso sináptico asociado a la entrada X_j que recibe la neurona i

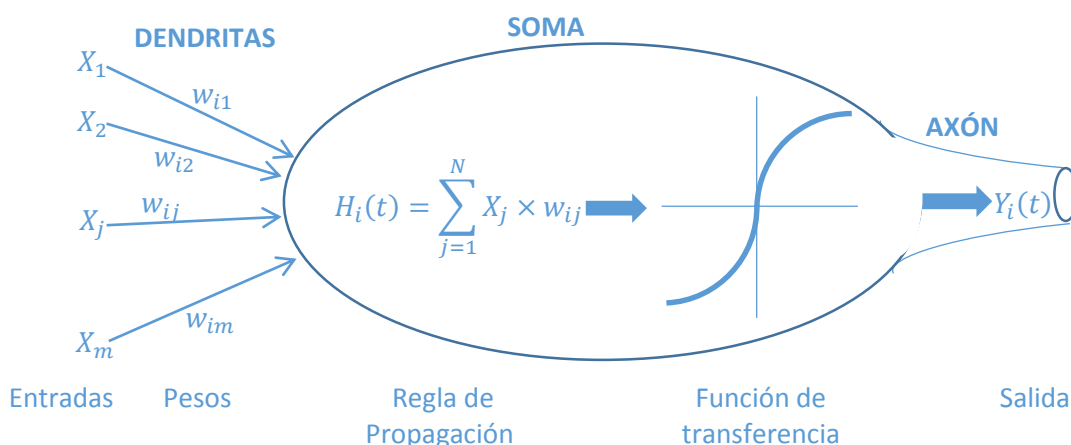


Figura 13. Esquema de una neurona artificial estándar

Se compara el potencial sináptico con un valor umbral (θ) y, si lo iguala o lo supera, entonces la neurona se activa y el número resultante se propaga modificado por una función denominada *Función de transferencia*. Esquemáticamente se podría representar de la siguiente manera:

$$H_i(t) \geq \theta \text{ entonces } Y_i(t) = f(H_i(t))$$

Siendo $Y_i(t)$ la información de salida de la neurona i en el momento t .

Existen diferentes funciones de transferencia, las más típicas son (Martín-del-Brío & Sanz Molina, 2006):

1. Función escalón
2. Función lineal
3. Función Sigmoidea
 - a. Logarítmica
 - b. Tangente
4. Función Gaussiana

A continuación realizamos una breve descripción de cada una de ellas.

Función escalón.

La función escalón, Figura 14, se asocia a neuronas binarias y se define como:

$$\begin{aligned} \text{Sea} \quad & Y_i(t) = f(H_i(t)) = 1 \text{ cuando } H_i(t) \geq \theta \\ \text{y} \quad & Y_i(t) = f(H_i(t)) = 0 \text{ cuando } H_i(t) < \theta \end{aligned}$$

Las redes formadas por este tipo de neuronas son fáciles de implementar en hardware, pero sus capacidades están limitadas. Usando como umbral $\theta = 0$, esta función es utilizada en la RNA tipo perceptrón.

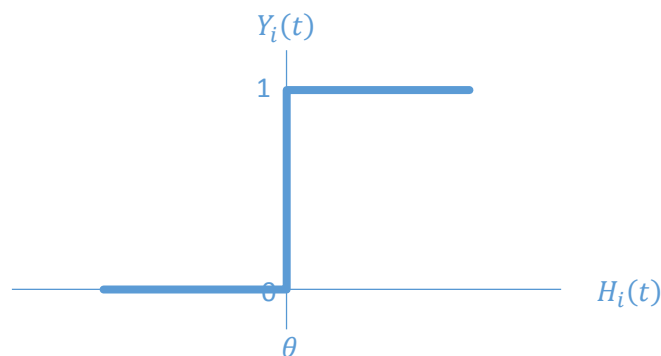


Figura 14. Función escalón

Función lineal

La función lineal o mixta, Figura 15, se define como:

$$\begin{aligned} \text{Sea} \quad & Y_i(t) = f(H_i(t)) = -1 \text{ cuando } H_i(t) < \theta_0 \\ \text{y} \quad & Y_i(t) = f(H_i(t)) = H_i(t) \text{ cuando } \theta_0 \leq H_i(t) \leq \theta_1 \\ \text{y} \quad & Y_i(t) = f(H_i(t)) = 1 \text{ cuando } H_i(t) > \theta_1 \end{aligned}$$

Donde θ_0 , representa el umbral inferior y θ_1 el límite superior.

Neuronas que utilizan este tipo de función de transferencia son utilizadas en la red tipo ADALINE (ADaptive LINEar Elements) iniciadas por Widrow & Hoff, (1960).

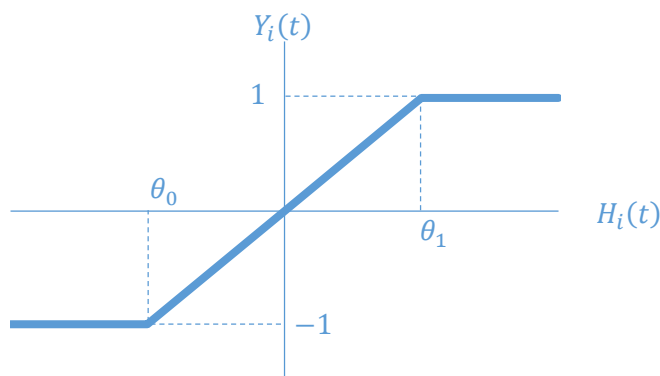


Figura 15. Función lineal a tramos

Función sigmoidea

Cualquier función definida simplemente en un intervalo de posibles valores de entrada, con un incremento monótonico y que tengan ambos límites, superior e inferior (por ejemplo las funciones logarítmica sigmoideal y tangente sigmoideal), podrá realizar la función de activación o transferencia de forma satisfactoria.

Con la función sigmoideal, para la mayoría de los valores del estímulo de entrada, el valor dado por la función es cercano a uno de los valores asintóticos. Esto hace posible que en la mayoría de los casos, el valor de salida esté comprendido en la zona alta o baja del sigmoide. De hecho, cuando la pendiente es elevada esta función tiende a la función escalón. La importancia de esta función es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos tomando su valor máximo para $x = 0$. Esto hace que se puedan utilizar

las reglas de aprendizaje definidas para la función escalón, con la ventaja respecto a esta función, que la derivada está definida para todo el intervalo. La función escalón no podía definir la derivada en el punto de transición y esto no permite usar métodos de aprendizaje en los cuales se usan derivadas.

Función logarítmica sigmoidea

La salida de esta función siempre será continua en el rango entre cero y uno. Con esta familia de funciones se pueden utilizar datos continuos o digitales proporcionando salidas exclusivamente continuas.

$$Y_i(t) = f(H_i(t)) = \frac{1}{1 + e^{-H_i(t)}}$$

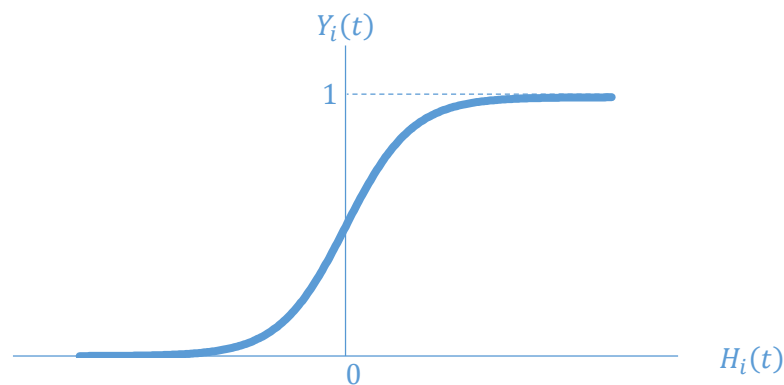


Figura 16. Función logarítmica sigmoidea

En la función representada en la Figura 16 se observa como la función adopta valores muy próximos a cero cuando $H_i(t)$ es un valor pequeño y siempre que sea negativo, pero que según aumenta el valor en el eje de las abscisas la pendiente de la función crece hasta llegar a un punto de inflexión, momento en el cual la pendiente empieza a descender hasta aproximarse a cero, momento en que la función adopta valores muy próximos a uno. Esta función es comúnmente usada en RNA multicapa, como la *Backpropagation*⁸⁸.

⁸⁸ Nombre abreviado con el que se conoce a las RNA perceptrón multicapa con algoritmo de aprendizaje por retropropagación del error.

*Función tangente sigmoidea*⁸⁹

Esta es una de las funciones más utilizadas en las RNA por su flexibilidad y el amplio rango de resultados que ofrece. Las ventajas de utilizar una tangente sigmoidea frente a una sigmoidea reside en que la segunda sólo ofrece resultados en el rango positivo entre cero y uno, en cambio la tangente sigmoidea da resultados entre -1 y 1 , por lo que se amplía a los números negativos los posibles resultados. La función, Figura 17, se define como:

$$Y_i(t) = f(H_i(t)) = \frac{2}{1 + e^{-2H_i(t)}} - 1$$

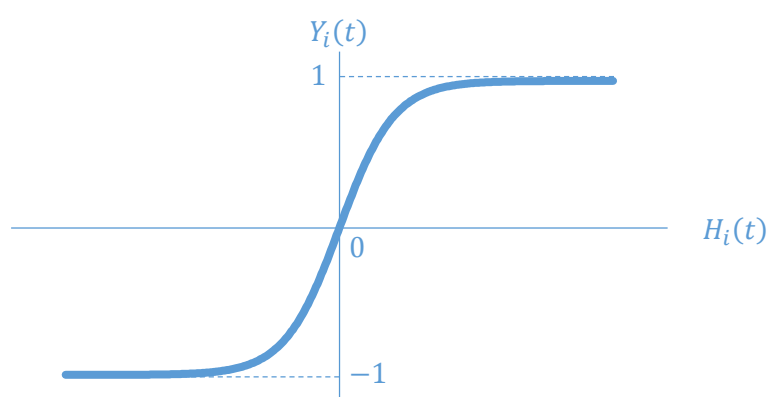


Figura 17. Función tangente sigmoidea

Función gaussiana

La función de transferencia gaussiana, Figura 18, es más adaptativa que la sigmoidea debido a que el centro (definido por μ) y anchura (en función de σ) de ésta se pueden ajustar. La expresión de la función sería:

$$Y_i(t) = f(H_i(t)) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{H_i(t)-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

⁸⁹ Una variante de la función tangente sigmoidea también utilizada en las RNA es la función tangente hiperbólica:

$$Y_i(t) = f(H_i(t)) = \frac{e^{H_i(t)} - e^{-H_i(t)}}{e^{H_i(t)} + e^{-H_i(t)}}$$

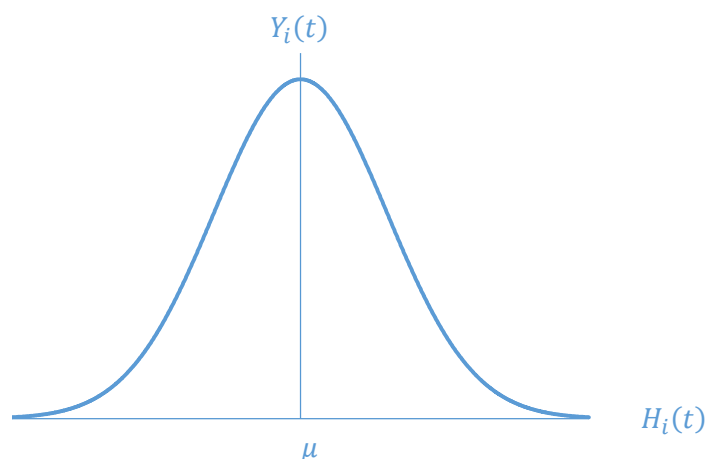


Figura 18. Función Gaussiana

Operaciones que suelen requerir dos niveles ocultos (neuronas que se ubican entre las de entrada y las de salida) con neuronas de transferencia sigmoideas, algunas veces se pueden realizar con un solo nivel empleando neuronas con funciones de transferencia gaussiana.

El resultado que nos ofrece cada una de estas funciones será el dato de salida de la neurona que se dirigirá a otra neurona o al resultado final.

5.2 Redes neuronales artificiales

Una sola neurona no tiene capacidad para realizar un proceso lógico, pero un conjunto de ellas sí. Por tanto, las neuronas se agrupan, para realizar trabajos de cálculo lógico, en redes neuronales.

En consecuencia, podemos definir⁹⁰ una red neuronal artificial (RNA) como un sistema inteligente capaz, no sólo de aprender, sino también de generalizar. Una RNA se compone de

⁹⁰ Existen numerosas definiciones de redes neuronales artificiales en la literatura, por ejemplo:

- i. Una forma de computación inspirada en modelos biológicos (Freeman, 1993).
- ii. Elemento computacional de procesamiento, como unidades similares a las del cerebro humano, que tienen la capacidad de procesar información y aprender de ella (Hilera González & Martínez Hernando, 1994).
- iii. Un sistema de computación que consiste en un gran número de elementos simples, elementos de proceso muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas (Principe, Euliano, & Lefebvre, 2000).

un conjunto de procesadores simples altamente interconectados, denominados *nodos*, *neuronas*, *unidades* o *elementos de proceso*, los cuáles se organizan en grupos, llamados *capas*, que permiten la conexión con el exterior y el procesamiento de información (Olmeda, Bonilla, & Marco, 2002). Ello les confiere capacidad para aproximar funciones complejas, tal como muestran Hornik, Stinchcombe, & White, (1989).

Como afirman Kuan & White (1994), las redes neuronales artificiales, en relación con el procesamiento de información, heredan tres características básicas de las redes de neuronas biológicas que las distingue de la arquitectura convencional Von Neumann (en la que se basan la mayor parte de los ordenadores existentes): *procesamiento paralelo*, *memoria distribuida*, *adaptabilidad al entorno*.

a) Procesamiento paralelo

El procesamiento de la información en un modelo Von Neumann es secuencial. Una unidad central se encarga de realizar una serie de transformaciones de expresiones binarias almacenadas en la memoria del ordenador. Estas transformaciones son realizadas de acuerdo con una serie de instrucciones (algoritmo, programa), también almacenadas en la memoria. La operación básica de un sistema de este tipo sería:

- localización de una expresión en la memoria,
- traslado de dicha expresión a la unidad de procesamiento,
- transformación de la expresión y colocación de la nueva expresión en otro compartimento de la memoria.

Por su parte, el procesamiento en un sistema conexionista o de RNA no es secuencial sino paralelo, es decir, muchas unidades de procesamiento pueden estar funcionando simultáneamente.

b) Memoria distribuida

Un rasgo fundamental de una arquitectura Von Neumann es el carácter discreto de su memoria, que está compuesta por un gran número de ubicaciones físicas o compartimentos independientes donde se almacenan en código digital tanto las instrucciones (operaciones a realizar) como los datos o números que el ordenador va a utilizar en sus operaciones. En redes neuronales, en cambio, la información que posee un sistema no está localizada o almacenada en compartimentos discretos, sino que está distribuida a lo largo de los parámetros del sistema.

Los parámetros que definen el “conocimiento” que una red neuronal posee en un momento dado son sus conexiones y el estado de activación de sus unidades de procesamiento. En un sistema conexionista las expresiones lingüísticas o simbólicas no existen como tales. Serían el resultado emergente de la interacción de muchas unidades en un nivel subsimbólico.

Un sistema de procesamiento distribuido en paralelo presenta una serie de ventajas frente a un modelo convencional Von Neumann. Por un lado, tenemos la resistencia al funcionamiento defectuoso de una pequeña parte del sistema. En un modelo conexionista, cada unidad lleva a cabo una computación simple. La fiabilidad de la computación total que el sistema realiza depende de la interacción paralela de un gran número de unidades y, consecuentemente, en la mayoría de casos, el sistema puede continuar su funcionamiento normal, aunque una pequeña parte del mismo haya resultado dañada. En los sistemas convencionales, en cambio, un defecto en un solo paso de una larga cadena de operaciones puede echar a perder la totalidad de la computación. Por otro lado, un modelo conexionista es capaz, en ciertas circunstancias, de reconocer un objeto a pesar de que sólo se le presente como entrada una parte del mismo, o a pesar de que la imagen del objeto esté distorsionada. En cambio, en un sistema convencional el objeto presentado debe corresponderse con una determinada información almacenada (patrón) en memoria, de lo contrario, no es capaz de reconocer el objeto.

c) Adaptabilidad al entorno

Un sistema de RNA no se programa para realizar una determinada tarea a diferencia de una arquitectura Von Neumann, sino que es “entrenado” a tal efecto. Consideremos un ejemplo típico de aprendizaje o formación de conceptos en la estructura de una RNA. Supongamos que presentamos a la red dos tipos de objetos, por ejemplo la letra A y la letra E con distintos tamaños y en distintas posiciones. En el aprendizaje de la RNA se consigue, tras un número elevado de presentaciones de los diferentes objetos y consiguiente ajuste o modificación de las conexiones del sistema, que la red distinga entre A's y E's, sea cual fuere su tamaño y posición en la pantalla (incluso no presentadas anteriormente). Para ello, podríamos entrenar la RNA para que proporcionase como salida el valor 1 cada vez que se presente una A y el valor 0 en caso de que se presente una E. El aprendizaje en una RNA es un proceso de ajuste o modificación de los valores o pesos de las conexiones, “hasta que la conducta del sistema acaba por reproducir las propiedades estadísticas de sus entradas” (Fodor & Pylyshyn, 1988). En nuestro ejemplo, podríamos decir que la red ha “aprendido” el concepto de letra A y letra E sin poseer

reglas concretas para el reconocimiento de dichas figuras, sin poseer un programa explícito de instrucciones para su reconocimiento.

Por tanto, para entrenar a un sistema conexionista en la realización de una determinada clasificación es necesario realizar dos operaciones. Primero, hay que seleccionar una muestra representativa con respecto a dicha clasificación, de pares de entradas y sus correspondientes salidas. Segundo, es necesario un algoritmo o regla para ajustar los valores modificables de las conexiones entre las unidades en un proceso iterativo de presentación de entradas, observación de salidas y modificación de las conexiones.

5.2.1 Morfología de una red neuronal artificial

En una RNA, las neuronas se organizan en grupos, llamados *capas*, que permiten la conexión con el exterior y el procesamiento de información. Aunque también existen redes monocapa, la mayoría de las redes están compuestas de varias capas (redes multicapa). Generalmente, una RNA típica tendrá tres capas:

- 1) La *capa de entrada*, mediante la que se presentan los datos a la red. Está formada por nodos de entrada que reciben la información directamente del exterior del sistema.
- 2) Las *capas ocultas o intermedias*, que se encargan de procesar la información, se interponen entre las capas de entrada y salida. Son las únicas que no tienen conexión con el exterior.
- 3) La *capa de salida*, que representa la respuesta de la red a una entrada dada, siendo esta información transferida al exterior.

Cada una de las capas contendrá un número determinado de neuronas en función del tipo concreto de red, de la información a procesar, del diseño decidido por el analista y del tipo de trabajo que vaya a realizar la red. Todas las neuronas que contiene una capa se conectan con todas las neuronas de la siguiente capa (según el tipo de RNA las neuronas también pueden conectarse con neuronas de la capa anterior *-feedback-*, o consigo mismas *-autorrecurrentes-*). De esta manera, cuando una neurona obtiene un resultado, lo envía a

todas las neuronas de la capa siguiente. Evidentemente ese resultado será ponderado por cada neurona por el peso sináptico.

En la Figura 19 se muestra un ejemplo de RNA compuesta por tres capas: entrada, oculta y salida. La capa de entrada está compuesta, en este ejemplo, por tres neuronas. Éstas no hacen ningún proceso, sólo envían información a las neuronas de la capa oculta. Por tanto cada neurona de entrada tendrá tantas conexiones como neuronas tiene la capa oculta, y cada neurona de la capa oculta recibirá tanta información como neuronas tiene la capa de entrada. En nuestro ejemplo, cada neurona de entrada está conectada a las cuatro neuronas de la capa oculta, y cada neurona de la capa oculta recibe tres flujos de información procedente de cada una de las neuronas de la capa de entrada. Este flujo de información estará ponderado por un peso sináptico, por tanto al haber tres flujos de información por neurona de la capa oculta y hay cuatro de éstas, habrá doce pesos sinápticos.

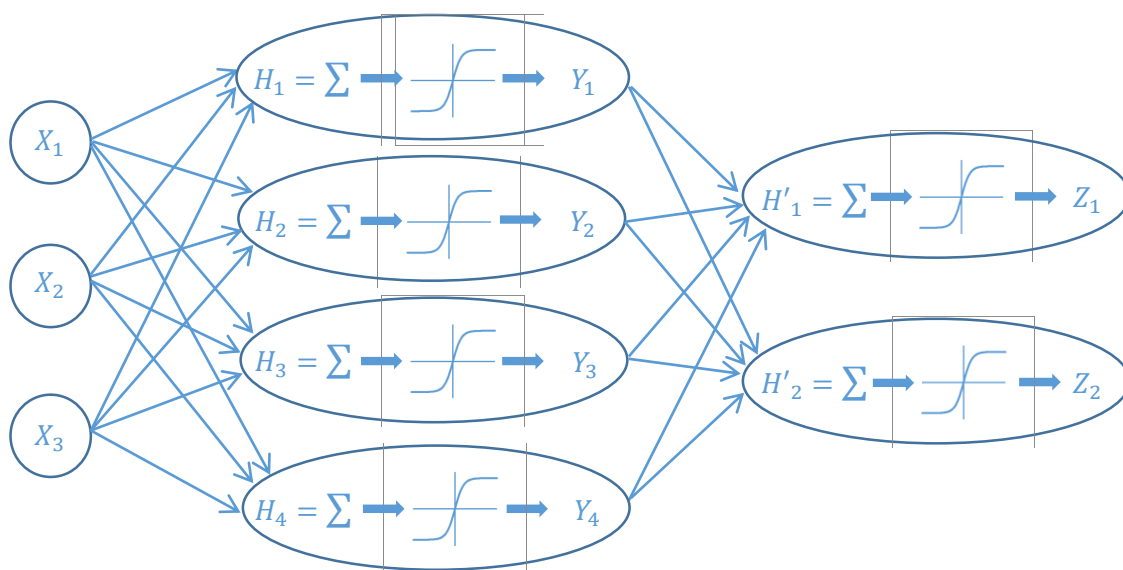


Figura 19. Representación de una RNA de tres neuronas de entrada, cuatro neuronas en una única capa oculta y dos de salida [3-4-2]. Fuente: Elaboración propia

Para poder identificar a cada uno de los pesos sinápticos, se les añade un subíndice compuesto de dos números que identifican, por este orden, la neurona de destino (de la capa oculta) y la neurona de procedencia (de la capa de entrada). En conjunto, tenemos una matriz

de pesos W^{91} . La matriz de pesos de la RNA representada en la Figura 19 quedaría:

$$W = \begin{pmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & w_{1,3} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & w_{2,3} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & w_{3,3} \\ w_{4,1} & w_{4,2} & w_{3,4} \end{pmatrix}$$

Así, por ejemplo, $w_{3,2}$ se refiere al peso sináptico que conecta a la neurona número 2 de la capa de entrada con la neurona número 3 de la capa oculta.

Como ya hemos visto, en cada neurona de la capa oculta ocurre un proceso matemático consistente en la suma de los productos de cada dato de información por sus pesos ponderados para determinar el potencial sináptico y que será el dato a introducir en la función de transferencia. El resultado de esta función en cada neurona de la capa oculta será su salida que se enviará a cada neurona de la capa de salida. Por tanto cada neurona de la capa oculta tendrá tantas conexiones como neuronas de salida hay y cada neurona de salida recibirá tantos flujos de información como neuronas existan en la capa oculta. Los flujos de información son ponderados por los pesos que unen las neuronas de la capa oculta con las neuronas de la capa de salida. En las neuronas de la capa de salida se realiza el mismo proceso que hemos visto antes en las neuronas de la capa oculta. Al final, el resultado de la red será la salida de las neuronas de la capa de salida.

Este proceso se puede representar de manera matricial. Siguiendo el ejemplo de la Figura 19, la matriz de entradas estará representada por X , mientras que la matriz de los pesos sinápticos viene representada por W y la matriz H representa los potenciales sinápticos de las neuronas de la capa oculta.

$$X \times W^T = H$$

Donde W^T es la matriz transpuesta de W .

Siguiendo con la RNA representada en la Figura 19, quedaría:

$$(X_1 \quad X_2 \quad X_3) \times \begin{pmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & w_{1,3} & w_{1,4} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & w_{2,3} & w_{2,4} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & w_{3,3} & w_{3,4} \end{pmatrix} = (H_1 \quad H_2 \quad H_3 \quad H_4)$$

⁹¹ La matriz de pesos W está formada por tantas filas como neuronas en la capa oculta y tantas columnas como neuronas de entrada.

Cuando alimentamos las funciones de transferencia con los valores de la matriz de los potenciales sinápticos obtenemos la matriz Y de salidas de las neuronas de la capa oculta. Estas serán ponderadas por la matriz W' de pesos sinápticos que unen la capa oculta con la capa de salida. El resultado será la matriz H' de potencial sináptico de la capa de salida que servirá para alimentar las funciones de transferencia de esta capa cuyo resultado será la matriz Z de resultados de la red.

$$f(H_1 \ H_2 \ H_3 \ H_4) = (Y_1 \ Y_2 \ Y_3 \ Y_4)$$

$$(Y_1 \ Y_2 \ Y_3 \ Y_4) \times \begin{pmatrix} w'_{1,1} & w'_{2,1} \\ w'_{1,2} & w'_{2,2} \\ w'_{1,3} & w'_{2,3} \\ w'_{1,4} & w'_{2,4} \end{pmatrix} = (H'_1 \ H'_2)$$

$$f(H'_1 \ H'_2) = (Z_1 \ Z_2)$$

5.2.2 Características de las RNA

Existen cuatro aspectos que caracterizan una RNA: su topología, el mecanismo de aprendizaje, el tipo de asociación realizada entre la información de entrada y salida, y la forma de representación de estas informaciones.

- 1) **Según la topología de la red.** La arquitectura de las RNA consiste en la organización y disposición de las neuronas formando capas más o menos alejadas de la entrada y salida de la red. Como ya hemos apuntado en el apartado anterior, en función del número de capas podemos distinguir entre:
 - a) *RNA monocapa.* La red neuronal se organiza en una sola capa. En este tipo de redes, las conexiones se realizan entre neuronas de una misma capa –conexiones laterales y conexiones cruzadas– o de una neurona consigo misma –autorrecurrentes–.
 - b) *RNA multicapa.* Son aquellas que disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles o capas indistintamente de que estén ocultas o no. A su vez se dividen en:

- i. RNA con conexiones hacia delante *-feedforward-*. La información se propaga siempre en una única dirección que va desde la capa de entrada hacia la capa de salida. Son redes útiles en el reconocimiento y clasificación de patrones.
 - ii. RNA con conexiones hacia delante y hacia atrás *-feedforward/feedback-*. La información se propaga hacia capas posteriores pero también puede retroceder hacia capas más próximas a la entrada con valores modificados por las conexiones realizadas en su recorrido. Se produce así cierta retroalimentación del sistema con información interna.
- 2) **Según el mecanismo de aprendizaje.** El aprendizaje es el proceso por el cual una RNA modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el proceso de aprendizaje se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas, la creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero. Se puede afirmar que el proceso de aprendizaje ha finalizado (la red ha aprendido) cuando los valores de los pesos permanecen estables. Según el tipo de aprendizaje podemos establecer una doble clasificación:
- a) Según si se trata de aprendizaje supervisado o no supervisado:
 - i. RNA con aprendizaje supervisado. El proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor comprueba la salida de la red y en el caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida se aproxime a la deseada. En los mercados financieros se aplican RNA supervisadas con finalidad predictiva, se usan los datos históricos conocidos para que la red detecte la relación entre los valores pasados de una variable y pueda obtener los parámetros adecuados para proyectar y estimar valores futuros de dicha variable.
Se consideran tres formas de llevar a cabo este tipo de aprendizaje:
 - Aprendizaje por corrección de error: Consiste en ajustar los pesos en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida de la red; es decir, en función del error.

- Aprendizaje por refuerzo: Se basa en la idea de no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada. La función del supervisor se reduce a indicar mediante una señal de refuerzo si la salida obtenida en la red se ajusta a la deseada (éxito = 1 ó fracaso = -1), y en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades.
 - Aprendizaje estocástico: Este tipo de aprendizaje consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad.
- ii. *RNA con Aprendizaje No Supervisado*. Estas redes no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada es o no correcta, así que existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes.

En algunos casos, la salida representa el grado de familiaridad o similitud entre la información que se le está presentando en la entrada y las informaciones que se le han mostrado en el pasado. En otros casos, podría realizar una codificación de los datos de entrada, generando a la salida una versión codificada de la entrada, de menor tamaño, pero manteniendo la información relevante de los datos, o algunas redes con aprendizaje no supervisado lo que realizan es un mapeo de características, obteniéndose en las neuronas de salida una disposición geométrica que representa un mapa topográfico de las características de los datos de entrada, de tal forma que si se presentan a la red informaciones similares, siempre sean afectadas neuronas de salidas próximas entre sí, en la misma zona del mapa.

En general en el aprendizaje no supervisado se suelen considerar dos tipos:

- *Aprendizaje Hebbiano*: Consiste en el ajuste de los pesos de las conexiones de acuerdo con la correlación, así si las dos unidades están activas (positivas), se produce un refuerzo de la conexión. Por el contrario cuando una está activa y la otra pasiva (negativa), se produce un debilitamiento de la conexión.

- *Aprendizaje competitivo y cooperativo*: Las neuronas compiten (y cooperan) unas con otras con el fin de llevar a cabo una tarea determinada. Con este tipo de aprendizaje se pretende que cuando se presente a la red cierta información de entrada, solo una de las neuronas de salida se active (alcance su valor de respuesta máximo). Por tanto las neuronas compiten por activarse, quedando finalmente una, o una por grupo, como neurona vencedora.

- b) Según si se trata de aprendizaje *on line* o aprendizaje *off line*:
 - i. *RNA con aprendizaje on line*. De la misma forma que el ser humano vive en continuo aprendizaje, estas redes continuamente modificarán sus pesos a medida que se les presente nueva información. Debido a este carácter dinámico son susceptibles de presentar inestabilidad. La adaptación continua de sus pesos hace que estas redes sean adecuadas en entornos abiertos, donde los problemas no están acotados y pueden aparecer nuevas situaciones para ser analizadas por la red. Muchas de las aplicaciones en finanzas se ajustan a este entorno cambiante.
 - ii. *RNA con aprendizaje off line*. Las redes con aprendizaje *off line* diferencian claramente la etapa de entrenamiento –en la que se modifican los pesos– de la etapa operativa –en la que se entiende que la red ya ha aprendido, los pesos están fijados y únicamente se introduce nueva información para que sea procesada y se obtenga la salida correspondiente–. Cada vez que se quiera incorporar nuevo conocimiento a la red, deberá ser entrenada de nuevo.

- 3) **Según el tipo de asociación entre las informaciones de entrada y salida**. Según la relación que mantengan los datos de entrada con los de salida se distingue entre:
 - a) *RNA heteroasociativas*. Cuando la información de entrada se asocia a una salida que no mantiene ninguna similitud con la primera. El objetivo de la red es aprender parejas de datos del tipo (X, Y) , de forma que ante la entrada X , se reconozca su información asociada Y y se presenta como su respuesta. En finanzas se usan tanto en predicción como para clasificar.
 - b) *RNA autoasociativas*. Se entrena a la red para que asocie un patrón de entrada consigo mismo. El objetivo de la red es aprender parejas del tipo (X, X) . Son útiles para recuperar o reconstruir patrones incompletos o distorsionados. Se

pretende que ante la presentación del patrón $X' = X + ruido$, su respuesta sea el patrón original X , eliminando así el ruido presente en la señal de entrada. En el ámbito de las finanzas se utilizan para reconocer patrones.

- 4) **Según la naturaleza de la información de entrada y salida.** Las RNA pueden también clasificarse en función de la forma en que se representa la información de entrada y la respuesta o datos de salida.
- a) *RNA analógicas.* Estas redes aceptan valores reales (continuos) como datos del sistema. Estos datos se acostumbran a normalizar, para trabajar en intervalos cerrados, $[0,1]$ o también $[-1,1]$.
 - b) *RNA discretas o binarias.* Los datos de entrada y salida son de tipo binario –sólo pueden tomar los valores 0 (alternativamente -1) ó 1 –.
 - c) *RNA híbridas.* Son aquellas redes en que la información de entrada toma valores (continuos) de la recta de los reales pero la salida es binaria.

De las diferentes tipologías de RNA descritas (y sus combinaciones), se deduce la existencia de un amplio abanico de posibles modelos de RNA en función de estructura y funcionamiento. Ello hace difícil poder realizar una lista que recoja, de manera exhaustiva, las diferentes clases de RNA. A continuación, a modo de ejemplo, veremos algunas RNA que consideramos interesantes o bien por su aportación histórica o bien por su aplicabilidad.

5.3 Las redes supervisadas: el perceptrón multicapa

Antes de abordar las RNA que vamos a utilizar en nuestros estudios, creemos interesante hacer una pequeña descripción del funcionamiento de las RNA supervisadas.

Como ya hemos comentado, para que una red neuronal de aprendizaje supervisado descubra las conexiones no lineales entre dos conjuntos de datos hay que entrenarla. Para esto se le presentan a la red los datos de entrada y los resultados deseados por el analista. La red, utilizando de manera reiterada un algoritmo denominado de aprendizaje, irá modificando los pesos (que en el inicio tienen un valor aleatorio) una y otra vez hasta encontrar el conjunto de ellos que consigue que con los datos suministrados obtener los resultados deseados cometiendo el menor error posible.

Una vez entrenada, se le presentan a la red nuevos datos y se hace un test para comprobar la bondad de los resultados obtenidos. Si no son satisfactorios se vuelven a ajustar los pesos. Cuando la red es testada y ofrece un nivel de error aceptable, ya está lista para trabajar. A partir de aquí, se le pueden introducir datos nuevos y la red ofrecerá los resultados del problema en el que se está trabajando. A este tipo de RNA se les denomina supervisadas, debido a que al introducir los datos deseados, la red, en la fase de entrenamiento, puede calcular el error que comete y modificar los pesos sinápticos con el objetivo de disminuir este error.

Las primeras RNA supervisadas fueron el perceptrón lineal (Rosenblatt, 1958) y la red de tipo ADALINE (Widrow & Hoff, 1960) ambas son redes *feedforward* o redes de propagación hacia adelante. En 1969, Minsky & Papert demuestran que el perceptrón simple y la red ADALINE no puede resolver problemas no lineales (por ejemplo, XOR o OR exclusiva). La combinación de varios perceptrones simples podría resolver ciertos problemas no lineales pero no existía un mecanismo automático para adaptar los pesos de la capa oculta. Este problema se corrigió con el trabajo de Rumelhart, Hinton, & Williams, (1986) donde presentan la *regla delta generalizada* para adaptar los pesos propagando los errores hacia atrás, es decir, propagar los errores hacia las capas ocultas inferiores (Backpropagation). Se demuestra que el perceptrón multicapa o MLP es un aproximador universal. Un perceptrón multicapa puede aproximar relaciones no lineales entre los datos de entrada y salida. Esta red supervisada se ha convertido en una de las arquitecturas más utilizadas hasta el momento.

Como indica su nombre, una red MLP usa varias capas (entrada, oculta/s y salida) y utiliza como función de transferencia en la capa oculta funciones sigmoideas. Las funciones de transferencia de la capa de salida pueden ser lineales o sigmoideas, dependiendo del tipo de salida que se requiera. Pero la característica más importante de las MLP, como hemos visto, es que utilizan como función de aprendizaje la Retropropagación hacia atrás (Backpropagation) o Regla BP. En la realidad, existen diferentes variantes de la Regla BP que se utilizan en función del problema que se quiera resolver (García Estévez, 2002).

La Regla BP puede trabajar de dos maneras: Aprendizaje por lotes o aprendizaje en serie. El aprendizaje por lotes acumula las variaciones de los pesos y al final de cada ciclo, actualiza a la vez todos los pesos. El aprendizaje en serie va actualizando los pesos cada vez que se presenta un dato. Una desventaja del aprendizaje en serie es que se debe respetar el orden de presentación de las entradas, mientras que en el aprendizaje por lotes el orden no tiene

importancia. La ventaja del aprendizaje en serie es su velocidad mientras que la ventaja del aprendizaje por lotes es que se puede aplicar a la mayoría de los problemas.

A continuación presentamos con más detalle las reglas de aprendizaje de las redes neuronales supervisadas.

5.3.1 La regla LMS

También denominada Regla de Widrow–Hoff o LMS (Widrow & Hoff, 1960). En un caso particular, que veremos más adelante, se denomina regla Delta. Esta regla es muy importante, ya que es la base de la mayoría de los algoritmos de aprendizaje de un amplio conjunto de RNAs. Básicamente, la metodología para deducir una regla de aprendizaje de una RNA se resume en dos puntos:

1. Definición de la función de error, también denominada función de coste: mide la bondad del modelo. Cuanto más pequeño sea su valor, más eficiente es el modelo. Lógicamente depende de los pesos sinápticos, que son las incógnitas a resolver en el entrenamiento.
2. Optimización de la función de error. Se busca un conjunto de pesos sinápticos que minimice la función de error. Esta búsqueda se realizará mediante un proceso iterativo denominado *Descenso por el Gradiente*.

Podemos realizar una aproximación gráfica del descenso por el gradiente observando la Figura 20: El punto Z está representado por un conjunto de pesos (en nuestro caso y para simplificar, dos pesos: W_1 y W_2). Se calcula el sentido de la máxima variación de la función de error y se toma el camino opuesto. Esta máxima variación viene dada por el gradiente de la función de error en el punto Z . Lógicamente, al tomar la dirección contraria del gradiente apuntaremos hacia un mínimo, que seguramente será local. El proceso se itera hasta que se alcance ese mínimo (Martín-del-Brío & Sanz Molina, 2006).

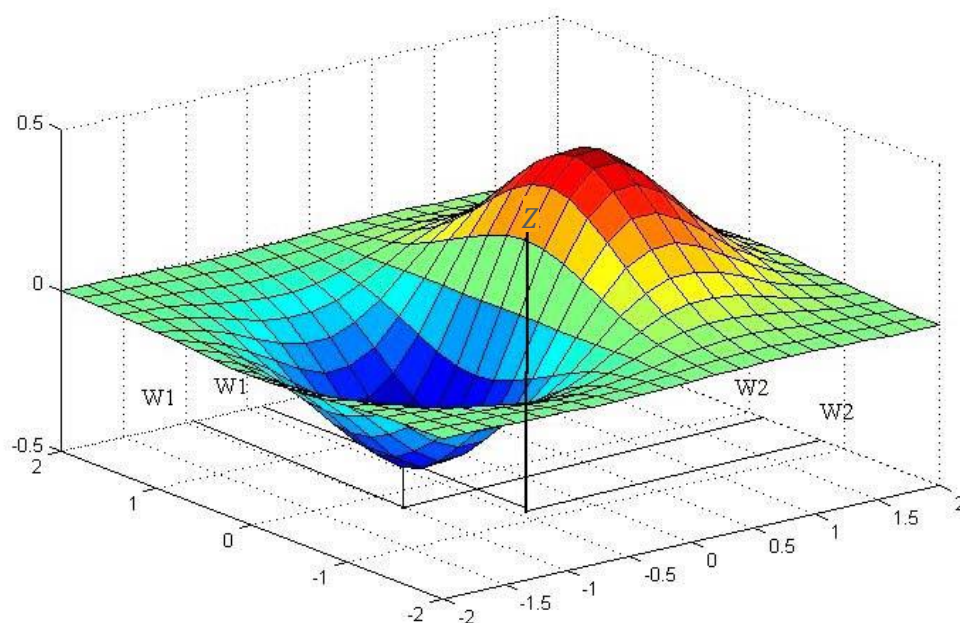


Figura 20. Descenso por el gradiente. Fuente: Martín-del-Brío & Sanz Molina (2006)

Dicho con otras palabras: la variación de los pesos depende de su gradiente, pero además, a éste se le multiplicará por un número pequeño –que disminuye con el número de iteraciones para que la variación sea pequeña, ya que de otro modo, si éste fuese grande tenemos el riesgo de que en una variación nos pasemos del mínimo y volvamos a estar en una colina. Por tanto el conjunto de pesos en el momento $t + 1$ será igual al valor de esos pesos en el momento t menos el gradiente por un número infinitesimal que se llama ratio de aprendizaje y nos definirá el tamaño de cada iteración.

$$W(t + 1) = W(t) - \alpha \nabla E(W)$$

Siendo:

$\nabla E(W)$ el gradiente de la función de coste o función de error.

α el coeficiente de aprendizaje

Hay que llegar a encontrar cierto equilibrio en la definición de α ya que si es demasiado pequeño, necesitaremos más iteraciones y el proceso se alarga en el tiempo, mientras que si α es muy grande no encontraremos el mínimo porque nos dedicamos a oscilar de una pared a otra (ver Figura 21).

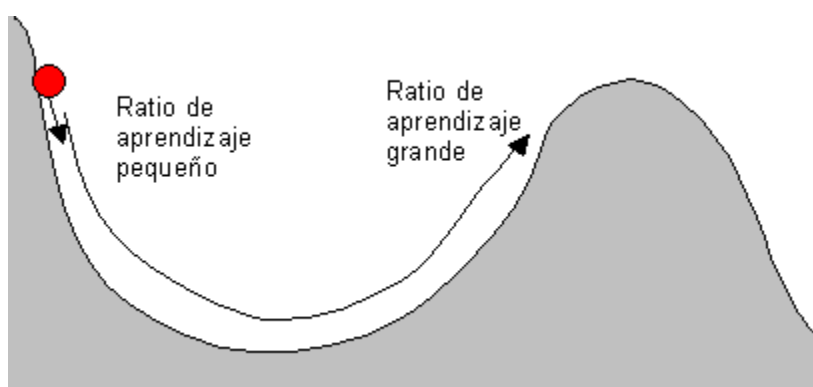


Figura 21. Comparación entre un aprendizaje pequeño y un aprendizaje de gran tamaño. Fuente: Martín-del-Brío & Sanz Molina (2006)

Si tenemos una red neuronal compuesta por una capa con m entradas (X_1, \dots, X_m) y una sola capa de salida de n neuronas cuyas funciones de transferencia son la identidad⁹², la salida de la neurona i sería la suma de los pesos por las entradas menos un parámetro adicional θ llamado *bias* y que no debe confundirse con el umbral de disparo sino como un parámetro que proporciona un grado de libertad adicional al modelo:

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ji} \cdot X_j + \theta_i \quad \text{con } i = 1, \dots, m$$

El error vendrá dado por la diferencia entre el resultado de la red y el objetivo que buscamos. En una muestra finita el error viene dado por:

$$E(w_{ji}) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{r=1}^N \sum_{i=1}^m (c_i^r - y_i^r)^2$$

Siendo:

c_i^r el valor de salida deseado, el que se debería obtener como salida la red para el patrón r -ésimo.

y_i^r el valor de salida de la red para el patrón r -ésimo.

Se deberá buscar el conjunto de pesos W^* que minimice este error. Para resolver este problema de minimización se recurre al descenso por el gradiente. Habíamos comentado que la variación de los pesos sinápticos es igual al gradiente del error por el ratio de aprendizaje. El

⁹² Estas neuronas con función de transferencia la identidad se denominan ADALINE –acrónimo de **AD**aptive **L**inear **NE**uron) o neurona con adaptación lineal que fue introducida por Widrow & Hoff (1960)–.

gradiente del error no es más que la cuantificación de cuánto varía el error cuando variamos los pesos, es decir, la derivada del error respecto a los pesos sinápticos:

$$\Delta w_{ji} = -\alpha \cdot \nabla E(w_{ji}) = -\alpha \cdot \frac{\delta E(w_{ji})}{\delta w_{ji}}$$

$$\frac{\delta E(w_{ji})}{\delta w_{ji}} = -\frac{1}{2} \cdot 2 \sum_{r=1}^N (c_i^r - y_i^r)^2 \cdot \frac{dy_i^r}{dw_{ji}} = -\sum_{\mu=1}^N (c_i^r - y_i^r) \cdot x_i^r$$

Por lo tanto la variación de los pesos quedará como:

$$\Delta w_{ji} = -\alpha \cdot \sum_{r=1}^N (c_i^r - y_i^r) \cdot x_i^r$$

Siendo α el ritmo de aprendizaje. En definitiva el nuevo peso se calculará como:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) - \alpha \cdot (c_i - y_i) \cdot x_j$$

Si aplicamos la regla LMS o regla de Widrow-Hoff a neuronas que tengan como función de transferencia una función sigmoidea, la regla LMS se denomina regla Delta. Por lo tanto, al calcular el gradiente como la derivada de la función de error respecto a los pesos sinápticos, hay que tener en cuenta que la respuesta de la neurona está influida por la función sigmoidea utilizada.

5.3.2 La regla Backpropagation

El algoritmo Backpropagation (BP) (Rumelhart *et al.*, 1986) para redes multicapa es una generalización del algoritmo LMS. Ambos algoritmos realizan su labor de actualización de pesos y ganancias con base al error medio cuadrático. La red BP trabaja bajo aprendizaje supervisado y por tanto necesita un conjunto de entrenamiento que le describa para cada salida su valor de salida esperado. Básicamente, la BP es la aplicación de la regla Delta (Widrow & Hoff, 1960) en una MLP. Si nos fijamos en la Figura 22, está representada una MLP del tipo $[n \ m \ p]$ ⁹³ con objetivos desde c_1 hasta c_p .

⁹³ n neuronas en la capa de entrada, m neuronas en la capa oculta y p neuronas en la capa de salida

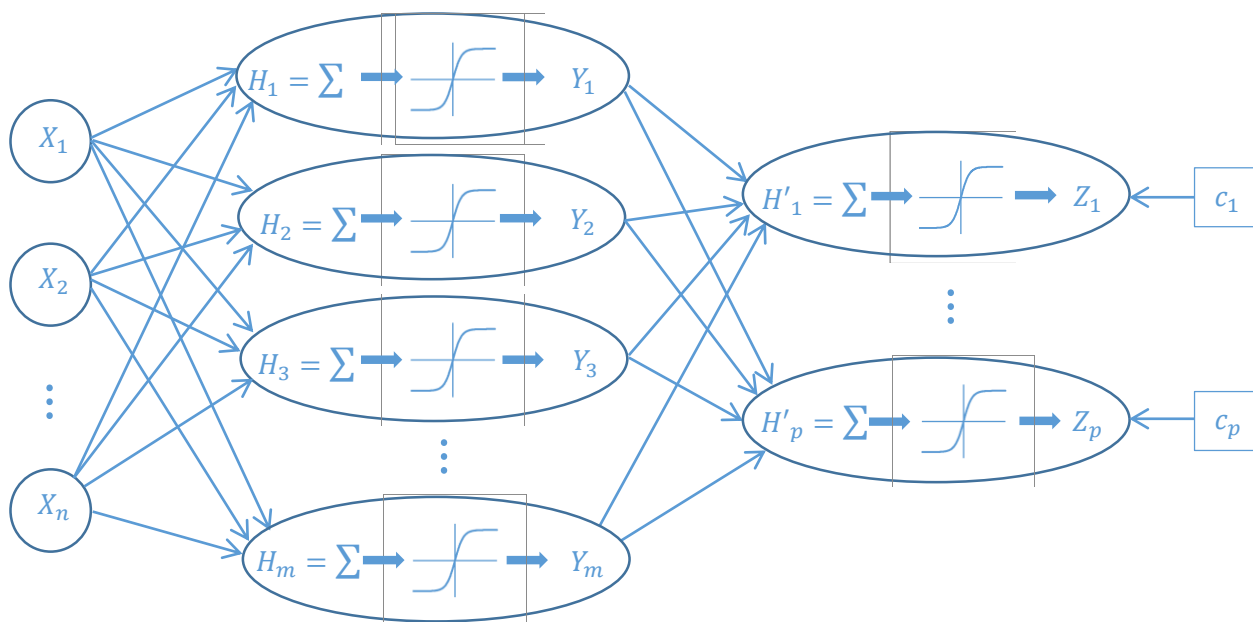


Figura 22. Representación de una MLP. Fuente: elaboración propia

La respuesta que nos ofrece la neurona k , para el patrón r -ésimo, es función de la multiplicación de los pesos, que unen la capa oculta con la capa de salida, por el resultado de cada neurona de la capa oculta. Estos últimos son función de la multiplicación de los pesos, entre la capa de entrada y la capa oculta, por las entradas de la red. Todo esto se puede representar de la siguiente manera:

$$Z_k^r = f \left\{ \sum_{i=1}^m W'_{ki} \cdot \left[f \left(\sum_{j=1}^n W_{ji} \cdot X_j - \theta_i \right) \right] - \theta'_k \right\}$$

Las funciones de transferencia son sigmoideas y derivables. La manera de comprobar la bondad del modelo es mediante el error cuadrático medio. En una muestra finita este error viene representado por la función E.

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum_{r=1}^N \sum_{k=1}^p (c_k^r - Z_k^r)^2$$

Si sustituimos en la respuesta de la red por la función que la define la ecuación quedará como sigue:

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum_{r=1}^N \sum_{k=1}^p [c_k^r - f(W'_{ki} \cdot y_i^r - \theta'_k)]^2$$

Lógicamente cuanto más pequeña sea esta función, más eficiente será nuestro modelo, por lo que hay que proceder a minimizarla. Se hará mediante el descenso por el gradiente, tanto en

la capa de salida como en la capa oculta. Hay que recordar que se van a derivar funciones sigmoideas.

La variación de los pesos que unen la capa oculta con la capa de salida es igual al coeficiente de aprendizaje por el gradiente del error:

$$\delta W'_{ki} = -\alpha \cdot \frac{\delta E}{\delta W'_{ki}}$$

El gradiente se calcula como la variación del error cuando varían los pesos sinápticos que unen la capa oculta con la capa de salida: derivando la función de error respecto a los pesos sinápticos. Hay que tener en cuenta que ahora la función de salida es afectada por una función de la familia de las sigmoideas y que al derivar la función de error hay que derivar la función utilizada. La variación de los pesos la podemos escribir de la siguiente manera:

$$\delta W'_{ki} = \sum_{r=1}^N [c_k^r - f(v_k^{r'})] \cdot \frac{\delta f(v_k^{r'})}{\delta v_k^{r'}} \cdot y_i^{r'} = \alpha \sum_{r=1}^N \Delta_k^{r'} \cdot y_i^r$$

Siendo:

$v_k^{r'}$ la derivada de la respuesta de la red.

$\Delta_k^{r'}$ se denomina señal de error de la capa de salida.

Con la señal de error de la capa de salida, $\Delta_k^{r'}$, calculamos la señal de error de la capa oculta: Δ_j^r

$$\Delta_i^r = \left(\sum_{k=1}^p \Delta_k^{r'} \cdot W'_{ki} \right) \cdot \frac{\delta f(v_i^r)}{\delta v_i^r}$$

Ahora podemos calcular la variación de los pesos que unen la capa oculta con la capa de entrada.

$$\delta W_{ij} = \alpha \cdot \sum_{r=1}^N \Delta_i^r \cdot x_j^r$$

A continuación introducimos las RNA no supervisadas entre las que se encuentran los mapas autoorganizados de Kohonen que usaremos en nuestros estudios sobre estructura de capital y fracaso empresarial del sector químico español.

5.4 Redes neuronales autoorganizadas

El cerebro de los mamíferos se puede dividir en diversas áreas encargadas de diferentes funciones del cuerpo. Varias de estas áreas, como el córtex, están organizadas en función de diferentes órganos sensoriales. En la Figura 23 se han señalado, en la representación de un cerebro humano, las zonas más importantes responsables de diferentes funciones.

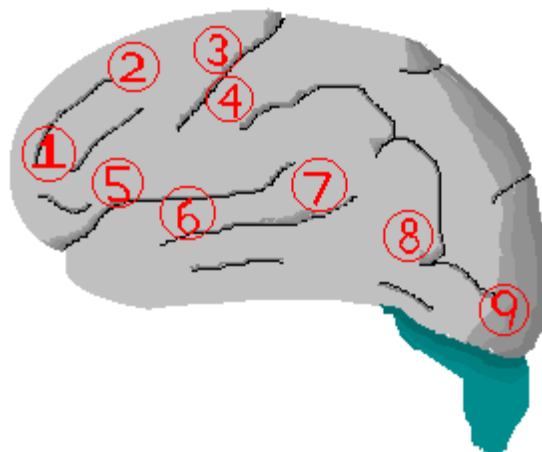


Figura 23. Representación de las áreas del cerebro. Fuente: Kohonen (1988)

Los diferentes números corresponden:

- | | |
|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Pensamiento. | 6. Oído primario. |
| 2. Planificación de acciones. | 7. Reconocimiento de palabras. |
| 3. Funciones motoras. | 8. Movimientos de los ojos. |
| 4. Mapa somatosensorial. | 9. Visión. |
| 5. Habla. | |

Las áreas sensoriales son escasas, sólo comprenden el 10 % del área cortical; y entre éstas están las áreas asociativas, que son menos conocidas, en las que convergen diferentes informaciones sensoriales que se ordenan siguiendo unos patrones establecidos. Así, por ejemplo, en la Figura 24 se representa las diferentes funciones del *mapa Somatosensorial* (localizado con el número 4 en la Figura 23) mostrando el orden de la funcionalidad de diversos órganos. En este orden subyace una estructura en función de los órganos; por ejemplo, los dedos están todos próximos entre sí, al igual que la lengua, la boca y la faringe.

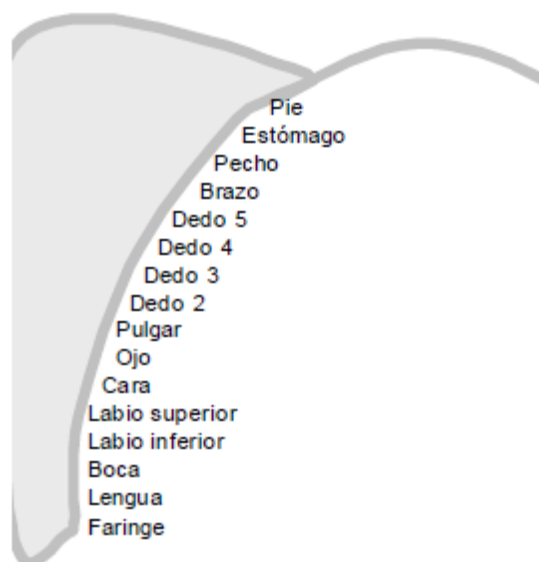


Figura 24. Representación del Mapa Somatosensorial del Cerebro. Fuente: Kohonen (1988)

En algunas partes del cerebro de los vertebrados, las neuronas están interconectadas siguiendo una determinada estructura, donde las conexiones de las neuronas forman una estructura que es el reflejo del entorno sensitivo. Esta organización adopta la forma de un mapa. En el cerebro podemos encontrar mapas topológicos de los órganos sensoriales de nuestro cuerpo. Los mapas que forman estas interconexiones están dispuestos en dos dimensiones.

Estos mapas se organizan de manera autónoma, sin una referencia en la que corregir errores. El cerebro tiene la plasticidad suficiente para clasificar la información nueva sin tener una referencia anterior donde apoyarse. El cerebro se organiza de manera automática, o dicho de otra manera, se autoorganiza. El cerebro procesa la nueva información clasificándola en función de las características de la nueva información de manera topológica tal que al final la podemos localizar en determinadas zonas. De esta manera, toda información que reciba el cerebro con unos patrones de entrada similares será situada en zonas cercanas.

Esta característica aplicada en el campo de las redes neuronales artificiales, da nombre a uno de los conjuntos de redes más fascinantes: las redes autoorganizadas. Estas redes pueden aprender a detectar regularidades y correlaciones en los datos de entrada y adaptar su respuesta futura de acuerdo con los datos de entrada. Las neuronas de una red no supervisada aprenden a reconocer grupos de vectores de datos de entrada similares. Los mapas

autoorganizados (SOM)⁹⁴ aprenden a reconocer grupos de vectores de entrada similares y provoca el agrupamiento de las neuronas que responden a los mismos vectores de entrada. La información que llega a la red está organizada en un cierto orden que la red detecta y refleja en la capa de salida. Las dos redes autoorganizadas más usadas son las Redes Competitivas y los Mapas de Kohonen con aprendizaje competitivo-cooperativo.

5.4.1 Las redes competitivas

Una red competitiva tiene dos capas: una de entrada y la de salida. La única función de las neuronas de entrada es el envío de información a la capa de salida. Las neuronas de la capa de entrada están conectadas mediante pesos sinápticos con todas las neuronas de la capa de salida. De esta manera las informaciones que aportan cada neurona de la capa de entrada es enviada a todas y a cada una de las neuronas de la capa de salida. Cada neurona de la capa de salida recibe el mismo conjunto de entradas desde la capa de entrada (ver Figura 25).

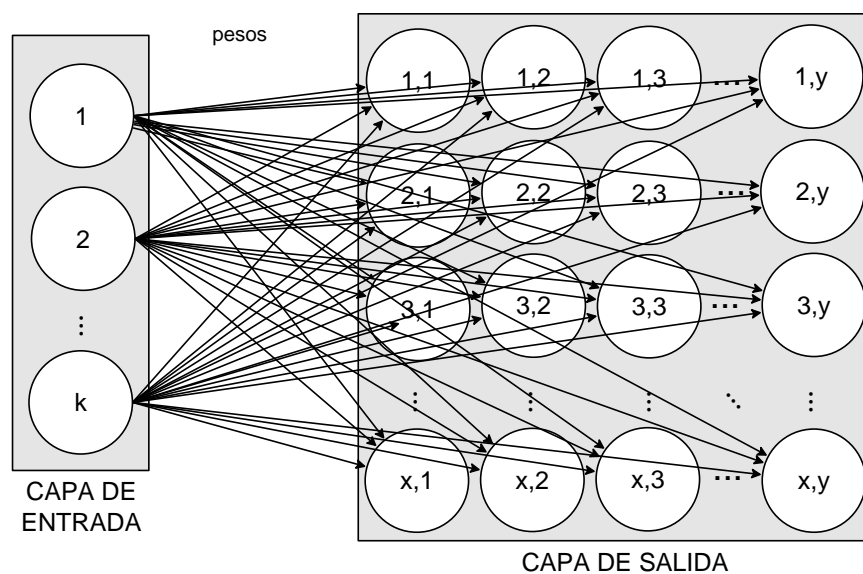


Figura 25. Representación de un mapa autoorganizado. Fuente: elaboración propia

El objetivo en una red competitiva es buscar la neurona de la capa de salida que tenga un conjunto de pesos sinápticos más parecidos a los valores de las neuronas de la capa de entrada. Con otras palabras, lo que busca es el vector de pesos sinápticos correspondientes a una sola neurona que sea más parecido al patrón de entrada de la red en un momento determinado.

⁹⁴ SOM son las siglas inglesas de Self-Organizing Maps. Estas siglas se las debemos al profesor de la Universidad de Helsinki Teuvo Kohonen.

Para ello, cada neurona calcula la distancia entre el valor del patrón de la entrada y el conjunto de los pesos sinápticos de cada neurona de salida. En función de este cálculo se determinará la neurona vencedora entre todas las neuronas; ésta será la que tiene menor diferencia entre sus pesos y el conjunto de entradas.

Supongamos una red competitiva como la mostrada en la Figura 26. Esta red tiene dos capas: la capa de entrada contiene dos neuronas que mandan información a la segunda capa, donde las neuronas están ordenadas en una disposición de 4×4 neuronas. El número de neuronas de la capa de salida es decidido por el creador de la red en función del problema a resolver, así como la disposición de las neuronas. En este ejemplo se ha escogido una disposición cuadrada de 4×4 , pero se podría haber escogido otra rectangular de, por ejemplo, 10×5 ⁹⁵. Las neuronas de la capa de entrada están conectadas con las neuronas de la capa de salida mediante pesos sinápticos.

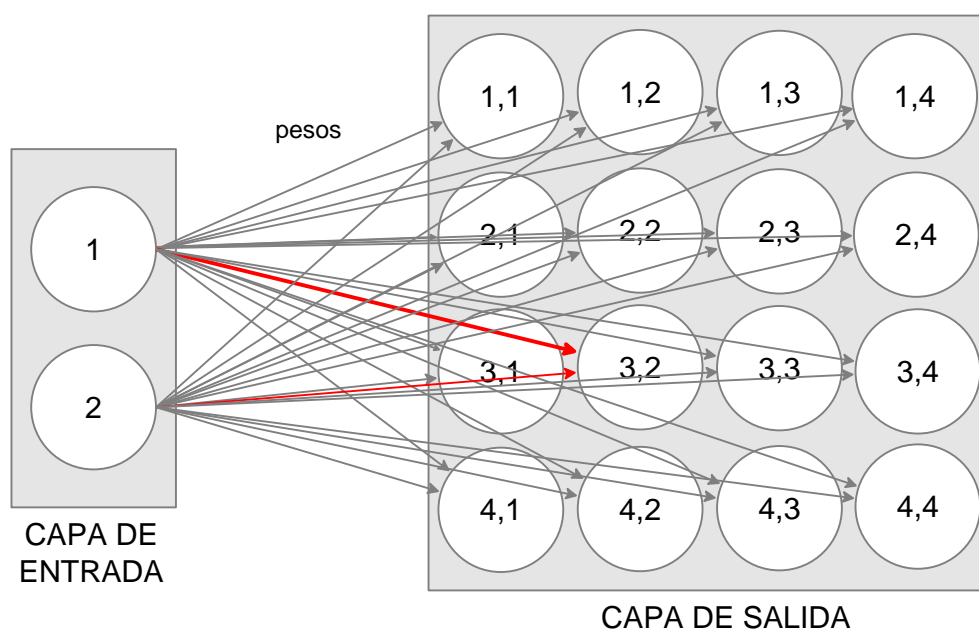


Figura 26. Representación de una red competitiva. Fuente: elaboración propia

Utilizaremos la siguiente nomenclatura:

$$W_{i,j,k}$$

⁹⁵ Ello depende en cualquier caso del número de variables que se consideren y del número de patrones con el que se trabaje.

Donde $W_{i,j,k}$ es el peso sináptico que parte de la neurona (k) de la capa de entrada y se conecta con la neurona en la posición (i,j) de salida. En nuestro ejemplo la neurona de la capa de salida en la posición 3,2 tiene dos pesos sinápticos:

$$\begin{matrix} W_{3,2,1} \\ W_{3,2,2} \end{matrix}$$

Siendo el primero, $W_{3,2,1}$ el peso procedente de la neurona 1 de la capa de entrada y el segundo, $W_{3,2,2}$ el de la neurona 2 de la capa de entrada.

La entrada de datos en el momento t la representamos mediante el vector X

$$X(t) = \{x_1 \ x_2\}$$

Las distancias netas entre las neuronas de la capa de salida y el vector de patrones de entrada se calcula con la siguiente expresión:

$$d_{i,j,(t)} = \sqrt{\sum_{k=1}^N (W_{i,j,k} - x_k)^2}$$

Siendo X_k la entrada de la neurona de entrada k y $d_{i,j,(t)}$ la distancia Euclídea de la neurona en la posición (i,j) en el momento t , respecto al patrón de entrada del momento t , para una red con $i \times j$ neuronas en la capa de salida y k neuronas en la capa de entrada.

La distancia neta de la neurona (3,2) de la capa de salida la calculamos aplicando la expresión de la siguiente manera:

$$d_{3,2,(t)} = \sqrt{(W_{3,2,1} - x_1)^2 + (W_{3,2,2} - x_2)^2}$$

Entonces se declara neurona ganadora aquella cuya distancia es la menor de todas. Es decir, la que muestra la menor distancia Euclídea.

$$g_{ij} = \text{Min}\{\forall d_{i,j}\}$$

Establecida la neurona ganadora, todas las neuronas de la red mostrarán una salida igual a cero menos la neurona ganadora que muestra una salida igual a uno. La red nos muestra qué

neurona responde ante ese determinado patrón de entrada y patrones similares deberán hacer responder a la misma neurona.

Una vez declarada la neurona ganadora sus pesos son ajustados mediante una regla de aprendizaje que tiene como objetivo acercar más los pesos de la neurona ganadora al patrón de entrada que la ha hecho ganar. De este modo, la neurona cuyos pesos estén más cerca del patrón de entrada es actualizada para estar, todavía, más cerca teniendo como resultado que la neurona ganadora tiene más posibilidades de ganar la competición en la siguiente presentación de datos de entrada para un vector de entrada similar; y menos posibilidades de ganar la competición si el vector presentado es diferente. En definitiva, la neurona se ha especializado en ese patrón de entrada.

Cuanto más y más vectores de entrada son presentados, cada neurona de la capa de salida se aproximará al grupo de entradas parecidas, ajustando sus pesos hacia esos valores de los datos de las entradas. La expresión que aproxima los pesos de la neurona vencedora hacia el vector de entrada es la siguiente:

$$W_{ijk}(t + 1) = W_{ijk}(t) + \alpha \cdot [x_k(t) - W_{ijk}(t)]$$

Siendo α el ratio de aprendizaje, $x_k(t)$ el patrón de las entradas en el momento t y $W_{ijk}(t)$ el peso sináptico que conecta la entrada k con la neurona ij en el momento t .

Leamos la expresión anterior: El peso que conecta la entrada k con la neurona ij , en el próximo período será igual al valor del mismo peso en el período actual más un factor de incremento. Este factor de incremento es el producto del coeficiente de aprendizaje por la diferencia entre el valor de la entrada y el valor del peso en el momento t .

5.4.2 Los mapas autoorganizados

En las redes competitivas, cada neurona de la capa de salida calcula la similitud entre el vector de entrada y su propio vector de pesos sinápticos. La neurona con el vector de pesos más parecido al de entrada se declara neurona “ganadora”. La neurona ganadora modifica su vector de pesos para que se parezcan un poco más al vector de entrada. Así, si se vuelve a repetir ese

vector de entrada, la misma neurona responderá y se acercará un poco más a la imagen de ese vector de entrada. De esta manera, cada neurona representará a cada vector de entrada.

Teuvo Kohonen introduce en las redes competitivas la función de vecindad creando los Mapas autoorganizados o SOM (*Self-Organizing Maps*). Como en las redes neuronales autoorganizadas, en los SOM se declara una neurona ganadora. Ésta es la que tiene una distancia menor entre sus pesos sinápticos y el vector de datos de entrada. Pero ahora, tiene, además, una función de vecindad. Esta función define el entorno alrededor de la neurona ganadora, y en la fase de aprendizaje se actualizan tanto los pesos de la neurona ganadora como los pesos de las neuronas pertenecientes a su zona de vecindad.

El efecto de la introducción de la función de vecindad es que las neuronas próximas a la ganadora sintonizan con los patrones de entrada que ha hecho ganar a la vencedora. Fuera de la vecindad no se actualizan los pesos de las neuronas.

La zona de vecindad se define en función de la distancia entre la neurona ganadora y sus vecinas. Esta zona puede ser hexagonal, circular o cuadrada (ver Figura 27).

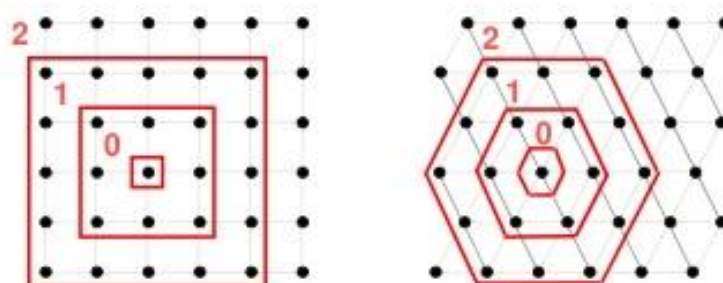


Figura 27. Tipos de vecindad. Fuente: Vesanto, Himberg, Alhoniemi, & Parhankangas (1999)

Una vecindad de radio 2 (marcada como cuadrado o hexágono 2 en la Figura 27), incluye dos neuronas, además de la neurona ganadora; por otro lado una vecindad de radio 1 (marcada como cuadrado o hexágono 1 en la Figura 27) sólo afectará a las neuronas adyacentes a la neurona ganadora. La vecindad se reduce con el número de iteraciones.

La función de vecindad depende de: la distancia y el radio de vecindad. La distancia se mide como:

$$|i - g| = \sqrt{(i - g_1)^2 + (j - g_2)^2}$$

La función de vecindad decrece con la distancia a la neurona vencedora. Cuanto más alejada está una neurona de la ganadora, menor será el valor de su función de vecindad.

El radio de vecindad $R(t)$ que representa el tamaño de la vecindad actual se expresa como:

$$h(|1 - g^*|, t) = f[R(t)]$$

Para el cálculo de la vecindad se utilizan funciones del tipo Escalón o del tipo Sombrero Mejicano. Un ejemplo de esta función se puede observar en la Figura 28. La función representada responde a la ecuación:

$$y = 2 \cdot e^{-1 \cdot x^2} - 0,5 \cdot e^{-0,05 \cdot x^2}$$

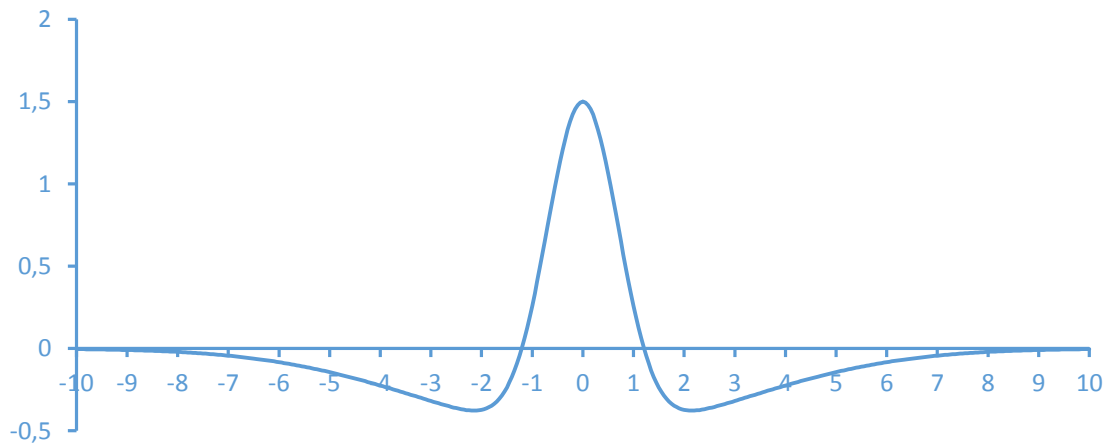


Figura 28. Gráfica de una función del tipo Sombrero Mejicano utilizada para la determinación de la vecindad entre neuronas. Fuente: elaboración propia

El radio de vecindad $R(t)$ disminuye con el tiempo. Una función, usualmente empleada, que disminuye el radio de vecindad en función del tiempo es la siguiente:

$$R(t) = R_0 + (R_f - R_0) \cdot \frac{t}{t_R}$$

R_f es el radio final que toma valor igual a 1. Además, t_R es el número de iteraciones hasta alcanzar R_f .

De esta manera, en el modelo de SOM se logra que las neuronas próximas sintonicen con patrones similares, quedando de esta manera reflejada sobre el mapa una cierta imagen del orden topológico presente en el espacio de entradas.

Lo que hacen los SOM es una tarea de agrupación, ya que la neurona de salida activada ante una entrada, representa al grupo al que pertenece dicha información de entrada. Además, como ante otra entrada parecida se activa la misma neurona de salida, u otra cercana a la anterior, debido a la semejanza entre las clases, se garantiza que las neuronas topológicamente próximas sean sensibles a entradas similares. Por esta causa las redes de mapas autoorganizados son especialmente útiles para establecer relaciones desconocidas entre un conjunto de datos. Un conjunto de datos al que no se le conozca un orden predeterminado, se puede agrupar, es decir, ordenar, mediante una red SOM.

Durante el proceso de aprendizaje se van presentando diferentes patrones de entrada. Cada patrón se identificará con una neurona ganadora y su vecindad. Al tiempo que aumenta el número de patrones de entrada presentados, disminuye el tamaño de la vecindad.

Podemos diferenciar el proceso de aprendizaje en dos fases:

1. La ordenación: donde se identifican las neuronas ganadoras y su vecindad.
2. El ajuste fino: donde se especializan las neuronas ganadoras. En esta fase el radio de la vecindad es igual a 0. Es decir, la vecindad se reduce a la neurona ganadora.

Mecánica de los mapas autoorganizados

- a. Los pesos, W_{ijk} , al principio pueden ser aleatorios de pequeño valor absoluto o con un valor determinado.
- b. Se presenta un patrón de entrada, $X(t)$. Éste, de todos los patrones que hay para el entrenamiento, es escogido al azar. Cada neurona calcula su similitud entre los pesos sinápticos y el vector de entrada mediante la distancia Euclídea⁹⁶.

$$d = \sqrt{\sum_{k=1}^N (W_{ijk} - x_k)^2}$$

⁹⁶ Hay otros criterios de medida, como la distancia Manhattan o el producto escalar. De todos modos, la más habitual es la distancia Euclídea.

- c. Determinación de la neurona ganadora: g^* . Ésta es la que muestra la menor distancia al patrón de entrada.
- d. Actualización de los pesos de la neurona ganadora g^* y sus vecinas mediante la siguiente expresión:

$$W_{ijk}(t+1) = W_{ijk}(t) + \alpha(t) \cdot h(|i - g^*|, t) \cdot (X_k(t) - W_{ijk}(t))$$

Donde $\alpha(t)$ es un término de aprendizaje que toma valores comprendidos entre 0 y 1. Cuando se alcanza un número de iteraciones superior a 500, entonces $\alpha(t)$ tiende a valer 0. Para el cálculo de $\alpha(t)$ se suele utilizar una de las dos siguientes ecuaciones

$$\alpha(t) = \alpha_0 + (\alpha_f - \alpha_0) \cdot \frac{t}{t_\alpha}$$

O también:

$$\alpha(t) = \alpha_0 \cdot \left(\frac{\alpha_f}{\alpha_0}\right)^{\frac{1}{t_\alpha}}$$

Donde α_0 es el ritmo inicial, α_f es el ritmo final, que suele tomar valores de 0,01, t es la iteración actual y t_α es el número máximo de iteraciones que se desean realizar.

La función $h(|i - g^*|, t)$ es la función de vecindad. El tamaño de la vecindad se reduce en cada iteración.

En la fase de ajuste fino, α vale 0,01 y el radio de vecindad es igual a 1.

El número de iteraciones es proporcional al número de neuronas e independiente del número de entradas. Un número de 50 a 100 iteraciones suele ser suficiente.

En algunos casos y dependiendo de la regla de aprendizaje y la función de distancia escogida, puede haber conflicto entre ellas. En la mayoría de los casos se utiliza la distancia Euclídea y la regla de actualización mostrada.

Cuanto mayor es el número de patrones iguales presentados, más neuronas se especializan en ese patrón. El número de neuronas que se especializan en reconocer un patrón de entrada depende de la probabilidad de aparición de este patrón. Así, el mapa resultante aproxima la forma de la función de densidad de probabilidad del espacio sensorial. La cantidad de neuronas

concentradas en una región muestran la mayor probabilidad de aparición de ese tipo de patrones.

Después de declararse la neurona ganadora (*Best-Matching Unit*), BMU, se actualizan los vectores de los pesos del SOM. Los vectores de los pesos del BMU y sus vecinas topológicas se mueven hacia el vector de entrada, haciendo la distancia más reducida.

Esta adaptación provoca una estrechez entre la neurona ganadora y sus vecinas topológicas con el vector de entrada. Esto se ilustra en la Figura 29 donde el vector de entrada está marcado con una x. La neurona ganadora está señalada mediante las siglas BMU. Se observa como tanto la neurona ganadora como las vecinas se acercan al vector de entrada. El desplazamiento disminuye con la distancia a la BMU.

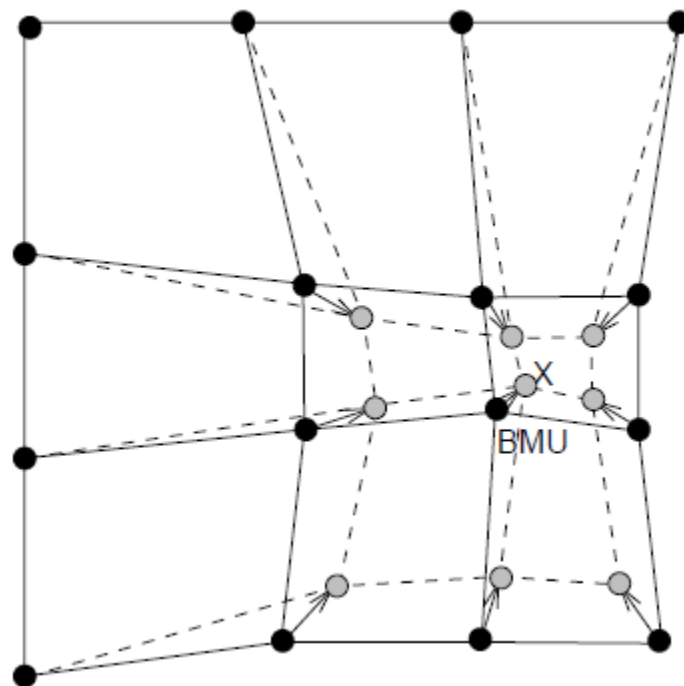


Figura 29. La actualización de la neurona vencedora (BMU) y sus vecinas hacia el vector de entradas (X). Las líneas continuas y punteadas representan la situación antes y después de la actualización, respectivamente.

Fuente: Vesanto, Himberg, Alhoniemi, & Parhankangas (1999)

5.5 El uso de redes neuronales artificiales en finanzas

Una parte importante de los trabajos en el área de las finanzas modernas se basan en supuestos tales como la normalidad de las variables o las relaciones lineales, un ejemplo de ello sería el CAPM (*Capital Asset Price Model*). Incluso si aplicamos métodos estadísticos más modernos como regresiones logarítmicas, regresiones semi-logarítmicas, regresiones *probit* y *logit* todos ellos presuponen la relación funcional del modelo a priori. Las propias características de estos métodos estadísticos impiden tratar todos los fenómenos observables ya que no permiten tratar adecuadamente la no linealidad.

Las RNA, debido a sus características, sí permiten entender los fenómenos no lineales y son un instrumento alternativo a numerosos métodos multivariantes clásicos, lo que las hace aptas, tal como exponen Hawley, Johnson, & Raina, (1990), para ser aplicadas en un amplio espectro de problemas financieros.

Las redes neuronales artificiales tratan de resolver de forma eficiente problemas que pueden encuadrarse dentro de tres amplios grupos: optimización, reconocimiento y generalización. Estos tres tipos engloban un elevado número de situaciones, lo que hace que el campo de aplicación de las RNA en la gestión financiera empresarial sea muy amplio.

En los *problemas de optimización*, generalmente se aplican RNA realimentadas, como el modelo de Hopfield. En la gestión financiera empresarial, son decisiones de optimización encontrar los niveles de tesorería, de existencias, de producción, construcción de carteras óptimas, etc.

En los *problemas de reconocimiento*, se entrena una RNA con inputs como sonidos, números, letras y se procede a la fase de test presentando esos mismos patrones con ruido. Este es uno de los campos más fructíferos en el desarrollo de redes neuronales artificiales y casi todos los modelos: perceptrón, redes de Hopfield, mapas de Kohonen, etc, han sido aplicados en diferentes problemas.

En los *problemas de generalización*, la RNA se entrena con unos inputs y el test se realiza con otros casos diferentes. Problemas típicos de generalización son los de clasificación y predicción. En este campo también destacan los mapas de Kohonen.

Los principales trabajos desarrollados con información financiera se agrupan en dos temas, clasificación y predicción. Dentro de los estudios de clasificación destacan los estudios sobre fracaso empresarial, mientras que los estudios de predicción se basan en intentar determinar la evolución futura de los precios de los diferentes productos y variables financieras: predicción de cotizaciones, de tipo de cambio, de tipo de interés, etc.

A continuación enumeramos algunos de los trabajos que se han desarrollado en cada uno de los campos de investigación:

a) Estudios de clasificación:

- Calificación crediticia, donde encontramos entre otros los trabajos de (Dutta & Shekhar (1988); Surkan & Singleton (1990); Bergerson & Wunsch (1991); Jensen (1992); Moody & Utans (1992); Kim, Weistroffer, & Redmond (1993); Desai, Crook, & Overstreet (1996); Glorfeld & Hardgrave (1996); Malhotra & Malhotra (2003); Huang *et al.* (2004) o León-Soriano & Muñoz-Torres (2012).
- Fracaso empresarial, con trabajos como los de Odom & Sharda (1990); Fletcher & Goss (1993); Rahimian, Singh, Thammachote, & Virmani (1993); Tsukuda & Baba (1994); Lee, Han, & Kwon (1996); du Jardin (2010); Séverin (2010); du Jardin & Séverin (2012); Sánchez-Lasheras *et al.* (2012); Zhou, Lai, & Yen (2012); Chen, Ribeiro, Vieira, & Chen (2013); Lee & Choi (2013) o Yu *et al.* (2014).
- Predicción de quiebra en bancos, como por ejemplo los trabajos de Tam (1991); Tam & Kiang (1992); Bell (1997); Swicegood & Clark (2001) o López Iturriaga & Sanz (2015).

b) Estudios de predicción:

- Predicción de precios de activos financieros, donde encontramos trabajos como White (1988); Kamijo & Tanigawa (1990); Kimoto *et al.* (1990); Sharda & Patil (1992); Grudnitski & Osburn (1993); Hoptroff (1993); Kryzanowski, Galler, & Wright (1993); Jain & Nag (1995); Wong & Selvi (1998); Hamid & Iqbal (2004); Enke & Thawornwong (2005); Wang *et al.* (2011); Rather, Agarwal, & Sastry (2015) o Wang & Wang (2015).
- Análisis de series temporales, con, por ejemplo, los trabajos de Azoff (1994); Hann & Steurer (1996); Faraway & Chatfield (2008); Dunis, Laws, & Sermpinis (2011) o Adhikari & Agrawal (2014).

- Gestión Financiera, donde destacamos los trabajos de Hawley, Johnson, & Raina (1990); Swales & Yoon (1992); Barr & Mani (1994); Back, Sere, & Vanharanta (1998); Smith & Gupta (2000) o Kamruzzaman (2006).

En cualquier caso, y a riesgo de haber obviado algún trabajo, no somos conscientes de la existencia de estudios sobre estructura de capital realizados mediante la aplicación de redes neuronales artificiales, por lo que el enfoque que nosotros proponemos sobre el tema en los capítulos 7 y 8 es, hasta donde conocemos, totalmente inédito en la literatura.

La ventaja de trabajar con RNA, en lugar de los métodos estadísticos utilizados tradicionalmente en finanzas, es que no hacen supuestos previos sobre las variables, de esta forma son capaces de afrontar problemas no estructurados (problemas en que no es posible plantear a priori la función discriminante). Las redes neuronales autoorganizadas a su vez, son capaces de aprender por sí mismas las relaciones entre las variables directamente de los datos. Los mapas autorganizados de Kohonen (SOM) son una de las redes autoorganizadas más utilizadas y la que vamos a emplear para llevar a cabo nuestro estudio sobre la estructura de capital y la predicción de fracaso empresarial del sector químico español.

A continuación presentamos los trabajos realizados mediante los SOM:

- Capítulo 6: Analizando la estructura de capital mediante mapas autoorganizados.
- Capítulo 7: Validación de la *Pecking Order Theory* mediante trayectorias usando mapas autoorganizados de Kohonen.
- Capítulo 8: Estudio sobre fracaso empresarial en el sector químico español.
- Capítulo 9: Análisis del efecto temporal en la predicción del fracaso empresarial.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

6 ANALIZANDO LA ESTRUCTURA DE CAPITAL MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

6.1 Introducción

La crisis financiera desencadenada en verano de 2007 en el mercado *subprime* norteamericano pronto se extendió a otras áreas geográficas, entre ellas y de forma especial a los países de la zona Euro. La mayor percepción de riesgo en las operaciones de crédito condicionó la liquidez de los mercados mayoristas e interbancarios afectando a todo el sistema financiero.

La economía española fue una de las que sufrió en mayor medida las consecuencias de la crisis financiera. España venía de encadenar el mayor ciclo inversor de su historia, y aunque mayoritariamente se trataba de inversiones inmobiliarias (tanto residenciales como no residenciales), el nivel de inversión en activos productivos por parte de las empresas también fue muy importante. Dicha inversión estuvo acompañada de un incremento en el endeudamiento lo que elevaba la dependencia financiera exterior del conjunto de la economía.

Este trabajo es el tercero de una serie que empezó en 2010 y que intenta determinar la influencia que la crisis ha tenido en la forma en que las empresas financian sus inversiones, y si existe una relación entre su estructura de capital anterior a la crisis y su tasa de supervivencia. Para ello se escogió una muestra de empresas pertenecientes al sector químico español. La

elección del sector tuvo dos condicionantes principales, por un lado, la importancia del sector en la economía española y, en segundo lugar, por tratarse de un sector menos condicionado por aquellos factores que han hecho que la economía española sea más sensible a la crisis –mayor ciclo inversor unido a menor productividad– que otras economías y por lo tanto con características menos “locales”.

En el primero de los estudios se analizó la muestra de 157 empresas del sector químico español para el período 1999-2006. El estudio concluyó que se cumplían las hipótesis de la teoría del orden jerárquico (*Pecking Order Theory*) en parte. Existía una relación negativa entre la rentabilidad (capacidad de generar recursos internos) y el grado de apalancamiento de las empresas químicas españolas, pero no había una relación entre el riesgo que presentaban dichas empresas y su volumen de deuda. En otras palabras, el riesgo no parecía ser una variable que los inversores tuviesen en cuenta a la hora de prestar a las empresas durante el período pre-crisis (Cámara-Turull, *et al.*, 2010).

En un segundo estudio se analizaron las 146 empresas supervivientes de la misma muestra para el período 2007-2010 –se excluyeron las empresas quebradas y aquellas que sufrieron algún proceso de concentración empresarial–. En este período, el riesgo –como consecuencia de la crisis financiera– pasó a ser una variable determinante para explicar el volumen de deuda de las empresas (Cámara-Turull, *et al.*, 2012).

En el presente estudio ampliamos el período de análisis hasta el año 2013 con un doble objetivo. Por un lado, comprobar si la estructura de capital de las empresas se ha visto alterada por la crisis y si se cumplen las hipótesis de la *Pecking Order Theory* en todo el horizonte temporal del estudio. Cabe resaltar que el sector se encuentra en plena fase de transformación, relacionada con una mayor exigencia legal (la aplicación de los reglamentos REACH⁹⁷ y CLP⁹⁸). Durante el período 2008-2013, 13 empresas de la muestra original han formado parte de un proceso de concentración empresarial y 6 empresas han quebrado.

⁹⁷ REACH (Reglamento (CE) nº 1907/2006 del Parlamento Europeo y del Consejo) es el Reglamento europeo relativo al registro, la evaluación, la autorización y la restricción de las sustancias y mezclas químicas (Registration, Evaluation, Authorisation and Restriction of Chemicals). Fue aprobado el 18 de diciembre de 2006 y entró en vigor el 1 de junio de 2007.

⁹⁸ CLP - Reglamento (CE) nº 1272/2008 del Parlamento Europeo y del Consejo de 16 de diciembre de 2008 sobre clasificación, etiquetado y envasado de sustancias y mezclas

El principal aporte de este trabajo es utilizar una metodología inédita en la literatura para el análisis de la estructura de capital. Las variables consideradas son el grado de apalancamiento, la rentabilidad, el crecimiento, el riesgo y el escudo fiscal. Todas ellas han sido utilizadas en los estudios anteriores y coinciden con las propuestas por Fama & French, (2002) para validar la *Pecking Order Theory*. Nuestro objetivo es, mediante el uso los Self organizing maps de Kohonen (SOM), agrupar las empresas en función de las variables propuestas y observar si las empresas que forman cada grupo presentan niveles de endeudamiento parecidos y consistentes con la *Pecking Order Theory*. La ventaja de utilizar estas redes neuronales es, tal como muestran Hornik, Stinchcombe, & White, (1989), que permiten encontrar relaciones no lineales entre conjuntos de datos, aproximar funciones complejas y agrupar elementos a partir de las semejanzas entre todas las variables que los definen sin necesidad de realizar supuestos previos sobre la naturaleza de las variables ni sus relaciones funcionales.

En el apartado siguiente, exponemos el uso de los SOM en finanzas, describimos el marco teórico y definimos las variables y hipótesis utilizadas en el trabajo. En el apartado 3, describimos la muestra inicial y como ha ido evolucionando a medida que se han añadido más años. A continuación, en el apartado 4, se presentan las variables proxy utilizadas en el trabajo. Por último, en los apartados 5 y 6, presentamos los resultados y las principales conclusiones de nuestro trabajo.

6.2 Estructura de capital y SOM

Las finanzas modernas se han basado, en gran parte, en supuestos tales como la normalidad de las variables o la linealidad de las relaciones entre variables. El desarrollo de la econometría ha permitido la aparición de métodos e instrumentos cada vez más sofisticados, pero en cualquier caso, todos ellos presuponen las relaciones funcionales del modelo. Aunque no se les puede negar su contribución al desarrollo en el campo de las finanzas, las propias características de dichos instrumentos limitan el abanico de fenómenos que pueden tratar.

La búsqueda de métodos que permitan abordar fenómenos complejos y problemas con relaciones no lineales ha provocado que cada vez más se empleen redes neuronales artificiales en los trabajos del área financiera. En un principio se empezaron a emplear en los mercados financieros (predicción de precios, volatilidad, etc.) pero en los últimos años han empezado a

introducirse, cada vez más, en otros campos de las finanzas, especialmente las finanzas corporativas.

Las redes neuronales artificiales, al contrario de lo que sucede con métodos estadísticos tradicionales usados a menudo en las finanzas, no hacen supuestos previos sobre las variables. Esto es lo que las hace capaces de abordar problemas no estructurados donde no es posible establecer a priori la función. Los algoritmos que usan algunas redes neuronales artificiales les permiten “aprender” las relaciones entre las variables directamente desde los propios datos.

Aunque el uso de redes neuronales está muy extendido en muchos ámbitos de las finanzas como, por ejemplo, en:

- Calificación crediticia, donde encontramos entre otros los trabajos de Bergerson & Wunsch (1991); Desai, Crook, & Overstreet (1996); Dutta & Shekhar (1988); Glorfeld & Hardgrave (1996); Huang, Chen, Hsu, Chen, & Wu (2004); Jensen (1992); Kim, Weistroffer, & Redmond (1993); Moody & Utans (1992) o Surkan & Singleton (1990).
- Fracaso empresarial, con trabajos como los de Chen, Ribeiro, Vieira, & Chen (2013); du Jardin & Séverin (2012); du Jardin (2010); Fletcher & Goss (1993); Lee, Han, & Kwon (1996); Lee & Choi (2013); Odom & Sharda (1990); Rahimian, Singh, Thammachote, & Virmani (1993); Sánchez-Lasheras, de Andrés, Lorca, & de Cos Juez (2012); Séverin (2010); Tsukuda & Baba (1994); Yu, Miche, Séverin, & Lendasse (2014) o Zhou, Lai, & Yen (2012).
- Predicción de quiebra en bancos, como por ejemplo los trabajos de Bell (1997); López Iturriaga & Sanz (2015); Swicegood & Clark (2001); Tam & Kiang (1992) o Tam (1991).
- Predicción de precios de activos financieros, donde encontramos trabajos como Enke & Thawornwong (2005); Grudnitski & Osburn (1993); Hamid & Iqbal (2004); Hoptroff (1993); Jain & Nag (1995); Kamijo & Tanigawa (1990); Kimoto, Asakawa, Yoda, & Takeoka (1990); Kryzanowski, Galler, & Wright (1993); Rather, Agarwal, & Sastry (2015); Sharda & Patil (1992); Wang & Wang (2015); Wang, Wang, Zhang, & Guo (2011); White (1988) o Wong & Selvi (1998).
- Análisis de series temporales, con, por ejemplo, los trabajos de Adhikari & Agrawal (2014); Azoff (1994); Dunis, Laws, & Sermpinis (2011); Faraway & Chatfield (2008); Hann & Steurer (1996); León-Soriano & Muñoz-Torres (2012).

- Gestión Financiera, donde destacamos los trabajos de Back, Sere, & Vanharanta (1998); Barr & Mani (1994); Hawley, Johnson, & Raina (1990); Kamruzzaman (2006); Smith & Gupta (2000) o Swales & Yoon (1992).

No hemos encontrado aplicaciones de redes neuronales en uno de los problemas de las finanzas corporativas que más ha preocupado, y todavía preocupa, a los investigadores, la estructura de capital de las empresas y su relación con el valor de mercado de la empresa.

El problema adquiere relevancia a partir del modelo de Modigliani & Miller (1958). Su modelo concluía que en un mercado donde se cumpliesen los supuestos de un mercado financiero perfecto, el valor de mercado de la empresa era independiente de su estructura de capital. Años después, los mismos autores relajaron las hipótesis incorporando los impuestos –y la ventaja fiscal que suponía la deuda frente a los fondos propios– al modelo (Modigliani & Miller, 1963).

Posteriormente, autores como Robichek & Myers (1965), Baxter (1967), Stiglitz (1969), Kraus & Litzenberger (1973), Fama (1978) o Kim (1978) analizan como el uso elevado de deuda puede llevar a las empresas a una situación de riesgo de impago. Se introdujeron los costes de insolvencia dando pie a la teoría del equilibrio estático o *Trade-off Theory*. Según esta teoría, la empresa irá incrementando su volumen de deuda hasta el nivel en que las ventajas fiscales de una unidad más de deuda se vean compensadas por el incremento de los costes de insolvencia de esa unidad más de deuda. Por su parte, Jensen & Meckling (1976) definen los costes de agencia, costes surgidos por el conflicto de intereses entre accionistas (no dirigentes) y los dirigentes de la empresa y entre accionistas y los proveedores de deuda. Leland, (1998), reformula el modelo del equilibrio estático incorporando los costes de agencia.

Un tercer enfoque, basado en la información asimétrica entre accionistas internos o dirigentes (*insiders*) y los inversores externos (*outsiders*), define dos nuevos problemas: el problema de selección adversa y el problema de riesgo moral, que desembocan, tal como señalan Harris & Raviv (1991), en la aparición de dos nuevas teorías, la teoría de las señales iniciada por H. E. Leland & Pyle (1977) y Ross (1977) por la cual la estructura de capital de la empresa es utilizada como mecanismo de transmisión de señales al mercado, y la *Pecking Order Theory* desarrollada por Myers (1984) y Myers & Majluf (1984) según la cual la estructura de capital es utilizada para disminuir las ineficiencias en las decisiones de inversión –sobreinversión y subinversión–.

De todas las teorías sobre estructura de capital, la *Trade-off Theory* y la *Pecking Order Theory* son las que compiten, actualmente, para explicar la estructura de capital de las empresas. En este trabajo nos centramos en contrastar las hipótesis de la *Pecking Order Theory*.

Las hipótesis de la *Pecking Order Theory* postuladas por Myers & Majluf, 1984, concluyen que los costes provocados por la información asimétrica entre directivos y accionistas/inversores determinan que los primeros establezcan el siguiente orden jerárquico entre las diferentes fuentes de financiación con el fin de minimizar los costes de selección adversa:

1. Recursos generados internamente
2. Deuda externa
3. Emisión de nuevas acciones (ampliaciones de capital)

Desde entonces han sido muchos los estudios que han intentado determinar, sin mucho consenso, si la *Pecking Order Theory* describe adecuadamente la forma en que las empresas se financian.

Para la realización de este estudio, planteamos las siguientes hipótesis sobre la relación entre el nivel de endeudamiento y algunas variables económico-financieras: Rentabilidad, crecimiento, riesgo y escudo fiscal diferente de la deuda.

Hipótesis 1. La relación entre el nivel de endeudamiento y la rentabilidad es negativa. A mayor rentabilidad, mayor capacidad de generar recursos internamente y, por lo tanto, menos necesidad de utilizar deuda.

Hipótesis 2. La relación entre el volumen de deuda y el crecimiento potencial es positiva. Cuanto mayor sea el crecimiento de la empresa, mayores son las necesidades de financiación y, en consecuencia, habrá mayor necesidad de deuda. Existe una variante de esta hipótesis centrada en el crecimiento futuro, en este caso, cuanto mayor sea el crecimiento esperado futuro menor será el volumen de deuda. Ello es así para mantener un perfil de riesgo financiero bajo y una capacidad de endeudamiento mayor que nos permita hacer frente al crecimiento futuro sin necesidad de utilizar otras fuentes de financiación más costosas (Myers & Majluf, 1984).

Hipótesis 3. Cuanto mayor sea el riesgo (entendido como la volatilidad de los *cash flows*) que presenta la empresa, menor será el nivel de deuda que ésta presenta. Ello es así ya que un mayor riesgo supone un incremento de los costes de la deuda.

Hipótesis 4. Finalmente, un mayor escudo fiscal no procedente de la deuda supone un incremento de los recursos internos que genera la empresa con lo que su relación con el nivel de endeudamiento de la empresa será negativo (a menos, por ejemplo, que el EBITDA no sea suficiente para cubrir amortizaciones).

Nuestro objetivo es, a partir de medidas de rentabilidad, crecimiento potencial, riesgo, escudo fiscal no procedente de los intereses, tamaño y edad de cada una de las empresas de la muestra y utilizando los SOM, determinar grupos de empresas con características homogéneas. Analizando las características de cada grupo y el ratio de apalancamiento de las empresas que lo forman, observaremos el grado de cumplimiento de las hipótesis planteadas.

6.3 Descripción de la muestra

La muestra de empresas del sector químico español usada en esta serie de trabajos se obtuvo de la Base de datos SABI. Se seleccionaron 160 empresas de la Industria química española (CNAE 20 y CNAE 21) al azar con la única condición que ofreciesen todos los datos para el período inicial de estudio, 1999-2006, (Cámara-Turull et al., 2010).

En el presente trabajo, ampliamos el período de estudio de la muestra hasta 2013. Para poder analizar la situación previa al inicio de la crisis y la situación posterior, dividimos los datos en dos períodos. El primer período comprende desde 1999 hasta 2007, y el segundo período comprende desde 2008 hasta 2013.

Aplicamos algunos test de coherencia de acuerdo a principios generales de contabilidad. Así, comprobamos que el total del activo coincidiera con la suma del neto patrimonial y el pasivo, que el total del activo fuese superior o igual a la suma de los activos inmovilizados y el activo corriente, o que el total del pasivo fuese superior o igual a la suma de la deuda a corto y a largo plazo. Después de estas comprobaciones, se desearon, para el período 1999-2007, nueve empresas por presentar errores en alguno de los test. Para el período 1999-2007 queda una muestra de 151 empresas con datos completos para los 9 años.

Para el período 2008-2013, la muestra se reduce a 118 empresas. Las causas de la reducción del número de empresas de la muestra son: i) 14 empresas son desechadas por no disponer de datos para toda la serie. ii) 6 empresas sufren procesos de concurso/liquidación entre los años 2008-2013, iii) 13 empresas sufren procesos de concentración mediante fusiones por absorción y iv) 7 empresas no cumplían los test de coherencia aplicados para los datos del período.

6.4 Variables utilizadas en el trabajo

La variable determinante del nivel de endeudamiento de la empresa que usamos es el ratio de apalancamiento (deuda/fondos propios). Aunque existe controversia acerca de si es preferible utilizar el ratio de apalancamiento a valores contables o a valores de mercado, (Rajan & Zingales, 1995; Titman & Wessels, 1988), solo una de las empresas de la muestra cotiza en un mercado organizado, siendo muy difícil obtener el valor de mercado de las no cotizadas. Por ello, y teniendo en cuenta estudios como Banerjee, Heshmati, & Wihlborg (2004), Bradley, Jarrell, & Kim (1984) o Graham & Harvey (2001) emplearemos el ratio de apalancamiento a valores contables o *book values*.

A continuación, veremos cuáles son los factores explicativos de la estructura financiera de la empresa que nos permitan contrastar las hipótesis planteadas. Tal como señalan Bevan & Danbolt (2002), Harris & Raviv (1991) y Titman & Wessels (1988), la elección de las variables explicativas es clave a la hora de interpretar los resultados.

Como variable proxy de la rentabilidad hemos seleccionado la rentabilidad sobre los capitales invertidos (ROIC). Hemos desestimado utilizar la rentabilidad de los fondos propios (ROE) para evitar los desajustes provocados en aquellas empresas que presentan unos fondos propios negativos.

La variable proxy para definir el crecimiento es la variación interanual del activo total y de los ingresos de explotación.

Para identificar la volatilidad de los *cash flows* –riesgo– de la empresa emplearemos la misma variable proxy que sugirieron Fama & French, (2002) el logaritmo de los activos reales.

Dichos autores suponen que las empresas más grandes están más diversificadas, y por lo tanto presentan menor volatilidad de sus *cash flows*.

Utilizaremos el ratio de amortización, medido como amortizaciones económicas sobre total activos, como variable proxy del escudo fiscal no procedente de los intereses.

Finalmente, para conseguir mayor homogeneidad en cada grupo, consideramos la edad y el tamaño, utilizando como variables proxy los años desde su constitución y el número de trabajadores, respectivamente.

6.5 Resultados

En un primer análisis descriptivo, si comparamos los datos anteriores a la crisis con los datos posteriores al inicio de la misma, observamos algunas diferencias remarcables:

- El valor promedio del ratio de apalancamiento posterior al inicio de la crisis decrece aproximadamente un 31% respecto al valor promedio pre-crisis.
- El tamaño medio de las empresas (medido a partir del número de trabajadores) es superior en el período post-crisis. Esto puede ser debido al proceso de reestructuración sectorial que hemos comentado anteriormente.
- Los valores medios de rentabilidad (medida a partir del ROIC), caen de un 12,06% en el período 1999-2007 al 7,35% en el período 2008-2013.
- Las tasas de crecimiento de ventas y activos anteriores al inicio de la crisis presentaban valores medios de la muestra de 7,52% y 8,76%, respectivamente, pasando a unos valores sensiblemente menores en el período post-crisis. En concreto, la tasa de crecimiento media de las ventas es del 4,77% y la tasa media de crecimiento de los activos del 4,19%. Según el informe VCI Prognos Study, el sector químico seguirá experimentando un crecimiento anual medio del 4,5% hasta 2030.
- Por último, observamos que el riesgo medio ha descendido en el período 2008-2013 en comparación a los datos pre-crisis. Ello está relacionado con la medida del riesgo utilizada (logaritmo neperiano de los activos) puesto que liga el riesgo al tamaño de la empresa, siendo las más grandes las menos arriesgadas ya que se les supone mayor diversificación. Si tenemos en cuenta el proceso de concentración que ha sufrido el sector, el tamaño medio de las empresas ha aumentado y por tanto disminuido el riesgo medio.

La evolución a la baja de la rentabilidad, el crecimiento, o el escudo fiscal alternativo a la deuda es más relevante si tenemos en cuenta que en la muestra del período 2008-2013 se han excluido las empresas que han quebrado o han sido absorbidas.

Hecho este análisis descriptivo preliminar, agrupamos las empresas de la muestra mediante el uso de mapas autoorganizados (Kohonen, 2001) utilizando la *toolbox* para Matlab diseñada por el grupo de investigación del Prof. Kohonen en la Helsinki University of Technology (Vesanto *et al.*, 1999). A continuación, presentamos los resultados para cada período.

6.5.1 Período previo a la crisis (1999-2007)

Una vez realizado el proceso de entrenamiento, mostramos el mapa obtenido para el período 1999-2007 (Figura 30). A partir de un programa de optimización de doble objetivo, i) mínimo número de grupos, ii) máxima homogeneidad dentro de cada grupo, se identifican los siguientes grupos:

- Grupo A.** Está compuesto por las empresas más pequeñas de la muestra, con la rentabilidad, el crecimiento y el escudo fiscal más bajo de todos los grupos. Al mismo tiempo, y a pesar de ser el segundo grupo con empresas de más edad, presenta un riesgo alto.
- Grupo B.** Está formado por las empresas de mayor edad y un tamaño superior a la media. Presentan baja rentabilidad y muy bajo crecimiento. Con el mayor escudo fiscal junto con el grupo D, tienen un riesgo moderado (por debajo de la media).
- Grupo C.** Se trata, junto con el grupo A, del grupo con empresas más pequeñas y con menor escudo fiscal. Presentan una rentabilidad por encima de la media y un crecimiento moderado situado alrededor de la media. Por último, se trata del grupo que presenta las empresas con mayor riesgo.
- Grupo D.** Las empresas de este grupo se sitúan en la media en tamaño, rentabilidad y riesgo. Ligeramente por encima de la media en crecimiento y ligeramente por debajo de la media en edad. Son las empresas que presentan el mayor escudo fiscal.
- Grupo E.** En este grupo se encuentran las empresas más grandes de la muestra y que presentan un menor riesgo. Son empresas con una rentabilidad por debajo de la media,

con un crecimiento moderado y un escudo fiscal medio-alto. Se trata de empresas que se sitúan por encima de la media de edad de la muestra.

Grupo F. Aunque se trata de las empresas más jóvenes y más bien pequeñas, son las que presentan una mayor rentabilidad y tasas de crecimiento altas aunque con un riesgo alto. Su nivel de escudo fiscal se sitúa por debajo de la media.

Grupo G. Está formado por empresas por encima de la media en tamaño y rentabilidad. Presentan las mayores tasas de crecimiento de la muestra. Son empresas de bajo riesgo, relativamente jóvenes y con un escudo fiscal ligeramente por debajo de la media.

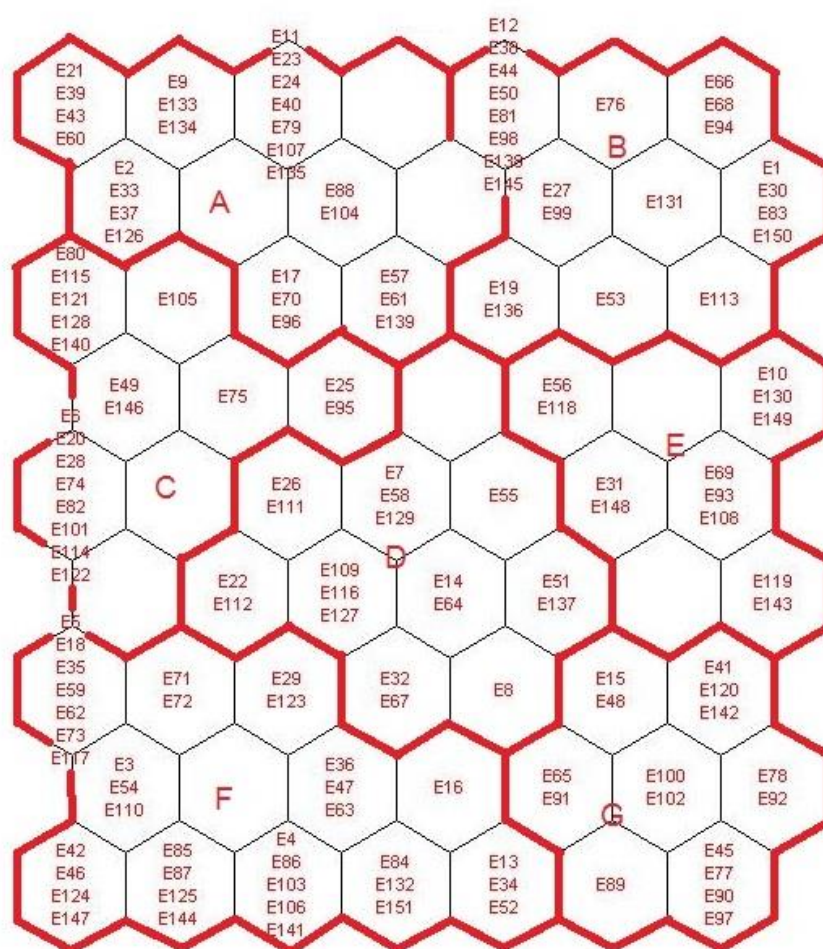


Figura 30. Mapa de las empresas químicas españolas para el período 1999-2007

En la Tabla 13 mostramos los diferentes grupos ordenados de menor a mayor necesidad de endeudamiento según se desprende de cada hipótesis planteada.

Analizando el grado de endeudamiento de las empresas que forman los diferentes grupos, observamos que los grupos que presentan un mayor ratio de apalancamiento son, en este

orden, los grupos D y F, seguidos por los grupos G y A. Por último nos encontramos los grupos B y C y, con el menor grado de endeudamiento, el grupo E.

Tabla 13. Grupos ordenados de menor a mayor necesidad de endeudamiento según hipótesis (1999-2007)

	De menor a mayor volumen de endeudamiento según hipótesis						
Hipótesis 1	Grupo F	Grupo G	Grupo C	Grupo D	Grupo E	Grupo B	Grupo A
Hipótesis 2	Grupos A y B		Grupos C y E		Grupo D	Grupo F	Grupo G
Hipótesis 3	Grupo C	Grupos F y A		Grupo D	Grupo B	Grupos E y G	
Hipótesis 4	Grupos B y D		Grupo E	Grupo G	Grupo F	Grupos A y C	

A partir de los datos obtenidos, en la Tabla 14 se compara el nivel de deuda que se debería dar para el cumplimiento de cada hipótesis con el nivel de deuda observado en las empresas de cada grupo. Para ello, usamos etiquetas pseudolingüísticas siendo (+ + +) la situación de mayor nivel de deuda y (— — —) la situación con menor volumen de deuda.

Tabla 14. Nivel de deuda que se desprende de cada hipótesis y nivel de deuda observada (1999-2007)

	GRUPO A	GRUPO B	GRUPO C	GRUPO D	GRUPO E	GRUPO F	GRUPO G
HIPÓTESIS 1	+ + +	+ +	—	+	+ +	— — —	— —
HIPÓTESIS 2	— — —	— — —	—	+ +	—	+ +	+ + +
HIPÓTESIS 3	— —	+ +	— — —	+	+ + +	— —	+ + +
HIPÓTESIS 4	+ + +	— — —	+ + +	— — —	— —	+ +	+
RATIO APALANCAMIENTO	+ +	— —	— —	+ + +	— — —	+ + +	+ +

Una vez analizado el cumplimiento de las diferentes hipótesis en los diferentes grupos, vamos a analizar el cumplimiento global de las hipótesis. Consideramos que se cumple una hipótesis cuando la predicción coincide con la ratio de apalancamiento o se sitúa un grado por encima o por debajo sin cambiar el signo según la Tabla 14.

Hipótesis 1. Sólo se cumple en los grupos A y C, por lo que sólo podemos asegurar que se cumple para las empresas más pequeñas.

Hipótesis 2. Se cumple en los grupos B, C, D, F y G. No se cumple en los grupos A y E, aunque teniendo en cuenta que el grupo A está formado por empresas con poca financiación

interna, se podría explicar porque, aun teniendo una tasa de crecimiento baja, su nivel de deuda se sitúe por encima de la media.

Hipótesis 3. Sólo se cumple en los grupos C y G, mientras que en los grupos A, B, E y F se da la situación contraria a la que se esperaría de cumplirse la hipótesis de riesgo.

Hipótesis 4. Se cumple en los grupos A, B, E, F y G. No observamos ninguna característica común a los grupos C y D que explique el porqué de su no cumplimiento.

En el período pre-crisis, la dos únicas hipótesis que se ha mostrado indicativas del nivel de deuda son las hipótesis 2 y 4 que hacen referencia al crecimiento y al escudo fiscal no procedente de la deuda, respectivamente. Por contra, las hipótesis 1 y 3 sólo se cumplen en dos de los siete grupos analizados, los grupos A y C en la hipótesis 1 y los grupos C y G en la hipótesis 3. En el caso de la hipótesis 1, que hace referencia a la rentabilidad, vemos que se cumple en los grupos que contienen las empresas más pequeñas. Mientras que la hipótesis 3, referente al riesgo, no sólo no se cumple en cinco de los grupos sino que en 4 de ellos se da la relación completamente contraria, es decir presentan más volumen las más arriesgadas. Ello concuerda con el hecho que la mayoría de las empresas analizadas obtienen su deuda del sector bancario y en el período pre-crisis se relajó el control del riesgo en sus operaciones.

6.5.2 Período posterior al inicio de la crisis (2008-2013)

Siguiendo el mismo procedimiento que en el período precrisis, la Figura 31 nos muestra el mapa obtenido para el período 2008-2013. Nuestra interpretación de los grupos a partir de la ubicación de las empresas en el mapa, y según el valor de cada variable dentro de la correspondiente zona del mapa, es la siguiente:

Grupo A. Se trata de un grupo formado por las empresas más pequeñas (junto con los grupos B y C) de la muestra. Las empresas de este grupo son las que presentan menor rentabilidad y crecimiento de todas las empresas de la muestra. Con un escudo fiscal por debajo de la media y con el mayor riesgo, son también las empresas más antiguas.

Grupo B. Junto con los grupos A y C, las empresas que conforman este grupo son las más pequeñas de la muestra. Presentan una rentabilidad y escudo fiscal por debajo de la media, presentan un crecimiento bajo y un riesgo alto.

Grupo C. Formado por las empresas más pequeñas y las más jóvenes. Las empresas de este grupo tienen tasas de crecimiento y un escudo fiscal por debajo de la media, una rentabilidad alrededor de la media y un riesgo por encima de la media.

Grupo D. Las empresas que conforman este grupo se sitúan en la mitad alta de la muestra en cuanto a tamaño y edad. Su rentabilidad y riesgo se sitúan por debajo de la media, sus tasas de crecimiento se sitúan en la media y presentan el mayor ratio de amortización con lo que genera la mayor financiación interna procedente del escudo fiscal.

Grupo E. Se trata de empresas de tamaño medio, con rentabilidad situada alrededor de la media. Son las empresas que presentan una mayor tasa de crecimiento de todas las de la muestra. Con el segundo mayor ratio de amortización, de edad media y riesgo medio.

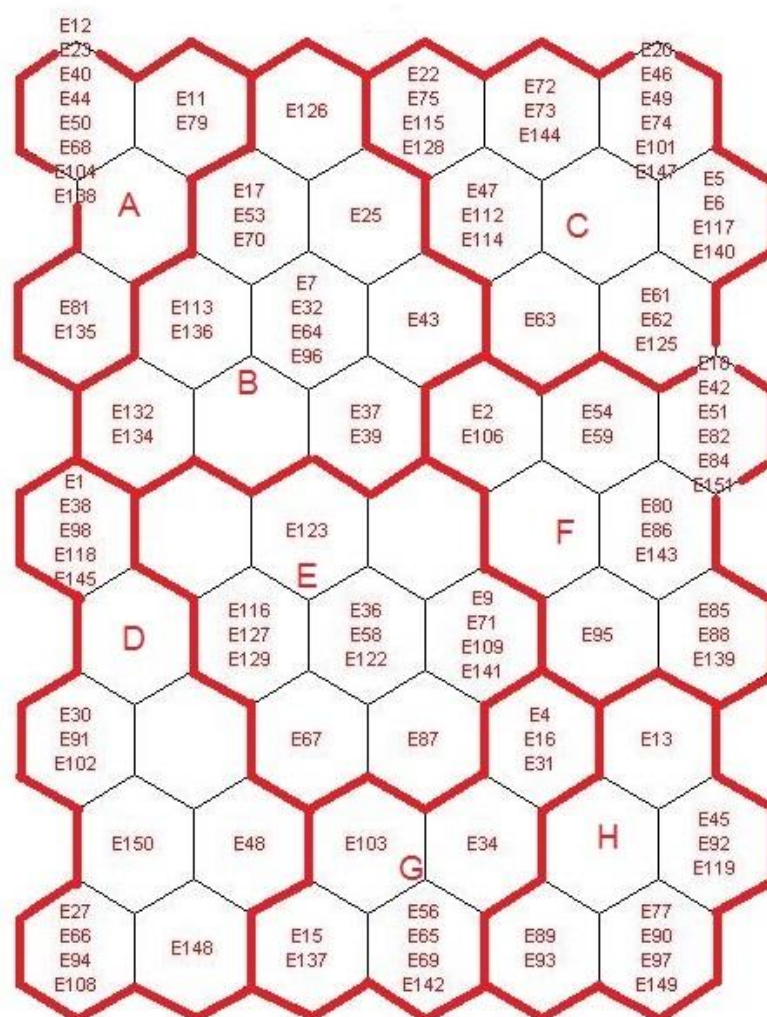


Figura 31. Mapa de las empresas químicas españolas para el período 2008-2013

Grupo F. Son empresas de tamaño medio, con la segunda mayor rentabilidad, de crecimiento medio alto, con el menor escudo fiscal, relativamente jóvenes y con riesgo medio.

Grupo G. Junto con el grupo H está compuesto por las empresas más grandes, con una rentabilidad por encima de la media, un crecimiento también medio alto. Ratio de amortización también medio alto, son muy jóvenes y con riesgo alto.

Grupo H. Son las empresas más grandes de la muestra, con la mayor rentabilidad, un crecimiento por encima de la media y un escudo fiscal y edad situadas en la media. Por último, destacar que se trata del grupo con las empresas más arriesgadas.

En la Tabla 15 mostramos los diferentes grupos ordenados de menor a mayor necesidad de endeudamiento según se desprende de cada hipótesis planteada.

Tabla 15. Grupos ordenados de menor a mayor necesidad de endeudamiento según hipótesis (2008-2013)

	De menor a mayor volumen de endeudamiento según hipótesis							
Hipótesis 1	Grupo H	Grupo F	Grupo G	Grupo E	Grupo C	Grupo B	Grupo D	Grupo A
Hipótesis 2	Grupo A	Grupos B y C		Grupo D	Grupo F	Grupo G	Grupo H	Grupo E
Hipótesis 3	Grupo A	Grupo B	Grupo C	Grupo E	Grupo F	Grupo D	Grupo G	Grupo H
Hipótesis 4	Grupo D	Grupo E	Grupo G	Grupo H	Grupos A y B		Grupo C	Grupo F

Analizando el grado de endeudamiento de las empresas que forman los diferentes grupos para el período posterior al inicio de la crisis, el grupo con mayor ratio de apalancamiento (volumen de deuda) es el grupo G seguido por los grupos A y E con un ratio similar, a continuación estarían los grupos F y C, después el grupo D, con un ratio menor el grupo H y, por último nos encontramos, como el grupo menos endeudado el grupo B.

A partir de los datos obtenidos, en la Tabla 16 se compara el nivel de deuda que se debería dar para el cumplimiento de cada hipótesis con el nivel de deuda observado en las empresas de cada grupo, para ello volvemos a utilizar etiquetas pseudolingüísticas, siendo (+ + +) la situación de mayor nivel de deuda y (— — —) la situación con menor volumen de deuda.

Tabla 16. Nivel de deuda que se desprende de cada hipótesis y nivel de deuda observada (2008-2013)

	GRUPO A	GRUPO B	GRUPO C	GRUPO D	GRUPO E	GRUPO F	GRUPO G	GRUPO H
HIPÓTESIS 1	+++	+	+	++	-	--	--	----
HIPÓTESIS 2	----	--	-	+	+++	++	++	++
HIPÓTESIS 3	----	--	-	+	-	+	++	+++
HIPÓTESIS 4	+	+	++	----	--	+++	-	-
RATIO APALANCAMIENTO	++	----	+	-	++	+	+++	--

De igual forma a como procedimos en el análisis del período anterior a la crisis, una vez analizado el cumplimiento de las diferentes hipótesis en los diferentes grupos (Tabla 16), vamos a analizar el cumplimiento global de las hipótesis. El criterio para considerar que una hipótesis se cumple o no es el mismo que el aplicado para el período 1999-2007.

Hipótesis 1. Sólo se cumple en los grupos A, C y H. Aunque los grupos E, F y G presentan mayor volumen del que le supone la hipótesis debido a que sus tasas de crecimiento son altas y, por lo tanto, requieren de este mayor endeudamiento. Por su parte, el grupo B, presenta un volumen de deuda inferior al que se presupone según la hipótesis 1, pero ello puede explicarse al presentar una baja tasa de crecimiento.

Hipótesis 2. Se cumple en los grupos B, E, F y G. No se cumple en los grupos A, C y H. En el caso del grupo H, presenta un volumen de deuda inferior al que por crecimiento se le supone, pero ello puede deberse a que cubre la financiación de su crecimiento a partir de su mayor rentabilidad.

Hipótesis 3. Sólo se cumple en los grupos B, F y G, mientras que en los grupos A, C y E tienen mayor nivel de deuda del que se les supone según la hipótesis de riesgo.

Hipótesis 4. Se cumple en los grupos A, C y H. Los grupos D, E y G presentan mayores niveles de deuda que los que se suponen de cumplirse la hipótesis y podría explicarse a que aun produciendo mayor financiación interna no sea suficiente para cubrir su crecimiento.

Analizando la situación posterior a la crisis, vemos que ninguna de las hipótesis se cumple en más de la mitad de los grupos. En cualquier caso, las hipótesis 1 (rentabilidad) y 3 (riesgo) se cumplen en un mayor número de grupos que en el período pre-crisis. La hipótesis que se cumple en mayor medida es la que hace referencia al crecimiento, pero en este caso no es tan determinante como en el período anterior a la crisis.

6.6 Conclusiones

El objetivo de este trabajo era comprobar si la *Pecking Order Theory* era una teoría válida para explicar la estructura de capital de las empresas químicas españolas. Para ello, hemos utilizado una metodología diferente a las más frecuentemente utilizadas, los mapas autoorganizados de Kohonen. Es un tipo de red neuronal artificial que nos permite abordar el problema sin establecer relaciones previas entre las variables utilizadas.

Un primer análisis descriptivo de las empresas nos ha mostrado que en el período post-crisis, la mayoría de los indicadores de *performance* de las empresas han empeorado: ha disminuido el tamaño de las empresas, su rentabilidad o sus tasas de crecimiento. La única variable que ha mejorado es el riesgo, que presenta niveles menores al período anterior a la crisis. Ello se debe a la medida de riesgo utilizada (logaritmo neperiano de los activos) ya que está ligada al tamaño de las empresas y en el período post-crisis, debido a los procesos de concentración del sector, el tamaño medio ha incrementado reduciendo por tanto el riesgo percibido.

Una vez agrupadas las empresas mediante la SOM, implementada a través de una *Toolbox* específica de Matlab, hemos podido contrastar el cumplimiento de las diferentes hipótesis.

Para el período pre-crisis, observamos que aunque en ningún grupo se cumplen todas las hipótesis, si analizamos su situación global, a nuestro entender, los grupos A, B, C, D y G pueden explicar su volumen de deuda a través de la *Pecking Order Theory* mientras que para el resto de los grupos sería difícil de justificar. La hipótesis que menos se cumple es la que hace referencia al riesgo. Ello se podría explicar si tenemos en cuenta que la mayoría de las empresas de la muestra son pymes, siendo el sector bancario su principal proveedor de deuda, y que los bancos relajaron sus exigencias en cuestión de riesgo en el período anterior a la crisis.

Para el período post-crisis, tampoco encontramos ningún grupo en que se cumplan todas las hipótesis. En general el nivel de cumplimiento de las hipótesis se ha mantenido o ha disminuido excepto en el caso de la hipótesis 3. En el período post-crisis, el riesgo, sin ser determinante, ha pasado a tener un mayor peso específico. A nuestro entender, el nivel de

deuda de las empresas de los grupos C, D, F y H podrían explicarse por la *Pecking Order Theory*, mientras que para los otros grupos no está claro.

En cuanto a los objetivos planteados en el estudio, podemos concluir que la estructura de capital de las empresas del sector químico español se ha visto ligeramente afectada por la crisis. Por otro lado, las hipótesis de la *Pecking Order Theory* solo han podido ser validadas en parte en el período de estudio y que el tipo de empresas que las han validado han variado entre el período pre y post crisis.

7 VALIDACIÓN DE LA PECKING ORDER THEORY USANDO MAPAS AUTOORGANIZADOS: TRAYECTORIAS ANTES Y DESPUÉS DE LA CRISIS

7.1 Introducción

Desde el trabajo de Modigliani & Miller (1958) muchos han sido los trabajos teóricos y empíricos que han sugerido que los costes de no situarse en un nivel de apalancamiento óptimo son significativos. Algunos de los costes directos e indirectos que derivan de una mala política de endeudamiento son, por ejemplo, un menor precio de mercado de sus acciones (DeAngelo & Masulis, 1980); un mayor coste de capital y pérdida de oportunidades de crecimiento (Myers & Majluf, 1984); un incremento de la probabilidad de insolvencia (Kraus & Litzenberger, 1973; Warner, 1977); mayores costes de agencia (M. C. Jensen & Meckling, 1976) y una posible transferencia de valor de un grupo de inversores a otro (Barnea *et al.*, 1985).

La crisis financiera global de principios del siglo XXI ha vuelto a reavivar el interés en el estudio de la estructura de capital. En primer lugar por la incidencia que los bajos tipos de interés y la falta de controles de riesgo del período 2002-2007 pudiera tener en la posterior crisis y, en

segundo lugar, por el posterior período de falta de liquidez en el sector financiero que ha llevado a las empresas a un corte en su flujo de deuda.

El objetivo de nuestro estudio es revisar el cumplimiento de la *Pecking Order Theory*, haciendo especial hincapié en los posibles efectos de la crisis actual sobre el cumplimiento de dicha teoría. Para ello, planteamos sus hipótesis y agrupamos las empresas en función de los factores determinantes establecidos por la *Pecking Order Theory*. Esta agrupación se realiza mediante un primer mapa autoorganizado que toma como variables las características financieras de las empresas (FSOM: Feature Self-Organizing Map). Simultáneamente, incorporaremos la dimensión inter-temporal que según Frank & Goyal (2009) es necesaria para incorporar el aspecto dinámico del problema, mediante un segundo mapa autoorganizado. A partir de este segundo mapa, se obtienen las trayectorias prototipo que han seguido las diferentes tipologías de empresas en cuanto a evolución de la estructura de capital a lo largo del tiempo.

Para el estudio utilizamos una muestra de 50 empresas del sector químico español para los seis años anteriores a la crisis (2002-2007) y los seis años posteriores al inicio de la crisis (2008-2013). Esta subdivisión temporal de la muestra nos permite analizar la incidencia que pueda haber tenido la crisis en la estructura de capital de las empresas estudiadas.

En el siguiente apartado exponemos el marco teórico de la *Pecking Order Theory* y definimos las hipótesis del estudio. En el tercer apartado describimos la metodología, el proceso realizado para definir las trayectorias y las variables proxy utilizadas. En el cuarto apartado se analizan los resultados obtenidos para finalmente exponer las principales conclusiones del estudio.

7.2 La Pecking Order Theory

Desde que Modigliani & Miller (1958) publicaran su primer trabajo sobre la irrelevancia de la estructura de capital en el valor de la empresa en mercados perfectos, se han ido sucediendo las teorías que intentan adaptar su modelo a las imperfecciones del mercado para determinar la estructura óptima de financiación.

La primera de ellas es la teoría del equilibrio estático (*Trade-off Theory*) que incorpora tanto los beneficios fiscales de la deuda (Modigliani & Miller, 1963) como los costes de insolvencia (Kraus & Litzenberger, 1973). Posteriormente, Jensen & Meckling (1976) introducen los costes de agencia entre accionistas y obligacionistas que Leland (1998) incorpora a la teoría del equilibrio estático. Por último, aparece un tercer enfoque basado en la asimetría informativa y los costes que ésta genera que desemboca, según Harris & Raviv (1991), en la aparición de dos teorías, la Teoría de las Señales (Leland & Pyle, 1977; Ross, 1977) por la cual la estructura de capital de la empresa es utilizada como emisor de señales al mercado, y la *Pecking Order Theory* (Myers & Majluf, 1984; Myers, 1984) según la cual la estructura de capital es utilizada para disminuir las ineficiencias en las decisiones de inversión –sobreinversión y subinversión–.

A pesar de los numerosos estudios empíricos realizados, no existe consenso entre los investigadores acerca de cuáles son los factores que determinan la estructura de capital óptima ni sobre qué teoría explica mejor el comportamiento de las empresas en relación a las decisiones respecto a esta estructura. Según Myers (1984), las diferentes teorías no deben considerarse como universales sino que explican el comportamiento de una submuestra de empresas determinada, de forma que si una muestra es lo suficientemente grande puede validar más de una teoría.

Actualmente son dos los enfoques que prevalecen y sobre los que se siguen realizando trabajos empíricos, el enfoque *Trade-off* y el enfoque *Pecking Order*. El hecho de que este estudio se centre en validar las hipótesis de la segunda y no de la primera, se justifica por la tipología de empresas que configuran la muestra a analizar.

Todas las empresas de la muestra, excepto una, encajan en lo que consideramos pymes⁹⁹. Debido a su estructura de propiedad y a las restricciones de acceso a los mercados de capitales, con unos mayores costes de financiación derivados de su mayor asimetría informativa, este tipo de empresas prefiere financiar su crecimiento con recursos generados internamente. Si éstos son insuficientes, recurrirán a la deuda a corto plazo y a la deuda a largo plazo en este orden y, en última instancia, para no diluir la propiedad, a ampliar el capital social. Este comportamiento

⁹⁹ Como definición de pyme hemos usado la Recomendación 2003/361/CE de la Comisión publicada en el Diario Oficial de la Unión Europea L 124, p. 36, de 20 de mayo de 2003: “La categoría de microempresas, pequeñas y medianas empresas (PYME) está constituida por empresas que ocupan a menos de 250 personas y cuyo volumen de negocios anual no excede de 50 millones de euros o cuyo balance general anual no excede de 43 millones de euros”.

se ajusta mejor al enfoque de la *Pecking Order Theory*, por lo que nos centramos en validar sus hipótesis.

La *Pecking Order Theory* establece el siguiente orden jerárquico entre las diferentes fuentes de financiación:

1. Recursos generados internamente
2. Deuda externa
3. Emisión de nuevas acciones (ampliaciones de capital)

Este orden viene determinado por los costes provocados por la información asimétrica entre directivos y accionistas/inversores y tiene como finalidad minimizar los costes de selección adversa.

Desde su postulación, han sido muchos los estudios que han intentado determinar, sin mucho consenso, si la *Pecking Order Theory* describe adecuadamente la forma en que las empresas se financian. Nuestro trabajo retoma este análisis, a partir de una metodología novedosa en este contexto.

Para la realización de este estudio, planteamos las siguientes hipótesis sobre la relación entre el nivel de endeudamiento y algunas variables económico-financieras: Rentabilidad, crecimiento, riesgo y escudo fiscal diferente de la deuda.

Hipótesis 1. La relación entre el nivel de endeudamiento y la rentabilidad es negativa. A mayor rentabilidad, mayor capacidad de generar recursos internamente y, por lo tanto, menor es la necesidad de utilizar deuda.

Hipótesis 2. La relación entre el volumen de deuda y el crecimiento potencial es positiva. Cuanto mayor sea el crecimiento de la empresa, mayores son las necesidades de financiación y, en consecuencia, habrá mayor necesidad de deuda. Existe una variante de esta hipótesis centrada en el crecimiento futuro, en este caso, cuanto mayor sea el crecimiento esperado futuro menor será el volumen de deuda. Ello es así para mantener un perfil de riesgo financiero bajo y una capacidad de endeudamiento mayor que nos permita hacer frente al crecimiento futuro sin necesidad de utilizar otras fuentes de financiación más costosas (Myers & Majluf, 1984).

Hipótesis 3. Cuanto mayor sea el riesgo (entendido como la volatilidad de los *cash flows*) que presenta la empresa, menor será el nivel de deuda que ésta presenta. Ello es así ya que un mayor riesgo supone un incremento de los costes de la deuda.

Hipótesis 4. Finalmente, un mayor escudo fiscal no procedente de la deuda supone un incremento de los recursos internos que genera la empresa, con lo que su relación con el nivel de endeudamiento será negativo (a menos, por ejemplo, que el EBITDA no sea suficiente para cubrir amortizaciones).

Nuestro objetivo es, a partir de medidas de rentabilidad, crecimiento potencial, riesgo, escudo fiscal no procedente de los intereses, tamaño y edad¹⁰⁰ de cada una de las empresas de la muestra y mediante trayectorias usando SOM, determinar diferentes clústeres de empresas con diferentes grados de cumplimiento de las hipótesis y ver si la crisis ha definido alguna variación significativa en el grado de cumplimiento de las hipótesis.

7.3 Metodología

Las finanzas modernas se han basado, en gran parte, en supuestos tales como la normalidad de las variables o la linealidad de las relaciones entre variables. El desarrollo de la econometría ha permitido la aparición de métodos e instrumentos cada vez más sofisticados, pero en cualquier caso, todos ellos presuponen las relaciones funcionales del modelo. Aunque no se puede negar su contribución al desarrollo en el campo de las finanzas, las propias características de dichos instrumentos limitan el abanico de fenómenos que pueden tratar.

La búsqueda de métodos que permitan abordar fenómenos complejos y problemas con relaciones no lineales ha provocado que cada vez más se empleen nuevas técnicas, entre ellas las redes neuronales artificiales, en los trabajos del área financiera. En un principio se empezaron a emplear en los mercados financieros (predicción de precios, volatilidad, etc.) pero en los últimos años han empezado a introducirse, cada vez más, en otros campos de las finanzas, especialmente en el de las finanzas corporativas.

¹⁰⁰ Las variables 'tamaño' y 'edad' se incluyen en el análisis, aun no aparecer enunciadas en las hipótesis, para conseguir mayor homogeneidad en cada grupo de empresas.

Las redes neuronales artificiales, al contrario de lo que sucede con métodos estadísticos tradicionales usados a menudo en las finanzas, no hacen supuestos previos sobre las variables. Esto es lo que las hace capaces de abordar problemas no estructurados donde no es posible establecer a priori las funciones que relacionan las variables. Los algoritmos que usan algunas redes neuronales artificiales les permiten “aprender” las relaciones entre las variables directamente a partir de los propios datos.

Existen infinidad de ejemplos de utilización de redes neuronales artificiales en finanzas, pero hasta donde alcanza nuestro conocimiento, no existen aplicaciones de mapas autoorganizados al problema de la estructura de capital, aparte de los trabajos previos a este estudio (Cámara-Turull *et al.*, 2010, 2012; Cámara-Turull *et al.*, 2015). En este trabajo pretendemos analizar los cambios dinámicos que se producen en el cumplimiento de las hipótesis de la *Pecking Order Theory* a lo largo del tiempo diferenciando dos períodos, los seis años anteriores y los seis años posteriores al inicio de la crisis.

7.3.1 Los mapas autoorganizados de Kohonen

Los mapas autoorganizados (SOM) son uno de los modelos más utilizados para analizar la alta dimensionalidad de los datos financieros. Se trata de una red neuronal artificial introducida por Kohonen (1988). Como tal, está inspirada en el comportamiento biológico de nuestras neuronas y, en concreto, Kohonen se basó en la capacidad del cerebro de almacenar la información de entrada no de forma aleatoria, sino estructurada, agrupando en zonas relativamente cercanas del cerebro aquella información que guardara cierto parecido. A diferencia de otras redes neuronales artificiales, los SOM se basan en aprendizaje no supervisado, lo que los convierte en uno de los mejores algoritmos de redes neuronales conocidos (Chen, 2012). Los SOM construyen un mapa de dos dimensiones que preserva la topología de los datos de entrada pero al mismo tiempo proporciona una más fácil y natural visualización de los datos.

El modelo SOM consta de dos capas de neuronas: La capa de entrada, formada por tantas neuronas como variables, cuya función es capturar la información; y la capa de salida que se presenta en un espacio bidimensional con x filas e y columnas, que llamamos el “*mapa*”. Cada neurona de la capa de entrada está conectada con todas las neuronas de la capa de salida a

través de pesos sinápticos $-w_{ij}$ correspondería al peso que conecta la neurona i de la capa de entrada con la neurona j de la capa de salida– (ver Figura 32). Inicialmente ($t = 0$), los pesos sinápticos de la red toman valores aleatorios.

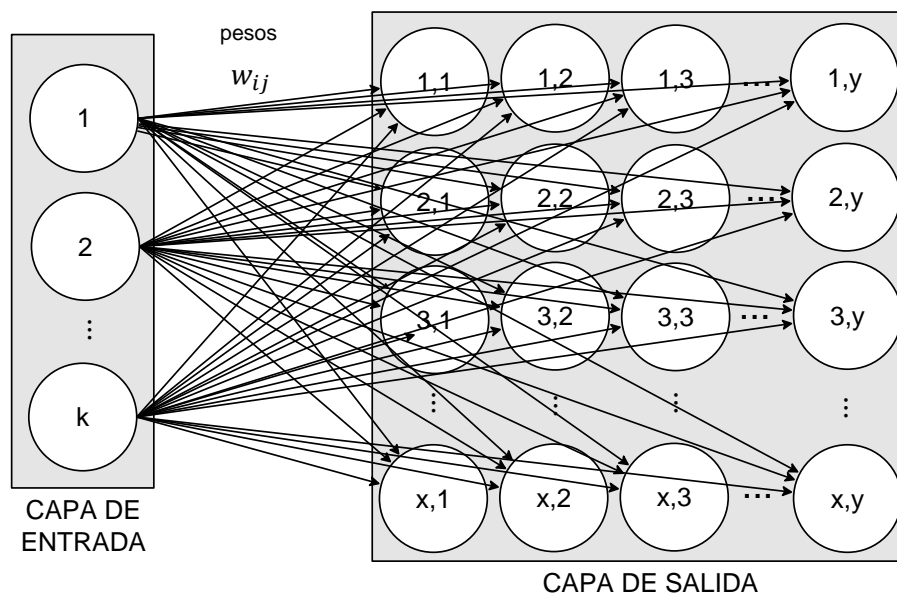


Figura 32: Representación de un mapa autoorganizado

En la fase de aprendizaje, se presentan los vectores de entrada a la red. Estos vectores de entrada están formados, en nuestro caso, por los valores de los N ratios financieros utilizados para describir a cada empresa. Así, la componente x_{ik} representa el valor del ratio i de la empresa k . Llegados a este punto, como medida de similitud, se calculan las distancias Euclídeas entre los vectores de entrada y los vectores de pesos asociados a cada una de las neuronas de la capa de salida (Ecuación (8)). La neurona de la capa de salida que presente la menor distancia será la “neurona ganadora”.

$$d_{jk}(t) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{ik}(t) - w_{ijk}(t))^2} \quad (8)$$

A continuación y con el objetivo de reducir esta distancia, el algoritmo, actualiza los pesos sinápticos de acuerdo a la regla siguiente:

$$w_{ijk}(t + 1) = w_{ijk}(t) + \alpha(t)h_{jk}(t)[x_{ik}(t) - w_{ijk}(t)] \quad (9)$$

Donde $\alpha(t)$ es el ratio de aprendizaje, siendo una función que toma valores entre 0 y 1 y que disminuye con el número de iteraciones para asegurar la convergencia de las mismas neuronas ganadoras cuando se presentan los mismos vectores de entrada a la red. La función

de vecindad $h(t)$ permite actualizar los pesos tanto de la neurona ganadora como de las neuronas más próximas (vecinas) para localizar los patrones similares. El radio de vecindad decrece a medida que incrementa el número de iteraciones ya que el modelo mejora el nivel de especialización de cada neurona. El proceso se repite hasta alcanzar el nombre máximo de iteraciones T establecido.

Finalizado el proceso de aprendizaje, los pesos resultantes quedan fijados. En este punto, la introducción de nuevos datos en la red nos permitirá visualizar las características de dicho elemento en función de su ubicación en el mapa de salida.

7.3.2 Análisis de trayectorias (*trajectory mining*)

El análisis de trayectorias entendido como la recolección de datos acerca del movimiento de objetos, ha sido abordado por multiplicidad de disciplinas tales como el control de tráfico (*traffic monitoring*), la vigilancia (*visual surveillance*), la navegación en robótica (*robotic navigation*) o la predicción de cotizaciones (*stock prediction*).

En este sentido, los SOM también pueden resultar de gran utilidad. En la navegación robótica permiten agrupar trayectorias y predecir la siguiente posición (Rajpurohit & Pai, 2009), en el estudio del fracaso empresarial son útiles para clasificar patrones de trayectorias hacia la quiebra (Chen *et al.*, 2013) o para visualizar comportamientos dinámicos en los procesos industriales que permitan su supervisión y detectar incidencias (Fuertes *et al.*, 2010).

En nuestro trabajo, pretendemos agrupar empresas en un espacio bidimensional en función de los factores determinantes de su estructura de capital según la *Pecking Order Theory*. Posteriormente, se observará la evolución de su situación mediante trayectorias también obtenidas a partir de un SOM. Realizaremos un doble análisis, para los seis años inmediatamente anteriores y para los seis años posteriores al inicio de la crisis financiera global de 2008, con la finalidad de determinar si ha habido algún efecto de la crisis en la estructura de capital de las empresas y, por consiguiente, en la validación de la *Pecking Order Theory*.

Como se ha comentado, la clasificación de trayectorias consiste en un proceso de aprendizaje en dos etapas consecutivas. En la primera se entrena un SOM sin tener en cuenta la

disposición temporal de los datos, ya que el objetivo es agrupar los patrones (definidos como empresa-año) en función de la semejanza entre las variables proxy que se detallan a continuación. Cada patrón queda situado en una posición del mapa, activándose la neurona ganadora (*Best-matching unit*, BMU) correspondiente del mapa SOM. A partir de las coordenadas de cada BMU en el SOM para los diferentes años de una misma empresa, se construye un vector de coordenadas que contiene la secuencia temporal de la evolución para cada empresa (trayectoria). En una segunda etapa, se clasifican las trayectorias a través de un segundo SOM que llamaremos *trajectory self-organizing map* (TSOM) que nos permitirá encontrar los diferentes patrones de comportamiento en el conjunto de trayectorias.

7.3.3 Descripción de la muestra y variables proxy utilizadas

Para realizar el estudio hemos utilizado una muestra de 50 empresas pertenecientes a la industria química española. Hemos obtenido los datos financieros de las empresas de la muestra de la base de datos SABI¹⁰¹. Analizaremos por separado el período pre-crisis (2002-2007) y el período post-crisis (2008-2013), para posteriormente realizar un análisis comparativo entre ambos períodos.

Dado que ninguna de las empresas de la muestra cotizan en el mercado bursátil, la variable proxy del nivel de endeudamiento de la empresa que usamos es el ratio de apalancamiento calculado a partir de los valores contables de deuda y fondos propios.

A continuación, presentamos los factores explicativos de la estructura financiera de la empresa que nos permiten contrastar las hipótesis de la *Pecking Order Theory*.

1. Rentabilidad: Como variables proxy de la rentabilidad hemos seleccionado dos medidas de la rentabilidad sobre los capitales invertidos (ROIC y ROA)¹⁰².

¹⁰¹ Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI) [base de datos online] (2015). Madrid: Informa D&B. [Última consulta: junio 2015]. Disponible mediante licencia: <http://www.informa.es/es/soluciones-financieras/sabi>.

¹⁰² Aunque existe una alta correlación entre ROIC y ROA en el período pre-crisis (0,93), dado que en el período post-crisis la correlación es baja (0,33), mantenemos ambas variables en ambos períodos para homogeneizar el análisis.

2. Crecimiento: Usamos también dos variables proxy para definir el crecimiento, la variación interanual del activo total y la variación interanual de los ingresos de explotación.
3. Riesgo: La variable proxy del riesgo que empleamos es, dada la imposibilidad de obtener una medida de la volatilidad de los *cash flows*, el logaritmo neperiano de los activos. Esta medida fue propuesta por Fama & French (2002) que suponen que las empresas más grandes están más diversificadas, y por lo tanto presentan menor volatilidad de sus *cash flows*.
4. Escudo fiscal: Utilizaremos el ratio de amortización, medido como amortizaciones económicas sobre total activos, como variable proxy del escudo fiscal no procedente de los intereses.

Finalmente, para incluir en el análisis las posibles influencias de la edad y el tamaño de la empresa en el cumplimiento de las hipótesis de la *Pecking Order Theory*, se añaden dos variables adicionales:

5. Edad: Se utiliza como variable proxy los años desde la constitución de la empresa.
6. Tamaño: De las diferentes medidas posibles para determinar el tamaño de la empresa, en este estudio se considera el número de trabajadores.

7.4 Resultados: mapas y trayectorias

En este apartado analizamos los resultados obtenidos en las diferentes fases del análisis tanto para el período pre-crisis como para el período post-crisis.

7.4.1 Mapa autoorganizado de características (FSOM)

En una primera fase, se presentan a la red los datos correspondientes a las variables proxy utilizadas para contrastar cada una de las hipótesis de la *Pecking Order Theory*.

Para el período pre-crisis (2002-2007), incorporamos a la capa de entrada 300 vectores ($X_{k\tau} = X_{1k\tau}, X_{2k\tau}, \dots, X_{8k\tau}$) –donde k representa cada una de las 50 empresas y τ cada uno de

los seis años—. Cada vector se define a partir de los valores de cada una de las ocho variables proxy del estudio. Así, $X_{1k\tau}$ es el número de empleados de la empresa k en el año τ , $X_{2k\tau}$ es el valor del ROIC, $X_{3k\tau}$ es el valor del ROA, $X_{4k\tau}$ es la variación interanual de las ventas, $X_{5k\tau}$ es la variación interanual de los activos, $X_{6k\tau}$ es el ratio de amortización, $X_{7k\tau}$ es el logaritmo neperiano de los activos y $X_{8k\tau}$ es la edad de la empresa k en el año τ .

A partir de estos datos, se obtiene el FSOM resultante a partir de la *toolbox* para Matlab desarrollada por la Helsinki University of Technology (Vesanto, *et al.* 1999).

Por otro lado, las empresas de la muestra se ordenan en función de su nivel de apalancamiento subdividiendo la muestra en cuatro cuartiles, de forma que las empresas más apalancadas aparezcan en el primer cuartil y las menos apalancadas en el último cuartil. A partir del cuartil en que se encuentran las empresas que se sitúan en cada una de las neuronas del FSOM se estima la posición, que corresponde a cada neurona del mapa respecto a las demás neuronas. Combinando dicha información con los valores que toman las variables en las diferentes zonas del FSOM, donde las celdas en rojo presentan mayores valores y las celdas en azul los valores más bajos (Figura 33), obtenemos una distribución para cada hipótesis planteada donde se definen qué neuronas cumplen y qué neuronas no cumplen las hipótesis de la *Pecking Order Theory* (Figura 34). Las celdas vacías corresponden a neuronas en las que no se ha ubicado ninguna empresa.

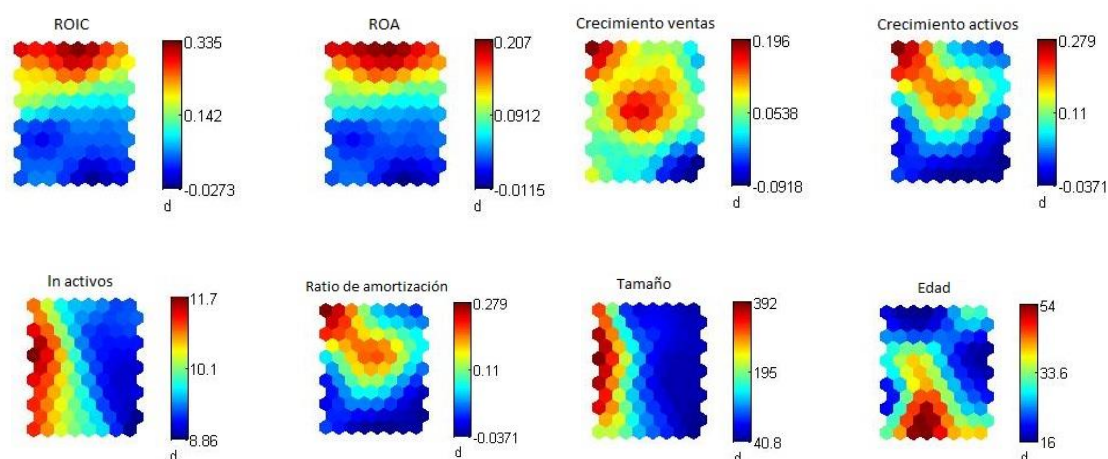


Figura 33: Mapas de componentes del FSOM (2002-2007)

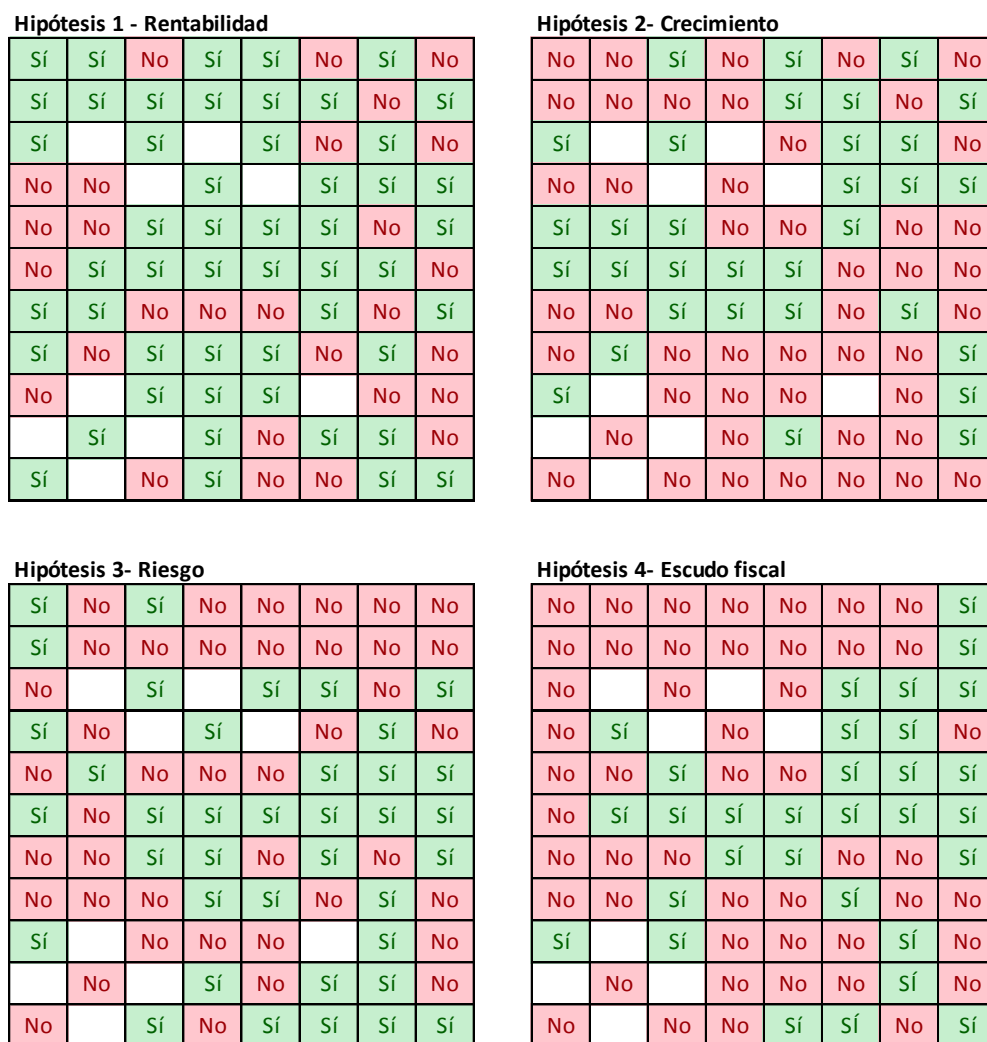


Figura 34: Cumplimiento de cada hipótesis en las neuronas del FSOM (2002-2007)

Se repite el mismo procedimiento para el período post-crisis (2008-2013). Combinamos de nuevo el ratio medio de apalancamiento de cada neurona (medido a través de los cuartiles de endeudamiento de las empresas ubicadas en la neurona) con los mapas de componentes del FSOM (Figura 35) obteniendo para las hipótesis planteadas las celdas del FSOM que cumplen o no cumplen cada hipótesis (Figura 36).

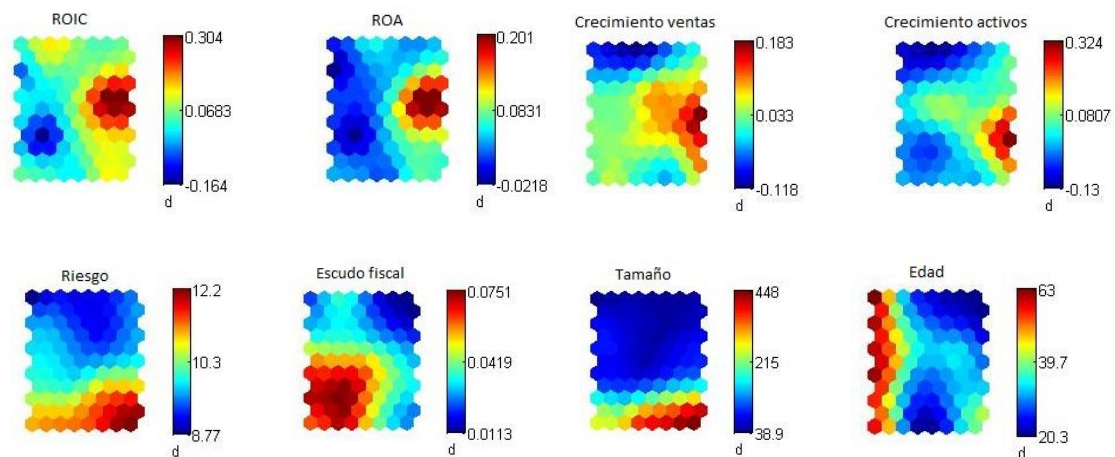


Figura 35: Mapas de componentes del FSOM (2008-2013)

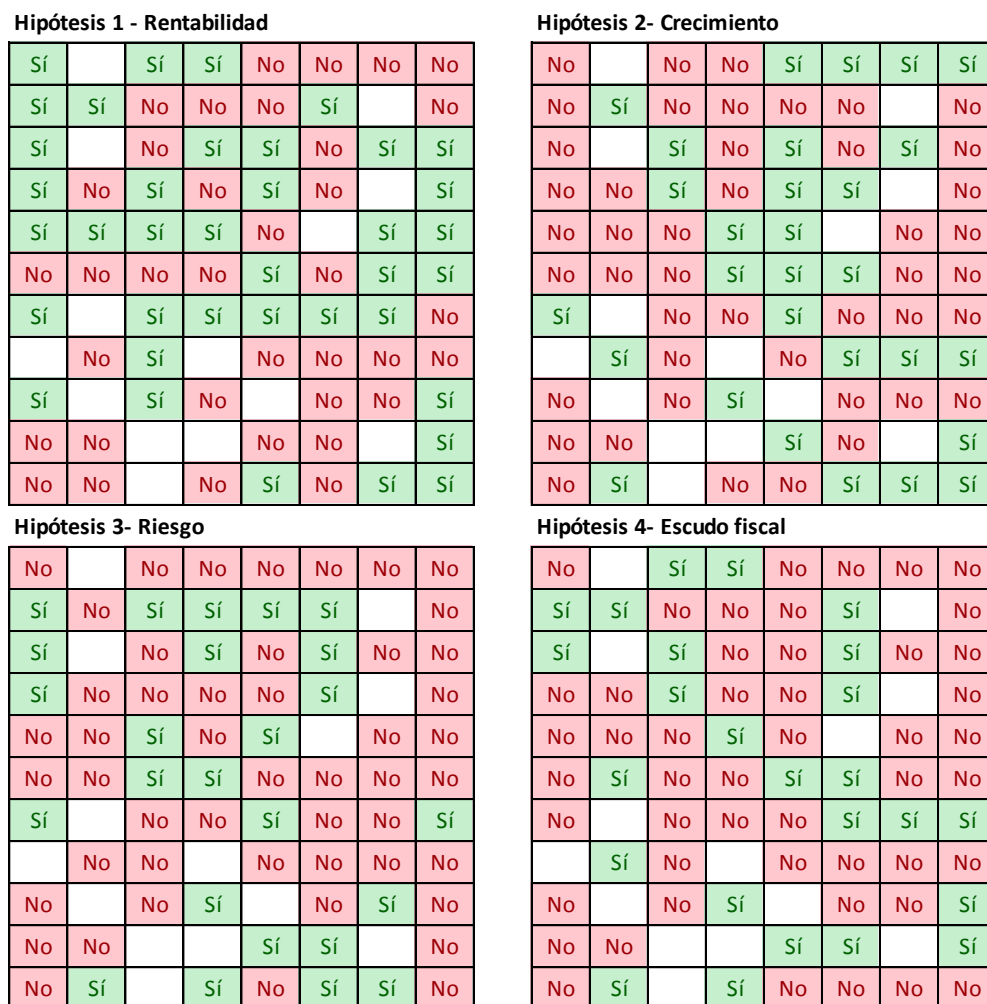


Figura 36: Cumplimiento de cada hipótesis en las neuronas del FSOM (2008-2013)

7.4.2 Análisis de trayectorias

A partir del FSOM obtenido en el apartado anterior, se define un vector trayectoria para cada empresa (uno para el período pre-crisis y otro para el período post-crisis) compuesto por las coordenadas de las neuronas en que se ubican en el FSOM cada uno de los años. En la Ecuación (10) se presenta el vector trayectoria de la empresa k para el período pre-crisis, donde x representa la fila e y la columna que ocupa la correspondiente neurona en el mapa:

$$\vec{x}_k = (p_{x_{2002}}, p_{y_{2002}}, p_{x_{2003}}, p_{y_{2003}}, \dots, p_{x_{2007}}, p_{y_{2007}}) \quad (10)$$

Entrenando una segunda red con los vectores de trayectorias de las 50 empresas se obtiene el SOM de trayectorias (TSOM) que agrupa estos vectores en diferentes clústeres.

En este estudio se han obtenido cinco clústeres de trayectorias para el período pre-crisis y cuatro clústeres de trayectorias para el período post-crisis. Se define la trayectoria representativa de cada clúster a partir de la media de las trayectorias de las empresas que contiene el clúster.

En la Figura 37 se muestran las 5 trayectorias del período pre-crisis –denominadas T_1, T_2, \dots, T_5 – y las 4 trayectorias del período post-crisis –denominadas T'_1, \dots, T'_4 – proyectadas en los respectivos FSOM. Hemos señalado los diferentes clústeres obtenidos en ambos períodos con diferentes colores ya que de esta forma se aprecia como la mayoría de trayectorias transcurren por las celdas que la primera red ha definido dentro de un mismo grupo (con un mismo comportamiento en términos de valores de las variables proxy).

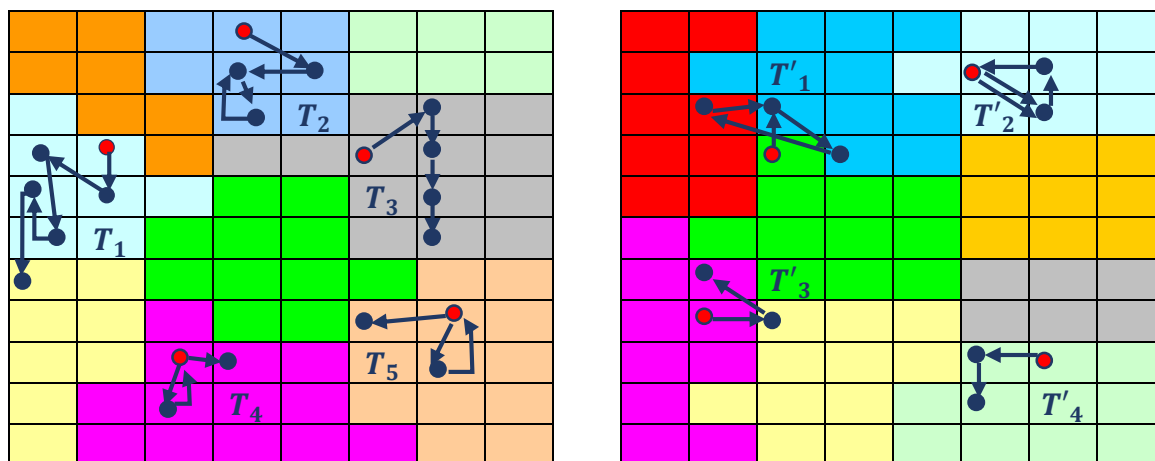


Figura 37: Patrones de trayectorias representadas sobre el FSOM de ambos períodos

Proyectando las trayectorias del período pre-crisis en los FSOM por hipótesis de la Figura 34 podemos analizar la evolución en el cumplimiento de cada hipótesis (Tabla 17).

Tabla 17: Cumplimiento de las hipótesis por trayectorias (2002-2007)

Hipótesis	Trayectoria	Estado inicial	Estado final
Hipótesis 1: Rentabilidad	T_1	No cumple	Sí cumple
	T_2	Sí cumple	Sí cumple
	T_3	Sí cumple	Sí cumple
	T_4	Sí cumple	Sí cumple
	T_5	Sí cumple	No Cumple
Hipótesis 2: Crecimiento	T_1	No cumple	No cumple
	T_2	No cumple	No cumple
	T_3	Sí cumple	No cumple
	T_4	No cumple	No cumple
	T_5	No cumple	No cumple
Hipótesis 3: Riesgo	T_1	No cumple	No cumple
	T_2	No cumple	No cumple
	T_3	No cumple	Sí cumple
	T_4	No cumple	No cumple
	T_5	Sí cumple	No cumple
Hipótesis 4: Escudo fiscal	T_1	Sí cumple	No cumple
	T_2	No cumple	No cumple
	T_3	Sí cumple	Sí cumple
	T_4	Sí cumple	No cumple
	T_5	No cumple	Sí cumple

Del análisis de trayectorias para el período pre-crisis se desprende que la hipótesis relacionada con la rentabilidad es la única que cumple para la mayoría de trayectorias. Tanto al inicio como al final del período se cumple para 4 de las 5 trayectorias. Por su parte, las hipótesis de crecimiento y riesgo son las que menos se cumplen para el período pre-crisis. En este caso sólo se cumplen en una de las 5 trayectorias tanto al inicio como al final del período. Aunque la hipótesis referente al escudo fiscal se cumple en mayor medida que las hipótesis relacionadas con el crecimiento y el riesgo, se observa una disminución en el grado de cumplimiento que pasa de 3 a 2 trayectorias.

Analizando las trayectorias individualmente, se observa que T_3 cumple todas las hipótesis excepto la que hace referencia al crecimiento. El clúster del FSOM por el que transcurre la trayectoria T_3 está definido por empresas jóvenes, de tamaño pequeño con bajo riesgo y escudo

fiscal y rentabilidad y crecimiento por encima de la media. Por el contrario, el resto de trayectorias sólo cumplen una de las de las cuatro hipótesis al finalizar el período mientras que al inicio las trayectorias T_4 y T_5 cumplen la mitad de las hipótesis.

Se repite el mismo análisis para las trayectorias del período post-crisis proyectándolos en los FSOM por hipótesis de la Figura 36 (Tabla 18).

Tabla 18: Cumplimiento de las hipótesis por trayectorias (2008-2013)

Hipótesis	Trayectoria	Estado inicial	Estado final
Hipótesis 1: Rentabilidad	T'_1	Sí cumple	No cumple
	T'_2	Sí cumple	Sí cumple
	T'_3	No cumple	Indefinido
	T'_4	No cumple	No cumple
Hipótesis 2: Crecimiento	T'_1	Sí cumple	Sí cumple
	T'_2	No cumple	Sí cumple
	T'_3	Sí cumple	Indefinido
	T'_4	No cumple	No cumple
Hipótesis 3: Riesgo	T'_1	No cumple	No cumple
	T'_2	Sí cumple	No cumple
	T'_3	No cumple	Indefinido
	T'_4	Sí cumple	Sí cumple
Hipótesis 4: Escudo fiscal	T'_1	Sí cumple	Sí cumple
	T'_2	Sí cumple	No cumple
	T'_3	Sí cumple	Indefinido
	T'_4	No cumple	Sí cumple

Para el período post-crisis nos encontramos con que la trayectoria T'_3 finaliza en una neurona del FSOM en que no ha sido posible analizar el cumplimiento de las hipótesis ya que no contenía ninguno de los patrones de entrada.

El grado de cumplimiento de las diferentes hipótesis medido como el número de trayectorias que cumplen cada hipótesis disminuye del inicio al final de período. En este período las hipótesis relacionadas con el crecimiento y el escudo fiscal son las que se cumplen en mayor medida –se cumplen en 2 de las tres trayectorias definidas al final del período–, mientras que rentabilidad y riesgo se cumplen en menor medida –solo se cumple para una de las tres trayectorias.

Como hemos comentado, excepto la trayectoria T'_1 que transcurre por tres clústeres y las trayectorias T_1 y T'_3 que transcurren por dos clústeres, las trayectorias se desplazan por celdas de un único clúster. A continuación, aprovechando las características medias que presentan los diferentes clústeres por donde transitan las diferentes trayectorias, analizaremos cuales deberían haber sido los niveles de endeudamiento esperados según la *Pecking Order Theory* y los niveles de deuda realmente observados.

En la Tabla 19 y en la Tabla 20, presentamos las características medias que presentan los clústeres en que se encuentra cada trayectoria para ambos períodos analizados. En el período pre-crisis, observamos que las trayectorias T_3 y T_5 son las únicas que, analizadas globalmente, presentan un nivel de endeudamiento similar al que se esperaría en caso de cumplirse los supuestos de la *Pecking Order Theory*. Por su parte, las trayectorias T_1 y T_4 presentan un nivel de deuda ligeramente por encima del esperado mientras que la T_2 presenta un nivel de apalancamiento anormalmente bajo en función de la *Pecking Order Theory* (ver Tabla 19).

Tabla 19: Características de los clústeres representativos de cada trayectoria, nivel de endeudamiento esperado y nivel de apalancamiento observado (2002-2007)

	Características de la trayectoria por hipótesis	nivel de apalancamiento esperado por hipótesis	Nivel de apalancamiento esperado global	Nivel observado de apalancamiento
T_1	H1: Rentabilidad, media-alta	Medio-bajo		
	H2: Crecimiento, alto	Alto		
	H3: Riesgo, el mayor de la muestra	Muy bajo	Medio	Medio-alto
	H4: Escudo fiscal, medio-alto	Medio-bajo		
	Tamaño: las empresas más grandes	(Alto)*		
	Edad: por debajo de la media	(Medio-alto)*		
T_2	H1: Rentabilidad, la mayor de la muestra	Muy bajo		
	H2: Crecimiento, medio-alto	Medio-alto		
	H3: Riesgo, bajo	Alto	Medio-alto	Bajo
	H4: Escudo fiscal, en la media	Medio		
	Tamaño: empresas pequeñas	(Medio-Alto)*		
	Edad: las más jóvenes de la muestra	(Alto)*		
T_3	H1: Rentabilidad, media-alta	Medio-bajo		
	H2: Crecimiento, medio	Medio		
	H3: Riesgo, bajo	Alto	Medio-alto	Medio-alto
	H4: Escudo fiscal, medio-bajo	Medio-alto		
	Tamaño: empresas pequeñas	(Medio-Alto)*		
	Edad: muy jóvenes	(Alto)*		
T_4	H1: Rentabilidad, baja	Alto		
	H2: Crecimiento, medio bajo	Medio-bajo		
	H3: Riesgo, medio bajo	Medio-alto	Medio	Medio-alto
	H4: Escudo fiscal, bajo	Alto		
	Tamaño: ligeramente por debajo de la media	(Medio-bajo)*		
	Edad: las más longevas de la muestra	(Bajo)*		
T_5	H1: Rentabilidad, baja	Alto		
	H2: Crecimiento, bajo	Bajo		
	H3: Riesgo, bajo	Alto	Medio-alto	Medio-alto
	H4: Escudo fiscal, bajo	Alto		
	Tamaño: empresas pequeñas	(Alto)*		
	Edad: por encima de la media	(Medio-bajo)*		

*Aunque no forman parte de las hipótesis hemos considerado cual sería el nivel de apalancamiento que presentarían según la literatura sobre *Pecking Order Theory*

En el período post-crisis, se observa que las trayectorias T'_2 y T'_3 son las que, analizadas sus características de forma global, presentan un nivel de apalancamiento compatible con los

supuestos de la *Pecking Order Theory*. El resto de trayectorias de este período presentan niveles de apalancamiento por debajo del que les correspondería según la teoría.

Tabla 20: Características de los clústeres representativos de cada trayectoria, nivel de endeudamiento esperado y nivel de apalancamiento observado (2008-2013)

	Características de la trayectoria por hipótesis	nivel de apalancamiento esperado por hipótesis	Nivel de apalancamiento esperado global	Nivel observado de apalancamiento
T'_1	H1: Rentabilidad, media-baja	Medio-alto		
	H2: Crecimiento, medio bajo	Medio-bajo		
	H3: Riesgo, bajo	Alto		
	H4: Escudo fiscal, medio-bajo	Medio-alto	Medio	Medio-bajo
	Tamaño: empresas pequeñas	Bajo*		
	Edad: por encima de la media	Medio-bajo*		
T'_2	H1: Rentabilidad, media	Medio		
	H2: Crecimiento, bajo	Bajo		
	H3: Riesgo, bajo	Alto		
	H4: Escudo fiscal, bajo	Alto	Medio-bajo	Medio-bajo
	Tamaño: empresas pequeñas	Bajo*		
	Edad: empresas muy jóvenes	Bajo*		
T'_3	H1: Rentabilidad, muy baja	Alto		
	H2: Crecimiento, medio-bajo	Bajo		
	H3: Riesgo, medio	Medio		
	H4: Escudo fiscal, muy alto	Bajo	Medio	Medio
	Tamaño: empresas en la media de la muestra	Medio*		
	Edad: media-alta	Medio-alto*		
T'_4	H1: Rentabilidad, media-alta	Medio-bajo		
	H2: Crecimiento, medio-alto	Medio-alto		
	H3: Riesgo, alto	Bajo		
	H4: Escudo fiscal, medio bajo	Medio-alto	Medio	Bajo
	Tamaño: las empresas más grandes	Alto*		
	Edad: por debajo de la media	Medio-bajo*		

*Aunque no forman parte de las hipótesis hemos considerado cual sería el nivel de apalancamiento que presentarían según la literatura sobre *Pecking Order Theory*

Una vez analizadas las características de los clústeres en que se sitúan las diferentes trayectorias de los períodos pre-crisis y post-crisis, en la Figura 38 se muestran los flujos migratorios de empresas entre las trayectorias de dichos períodos. En rojo se ha señalado la mayor migración de cada trayectoria del período pre-crisis.

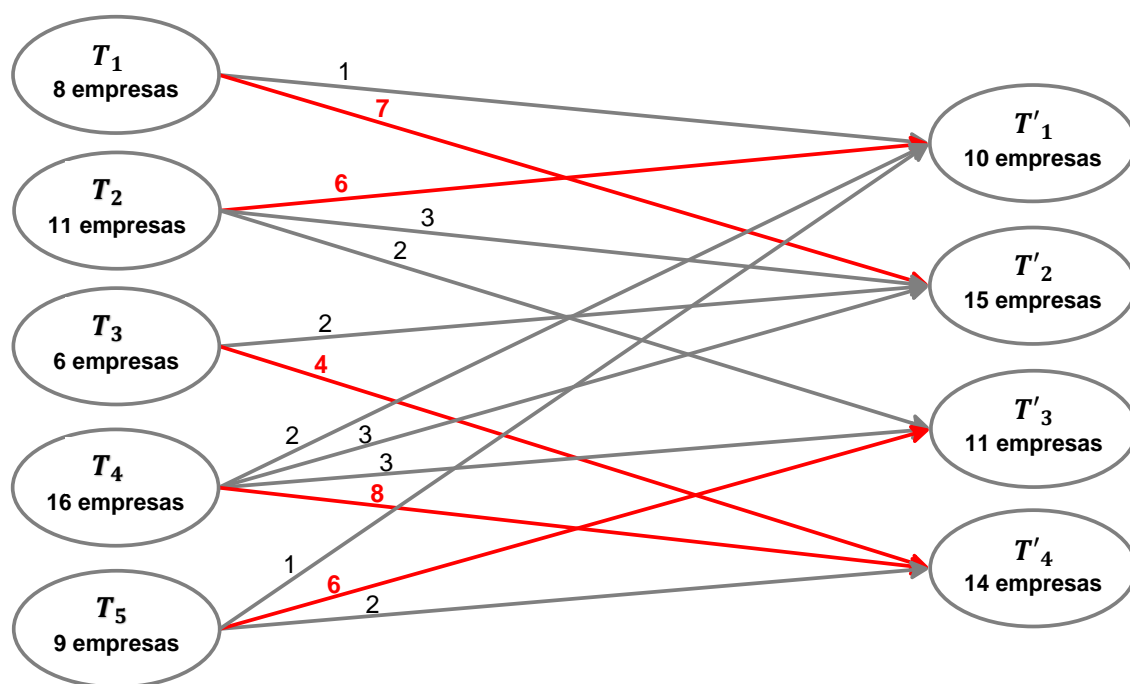


Figura 38: Migración de empresas desde las trayectorias pre-crisis a las trayectorias post-crisis

Analizando las migraciones representadas en rojo en la Figura 38, se observa que en la mayoría de los casos la rentabilidad disminuye, excepto para el caso $T_3 \rightarrow T'_4$ en donde se mantiene en niveles parecidos. Por el contrario, el riesgo aumenta en todos los casos excepto para los flujos $T_2 \rightarrow T'_1$ y $T_4 \rightarrow T'_4$ en que se mantienen los mismos niveles de riesgo.

7.5 Conclusiones

La mayoría de estudios empíricos sobre estructura de capital utilizan modelos lineales para contrastar qué factores determinantes explican las diferentes teorías. Este estudio se realiza mediante un modelo no lineal, en concreto una red neuronal artificial no supervisada, los mapas autoorganizados de Kohonen. El objetivo es poder captar las relaciones no lineales que pueda haber entre las diferentes variables incorporadas al estudio.

Además, para incorporar la dinámica temporal al problema, realizamos el estudio en dos etapas. En una primera etapa se ha definido un mapa autoorganizado que agrupa las empresas en función de sus características (FSOM) y se establecen los vectores de trayectorias de las empresas. En una segunda etapa hemos agrupado las trayectorias de las empresas en un

segundo mapa autoorganizado (TSOM) definiendo para cada grupo de trayectorias la trayectoria media.

Por último, para poder comparar la situación anterior y posterior al inicio de la crisis, se han dividido los datos en dos períodos, el período pre-crisis (2002-2007) y el período post-crisis (2008-2013).

Del análisis de trayectorias se desprende que en ninguno de los dos subperíodos se han podido validar las hipótesis de la *Pecking Order Theory*. Sí se ha constatado que al principio de los dos períodos el cumplimiento era mayor y ha ido decreciendo.

Para el período pre-crisis se cumple la hipótesis relativa a rentabilidad, es decir, las empresas más rentables presentan menores niveles de deuda y viceversa. También se cumple en la mitad de las trayectorias analizadas que las empresas con mayores escudos fiscales alternativos a la deuda presentan una menor necesidad de buscar ventajas fiscales procedentes de los intereses y por lo tanto están menos endeudadas. Por el contrario, las hipótesis relativas al crecimiento y al riesgo no se cumplen, por lo que no se puede validar que las empresas que presentan mayores tasas de crecimiento estén más endeudadas o que empresas con mayor riesgo tengan mayores dificultades para acceder al mercado de deuda.

Por su parte, en el período post-crisis, de las dos hipótesis que cumplían en el período anterior, solo la hipótesis relativa a los escudos fiscales alternativos a la deuda muestra un nivel de cumplimiento similar al del período anterior al inicio de la crisis. Por su parte la hipótesis relativa a la rentabilidad pasa de cumplirse en la mayoría de las trayectorias en el período pre-crisis a hacerlo en sólo una en el período post-crisis. Por otro lado, se eleva el grado de cumplimiento de la hipótesis relativa al crecimiento –pasando de no cumplirse en ninguna trayectoria en el período pre-crisis a hacerlo en la mitad de las trayectorias del período post-crisis– mientras que la hipótesis relativa al riesgo sigue sin cumplirse en el período post-crisis.

Analizadas las hipótesis por trayectorias de forma global, observamos que en el período pre-crisis dos de las cinco trayectorias definidas presentan un nivel de apalancamiento acorde con los supuestos de la *Pecking Order Theory*. Por su lado, las trayectorias que no cumplen suelen presentar mayores niveles de deuda del que dictaría la *Pecking Order Theory*.

En el período post-crisis, dos de las cuatro trayectorias analizadas presentan un nivel de apalancamiento acorde con los supuestos de la *Pecking Order Theory* mientras que el resto de trayectorias siempre presentan valores inferiores a los que dictaminaría la teoría. Esto es lógico dadas las mayores restricciones aplicadas por el sistema bancario español.

Del análisis comparativo de las trayectorias de ambos períodos destaca, como era de esperar, que las trayectorias del período pre-crisis se sitúan en zonas con mayor rentabilidad y menor riesgo que las trayectorias definidas para el período post-crisis. De hecho, en el período post-crisis, ninguna de las trayectorias transcurre por la zona donde la rentabilidad toma mayores valores ni por la zona donde se sitúan las empresas de mayor crecimiento.

Finalmente, cabe destacar que se ha detectado un cierto comportamiento homogéneo entre las empresas que formaban parte de una misma dinámica pre-crisis. Es decir, la mayor parte de las empresas que se han agrupado en una misma trayectoria en el período anterior a la crisis, han permanecido formando parte de una misma trayectoria en el período post-crisis. Aunque las características financieras de ambas trayectorias hayan seguido dispares evoluciones, se observa una común tendencia para las empresas que ya en el período anterior a la crisis compartían similares niveles de rentabilidad, crecimiento, riesgo, escudo fiscal, edad y tamaño.

8 ESTUDIO SOBRE FRACASO EMPRESARIAL EN EL SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL

8.1 Introducción

La predicción del fracaso empresarial siempre ha sido de gran importancia para inversores, acreedores, entidades financieras, gobiernos, etc. Este interés se ha incrementado con la llegada de la crisis financiera global de 2007 ya que el número de empresas, sobretodo pymes, que han entrado en un proceso concursal ha aumentado exponencialmente.

La economía española fue una de las que sufrió en mayor medida las consecuencias de la crisis financiera. España venía de encadenar el mayor ciclo inversor de su historia, y aunque mayoritariamente se trataba de inversiones inmobiliarias (tanto residenciales como no residenciales), el nivel de inversión en activos productivos por parte de las empresas también fue muy importante. Dado que el modelo propuesto pretende poder ser utilizado en cualquier economía o sector, hemos escogido, para nuestro análisis empresas del sector químico español por dos motivos: la importancia del sector en la economía española y por tratarse de un sector menos condicionado por aquellos factores que han hecho que la economía española sea más sensible a la crisis –mayor ciclo inversor unido a menor productividad–.

Nos hemos centrado únicamente en un sector para evitar distorsiones, ya que para el análisis se utilizan ratios financieros y los valores medios de estos ratios varían

significativamente de un sector a otro. No obstante, el estudio puede ser aplicado a cualquier sector distinto del químico.

El objetivo de este trabajo es analizar la bondad de una metodología basada en redes neuronales artificiales, los mapas autoorganizados de Kohonen (SOM), para la predicción del fracaso empresarial en las empresas del sector químico español. Para ello, utilizaremos los SOM para obtener una distribución espacial de las empresas en un mapa bidimensional en función del valor que tomen una selección de ratios financieros. De esta manera, comprobaremos si la red es capaz de agrupar las empresas distinguiendo las empresas quebradas de las que mantienen su actividad, utilizando para ello los valores que tomen los principales ratios financieros en estas empresas. Con el fin de mejorar su capacidad predictiva, compararemos los resultados obtenidos con un modelo híbrido en el que los datos con los que trabaje la SOM hayan sido previamente tratados mediante el análisis de componentes principales.

El artículo se organiza de la siguiente forma. A continuación se detalla una extensa relación de trabajos sobre la predicción del fracaso empresarial, destacando la metodología usada para su análisis. A continuación, se hace referencia a la metodología que hemos utilizado en este trabajo, tanto los mapas autoorganizados de Kohonen como el análisis de componentes principales. En el siguiente apartado se describen los datos que se han utilizado, para mostrar, a continuación, los resultados obtenidos para el modelo SOM y el modelo SOM-PCA. El artículo finaliza con el apartado de conclusiones y las referencias bibliográficas.

8.2 Antecedentes en el análisis

La predicción del fracaso empresarial ha sido ampliamente abordado por los investigadores desde que en la segunda mitad de los años sesenta Beaver (1966), con un análisis univariante acerca de la habilidad predictiva de la información contable, y Altman (1968), con el primer modelo multivariante, desarrollaron sus trabajos sobre el tema. En las siguientes décadas se realizaron infinidad de trabajos con diferentes técnicas estadísticas: Libby (1975) combinó el análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés) con el análisis discriminante multivariante; Ohlson (1980) propuso un modelo de regresión logística (*logit*) para predecir el fracaso empresarial sobre una muestra de 2.058 empresas sanas y 105 empresas quebradas; Zmijewski (1984) fue pionero en elaborar un modelo *probit* utilizando únicamente ratios

relativos a rentabilidad; o West (1985) que combinó análisis factorial con un modelo *logit*. A partir de los años 90, con la incorporación de técnicas de inteligencia artificial, se produce un incremento exponencial tanto de trabajos como de técnicas, o combinaciones de técnicas, en el estudio del fracaso empresarial. De entre estas técnicas destacan las redes neuronales artificiales (Chen, *et al.*, 2013; Chen & Du, 2009; du Jardin & Séverin, 2012; Odom & Sharda, 1990; Serrano-Cinca, 1996; Séverin, 2010; Tam, 1991); las máquinas de soporte vectorial (Bose & Pal, 2006; Ding, *et al.*, 2008; Min & Lee, 2005; Shin, *et al.*, 2005; Van Gestel, *et al.*, 2010); los algoritmos evolutivos (Etemadi, *et al.*, 2009; Martens, *et al.*, 2010; Mokhatab Rafiei, *et al.*, 2011; Shin & Lee, 2002; Varetto, 1998); el razonamiento basado en casos (Borrajo, *et al.*, 2011; Li, *et al.*, 2011; Li & Sun, 2009, 2010); conjuntos aproximados o *rough sets* (Bose, 2006; Dimitras, *et al.*, 1999; Mckee, 2000); árboles de decisión (Frydman, *et al.*, 1985; Gepp, *et al.*, 2010; Li, *et al.*, 2010; Mckee & Greenstein, 2000; Olson, *et al.*, 2012); clasificadores bayesianos (Gestel *et al.*, 2006; Sarkar & Sriram, 2001; Sun & Shenoy, 2007; Wu, 2011); análisis envolvente de datos (Cielen, *et al.*, 2004; Pendharkar, 2002; Premachandra, *et al.*, 2011); o la lógica fuzzy (Scherger, *et al.*, 2014; Terceño & Vigier, 2011; Vigier & Terceño, 2008, 2012).

En los últimos años, el uso de híbridos entre diferentes algoritmos ha experimentado un crecimiento significativo. Según Sun *et al.* (2014) los métodos híbridos utilizados en el estudio del fracaso empresarial pueden clasificarse en tres categorías:

- a) Un algoritmo se usa para determinar parámetros mientras otro algoritmo clasifica.
- b) Un algoritmo se usa para optimizar parámetros mientras otro algoritmo clasifica.
- c) Se genera un nuevo algoritmo clasificador resultado de integrar dos o más métodos.

Las dos primeras categorías son las más usadas. En la primera categoría destacan trabajos como los de Ravisankar, *et al.* (2010) y Ravisankar & Ravi (2010) que construyen diferentes híbridos combinando redes neuronales *feed-forward*, redes neuronales probabilísticas, *rough sets* y algoritmos genéticos; Yeh, *et al.* (2010) que construyen un modelo híbrido en dos etapas que combina *rough sets* y Máquinas de Soporte Vectorial (SVM); o Lin, Yeh, & Le (2011) que usan un modelo de SVM donde previamente han reducido su dimensión a través de un algoritmo de mapas isométricos –ISOMAP–. En la segunda categoría encontramos trabajos como los de Wu, *et al.* (2007) y Min & Lee (2005) que integran algoritmos genéticos con SVM de forma que los parámetros de SVM pueden ser automáticamente optimizados por el algoritmo genético considerando una mayor habilidad predictiva del modelo; Chauhan, *et al.* (2009) que usan un algoritmo evolutivo, la evolución diferencial, para optimizar los pesos de una red neuronal de ondícula –*wavelet neural network*–; o Hu (2009) que desarrolla una red preceptrón monocapa

basada en ELECTRE que combina con algoritmos genéticos que definen los pesos sinápticos de la red. La tercera categoría, que fusiona varios algoritmos, es la más innovadora y menos explorada. En esta última categoría destacan trabajos como los de Cheng, *et al.* (2006) que proponen una metodología que incluye *logit* en una red neuronal de base radial; Hua, *et al.* (2007) que desarrollan un método que denominan regla discriminante binaria –*binary discriminant rule*– que consiste en modificar la salida de una SVM según el resultado del análisis de regresión logística; o Chaudhuri & De (2011) que integran SVM con funciones de pertenencia borrosas –*fuzzy membership functions*– para obtener lo que los autores denominan *fuzzy support vector machine* (FSVM).

En este trabajo presentamos un modelo que integra el análisis de componentes principales (PCA) con los mapas autoorganizados de Kohonen (SOM) para predecir el fracaso empresarial. El objetivo de este modelo PCA-SOM es obtener en primer lugar las componentes principales de la base de datos original mediante el método PCA para posteriormente usar dichas componentes principales como los datos de entrada de los SOM. Con ello eliminamos posibles redundancias en los datos originales y eliminamos la correlación de los datos utilizados en los SOM. Para ver si el modelo PCA-SOM propuesto mejora al modelo SOM, compararemos los resultados de los dos modelos.

8.3 Metodología

A continuación describimos tanto los mapas autoorganizados (SOM) como el análisis de componentes principales que utilizamos para construir el modelo PAC-SOM.

8.3.1 Mapas autorganizativos (SOM)

Los SOM son uno de los modelos más utilizados para analizar la alta dimensionalidad de los datos financieros y así entender y predecir el fenómeno de la quiebra. Muchos investigadores que trabajan en el campo de la predicción de fracaso empresarial resuelven el problema mediante la clasificación de las empresas, en dos grupos, quebradas y sanas, o en múltiples grupos en función de su calidad crediticia o *rating*. La capacidad de los SOM para resolver el problema se ha comparado con métodos estadísticos (du Jardin & Séverin, 2012; Serrano-Cinca,

1996) o algunos métodos de inteligencia artificial (Chen *et al.*, 1995; Kiviluoto, 1998) mostrando un mejor poder clasificatorio y de predicción.

Se trata de una red neuronal artificial introducida por Kohonen (1982, 1988). A diferencia de los algoritmos usados en la mayoría de redes neuronales, basados en aprendizaje supervisado, los SOM se basan en aprendizaje no supervisado lo que los convierte en uno de los mejores algoritmos de redes neuronales conocidos (Chen, 2012). El resultado de los SOM es un mapa de dos dimensiones donde se ubican los datos de entrada en función de la semejanza entre todas las variables que los caracterizan. Esta reducción en la dimensionalidad del análisis proporciona una más fácil y natural visualización de los datos.

El modelo SOM consta de dos capas de neuronas: La capa de entrada, formada por tantas neuronas como variables describen los inputs, cuya función es capturar la información; y la capa de salida que se presenta en un espacio bidimensional. En los SOM, cada neurona de la capa de entrada está conectada con todas las neuronas de la capa de salida a través de pesos sinápticos (w_{ij} correspondería al peso que conecta la neurona i de la capa de entrada con la neurona j de la capa de salida). El algoritmo de aprendizaje de los SOM actúa de la siguiente forma:

1. En un principio ($t = 0$), los pesos sinápticos $w_{ij}(t)$ se asignan de forma aleatoria. En este momento inicial se define el máximo número de iteraciones (T) de la fase de entrenamiento de la red.
2. Se presenta el vector de entrada k a la red. En nuestro estudio este vector de entrada representa la empresa k , X_k , y tiene como componentes los valores de los diferentes ratios financieros de la empresa. Sea x_i^k el valor del ratio i de la empresa k . A continuación, como medida de similitud, se calcula la distancia Euclídea entre dicho vector de entrada y el vector compuesto por los pesos que unen las neuronas de entrada con cada una de las neuronas de la capa de salida (Ecuación (11)). La neurona de la capa de salida que presente la menor distancia será la “neurona ganadora”.

$$d_j^k(t) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i^k(t) - w_{ij}^k(t))^2} \quad (11)$$

3. A continuación, con el objetivo de reducir la distancia entre el vector de entrada y el vector de pesos asociado a la neurona ganadora j^* , se actualizan los pesos sinápticos de acuerdo a la regla siguiente:

$$w_{ij^*}^k(t+1) = w_{ij^*}^k(t) + \alpha(t)h_{j^*}^k(t)[x_i^k(t) - w_{ij^*}^k(t)] \quad (12)$$

Donde $\alpha(t)$ es el ratio de aprendizaje. La función de vecindad (h) permite actualizar los pesos tanto de la neurona ganadora como de las neuronas más próximas (vecinas) para facilitar la activación de la misma neurona ganadora u otra cercana cuando se presentan vectores de entrada similares. El radio de vecindad, así como el ratio de aprendizaje, decrecen a medida que incrementa el número de iteraciones ya que el modelo mejora el nivel de especialización de cada neurona.

4. El proceso vuelve a la etapa 2 con la introducción del resto de vectores de entrada y se realiza iteraciones hasta que t alcanza el número máximo de iteraciones T establecido en la primera etapa.

Nuestro objetivo en este estudio es comprobar la idoneidad de los SOM para identificar áreas de quiebra y áreas de empresas sanas en el mapa bidimensional resultante, así como incluir el análisis de componentes principales para obtener un modelo híbrido que pueda mejorar los resultados obtenidos.

Para ello denotamos por E_j al conjunto de las empresas proyectadas en la neurona j de la capa de salida donde ($j = 1, \dots, P$). Cada neurona j es asociada con un porcentaje de quiebra (Q) definido como el ratio de empresas quebradas en cada neurona del mapa de salida:

$$Q_j = \frac{|\{k \in E_j | \text{Class}(k) = \text{quebrada}\}|}{|E_j|} \quad (13)$$

Cuanto mayor sea el valor de Q_j , mayor será la probabilidad de quiebra de una empresa que se ha ubicado en la neurona j . De esta forma podemos etiquetar las neuronas según el siguiente criterio:

$$\text{Label}_j = \begin{cases} \text{quebrada} & \text{si } Q_j \geq 0,5 \\ \text{sana} & \text{si } Q_j < 0,5 \end{cases} \quad (14)$$

8.3.2 Modelo predictivo PCA-SOM

Los SOM requieren que los datos de entrada presenten correlaciones bajas ya que en caso contrario la red trabaja con información sobreponderada que puede condicionar el resultado. Para evitarlo, el modelo PCA-SOM propuesto usa el método PCA para identificar estructuras

latentes. Las componentes principales obtenidas son combinaciones lineales de las variables originales en que los pesos de dichas combinaciones son vectores ortogonales (*eigenvectors*). La ventaja del PCA es que nos permite identificar y reducir la dimensionalidad de la base de datos original perdiendo muy poca información relevante. La esencia del PCA es rotar el espacio de coordenadas sin modificar la estructura de los datos originales de forma que las componentes principales reflejen el mayor grado de información original pero sin estar correlacionadas entre ellas.

La mecánica del PCA sería:

Supongamos una base de datos original con K observaciones y N variables de cada una de ellas:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{K1} & x_{K2} & \dots & x_{KN} \end{bmatrix} \quad (15)$$

En primer lugar, normalizamos los datos originales:

$$Y_{kv} = (x_{kv} - \bar{x}_{kv})/S_v \quad (16)$$

con $k = 1, \dots, K$ y $v = 1, \dots, N$.

Donde: $\bar{x}_v = (1/K) \sum_{k=1}^K x_{kv}$ y $S_v = \sqrt{(1/(K-1)) \sum_{k=1}^K (x_{kv} - \bar{x}_v)^2}$

Siendo $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N \geq 0$ los *eigenvalues* de la matriz de covarianzas de los datos normalizados y $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ los correspondientes *eigenvectors* de forma que la componente principal v -ésima¹⁰³ quedaría:

$$F_v = \alpha_v^T Y; \quad v = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

Siendo, $\lambda_q / \sum_{v=1}^N \lambda_v$ la contribución de la componente principal q -ésima y $\sum_{v=1}^q \lambda_v / \sum_{v=1}^N \lambda_v$ la contribución acumulada de las primeras q componentes principales. Se considera que si las primeras q componentes principales acumulan más del 85%-90% de la contribución acumulada contienen la mayoría de la información de los datos originales.

¹⁰³ Aunque el número de componentes principales coincide con el número de variables con las que se han definido los datos de entrada, utilizamos la notación v en lugar de i para clarificar que se está haciendo referencia al tratamiento de los datos con el análisis de componentes principales.

8.4 Datos

En este apartado presentamos la muestra de empresas y los ratios financieros utilizados en el estudio. Posteriormente comprobaremos si el nivel de correlación que presentan los datos de la muestra justifica el uso de PCA

8.4.1 Descripción de la muestra

La muestra de empresas utilizada en el estudio procede de la base de datos SABI. En concreto se han escogido, al azar, los datos financieros de 180 empresas del sector químico español para el período 1999-2007 de las cuales 60 han quebrado en los 3 años posteriores (2008, 2009 o 2010). Aunque la mayoría de trabajos utilizan un horizonte de quiebra de un año, du Jardin & Séverin (2011) demuestran que el uso de SOM permite incrementar el horizonte de quiebra a tres años sin que el porcentaje de error incremente significativamente. El hecho de que haya un número importante de empresas quebradas permite visualizar de forma más clara si las SOM son capaces de distinguir entre un tipo de empresas y otro (quebradas y no quebradas).

A continuación se han aplicado algunos test de coherencia de acuerdo a los principios generales de contabilidad y se han eliminado tanto las empresas que no han superado dichos test como aquellas empresas de las que no se disponía de la información suficiente para elaborar los ratios financieros empleados en el estudio. La muestra final consta de 159 empresas, 110 que no han quebrado en los 3 años posteriores al estudio o sanas y 49 que han quebrado en los 3 años posteriores al estudio o quebradas, acumulando un total de 1.431 observaciones.

8.4.2 Ratios utilizados

En la literatura encontramos una gran variedad en el número de factores utilizados para el estudio del fracaso empresarial, que van desde 1 a 57 (du Jardin, 2009). Aunque ha habido

algunas variaciones en el número de factores utilizados en los últimos 40 años, el valor medio se sitúa, de forma bastante constante, alrededor de los 8-10 factores (Yu, 2013). En nuestro caso, hemos elegido inicialmente 18 ratios financieros incluidos entre los 42 más usados según Bellovary, *et al.* (2007), teniendo en cuenta la posibilidad de elaborarlos en base a la información disponible y evitando duplicidades en la información. En la Tabla 21 enumeramos los ratios utilizados, que abarcan aspectos como rentabilidad, solvencia, liquidez, estructura, rotación o tamaño de la empresa.

Tabla 21: Factores (ratios) usados en el estudio

1. Beneficio neto / Activo total	9. <i>Return on capital employed</i> : Beneficio antes de intereses e impuestos / (fondos propios + pasivos no corrientes)
2. <i>Current ratio</i> : Activo corriente / Pasivo corriente	10. <i>Profit margin</i> : Beneficio antes de impuestos / ingresos explotación
3. <i>Return on Shareholders Funds</i> : Beneficio antes de impuestos / fondos propios	11. ROA: Beneficio antes de intereses e impuestos / Activo total
4. <i>Return on total assets</i> : Beneficio antes de impuestos / Activo total	12. <i>Leverage</i> : Endeudamiento / fondos propios
5. <i>Gearing ratio</i> : Pasivos no corrientes / Fondos propios	13. Ventas / activo total
6. <i>Interest cover</i> : Beneficio antes de intereses e impuestos / Intereses	14. <i>Cash flow</i> / Ventas
7. <i>Quick ratio</i> : (Activo corriente – Existencias) / Pasivo corriente	15. <i>Cash flow</i> / Activo total
8. <i>Solvency ratio</i> : Fondos propios / Activo total	16. Inmovilizado / Activo total
	17. <i>Working capital ratio</i> : Working capital/Activo total
	18. Logaritmo neperiano del Activo total (tamaño)

Hemos aplicado el test *t-student* para analizar si existen diferencias significativas entre las medias de los diferentes ratios en el grupo de empresas sanas y el grupo de empresas quebradas. Según observamos en la Tabla 22, excepto en los ratios 2, 7 y 13, el test *t-student* nos determina una diferencia significativa entre los dos grupos de empresas. En cualquier caso, debido a que se trata de ratios muy utilizados¹⁰⁴ en la literatura y dada su importancia desde el punto de vista financiero, hemos decidido mantenerlos en el estudio.

¹⁰⁴ Uno de ellos, el *current ratio* es según du Jardin (2009) el más utilizado en los estudios de predicción del fracaso empresarial.

Tabla 22: Comparación entre las muestras de empresas sanas y quebradas

Ratio	Empresas sanas		Empresas quebradas		t-student
	Media	Desviación típica	Media	Desviación típica	
1	0,05257	0,05886	0,00815	0,07581	12,0202*
2	0,06940	0,07968	0,00196	0,09700	0,8581
3	0,01653	0,00943	0,02012	0,13089	3,1838*
4	0,14287	0,17858	0,07896	0,57235	13,7977*
5	0,68432	0,88731	0,82005	1,15061	2,4291*
6	0,22161	0,70012	0,01223	0,04071	9,3745*
7	0,01203	0,00739	0,01191	0,05416	0,0682
8	0,46449	0,17635	0,31832	0,20161	13,8384*
9	9,71836	1,05033	7,95599	1,31507	2,7229*
10	0,15831	0,15204	0,10885	0,52436	13,9383*
11	0,05782	0,06859	-0,00359	0,09306	10,7065*
12	0,08809	0,07845	0,03596	0,09829	6,5274*
13	1,66518	1,75024	3,77803	9,84535	1,0431
14	1,26587	0,39470	1,29595	0,68844	10,2312*
15	0,08338	0,06337	0,04008	0,09337	13,2957*
16	0,09560	0,06192	0,04442	0,07788	4,2379*
17	0,18201	0,20148	0,12964	0,20529	4,5134*
18	0,36681	0,15042	0,32757	0,18455	27,0402*

*p<0.01

8.4.3 Comprobación de la idoneidad de la muestra para aplicar PCA

Como ya hemos apuntado, el PCA permite reducir la correlación entre variables de la muestra de forma que no distorsione los resultados obtenidos por el SOM. En primer lugar, comprobamos que efectivamente existe un grado de correlación suficiente para justificar el uso de la técnica. Existen dos indicadores que nos miden el grado de interés de aplicar PCA a la muestra: el test de esfericidad de Barlett (*Barlett's sphericity test*) y el índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO).

El test de esfericidad de Barlett's compara la matriz de correlaciones de los datos de entrada con la matriz identidad, en otras palabras, comprueba si existe cierta redundancia entre las variables que pueda agruparse en menor número de factores. Si las variables están perfectamente correlacionadas, un único factor sería suficiente, en cambio, si las variables son

ortogonales, necesitaríamos tantos factores como variables. En este último caso, la matriz de correlaciones y la matriz identidad son idénticas.

La hipótesis nula H_0 del test de esfericidad de Barlett supone que las variables son ortogonales. Para contrastar H_0 usamos el determinante de la matriz de correlaciones de la siguiente forma:

$$-\left(K - 1 - \frac{2N + 5}{6}\right) \ln|R| \sim \chi^2_{(N^2 - N)/2} \quad (18)$$

Donde: N representa el número de factores (ratios)
 K representa el tamaño de la muestra (número de observaciones)
 $|R|$ representa el determinante de la matriz de correlaciones

Según los resultados obtenidos, ver Tabla 23, rechazamos la hipótesis nula y por lo tanto se asume la existencia de correlación entre los diferentes ratios.

Tabla 23: Resultado test de esfericidad de Barlett

	Chi.square	p.value	df
Barlett's sphericity test	298.142.232.859.041	0	153

En cualquier caso, el test de esfericidad de Barlett tiende a ser significativo cuando el tamaño muestral K crece, por lo que, según algunos autores, sólo debe utilizarse cuando la razón K/N sea menor a 5. Debido a que en nuestro caso la razón es sensiblemente superior a 5, no podemos dar por concluyente el resultado obtenido y aplicamos la medida de adecuación muestral KMO o índice de Kaiser-Meyer-Olkin. Este índice compara los valores de las correlaciones entre las variables y sus correlaciones parciales obteniendo un valor entre 0 y 1.

$$KMO = \frac{\sum \sum_{j \neq k} r_{jk}^2}{\sum \sum_{j \neq k} r_{jk}^2 + \sum \sum_{j \neq k} p_{jk}^2} \quad (19)$$

Donde: r_{jk}^2 representa la correlación simple entre las variables (ratios) x_j y x_k .
 p_{jk}^2 representa la correlación parcial entre las variables (ratios) x_j y x_k .

Si la suma de los cuadrados de los coeficientes de correlación parcial entre todos los pares de variables es pequeña en comparación con la suma de los coeficientes de correlación al

cuadrado, esta medida tiende a uno, de forma que valores cercanos a 1 indicarían la suficiente correlación entre las variables para justificar el uso de PCA y valores por debajo de 0,5 indicarían la no idoneidad para aplicar PCA.

En nuestro caso hemos obtenido un valor del índice KMO de 0,7 por lo que, según la clasificación de Kaiser (Dziuban & Shirkey, 1974), le correspondería una calificación de *middling* (acceptable) suficiente para justificar el uso de PCA.

8.5 Resultados

En este apartado mostramos los resultados obtenidos de aplicar los dos modelos, SOM y PCA-SOM, a nuestra base de datos de empresas químicas españolas. Nuestro objetivo es comparar la precisión de ambos modelos y ver si el híbrido propuesto (PCA-SOM) mejora los resultados de aplicar el modelo SOM.

8.5.1 Resultados del modelo SOM

En este primer modelo agrupamos las empresas de la muestra mediante el uso de mapas autoorganizados utilizando la *toolbox* para Matlab diseñada por el grupo de investigación del Prof. Kohonen en la Helsinki University of Technology (Vesanto, *et al.* 1999). Hemos dejado que la propia *toolbox* determine de forma automática el tamaño óptimo del mapa en función de los 18 ratios utilizados (factores) y el número de empresas estudiadas (patrones).

La capacidad de los SOM para localizar vectores de entrada similares en neuronas de salida cercanas es útil para determinar las características comunes de las empresas ubicadas en una determinada zona del mapa. En consecuencia una empresa de la que desconocemos su solvencia futura, puede clasificarse en sana o quebrada en función de su ubicación en el mapa.

En la Figura 39 presentamos el SOM resultante en el que hemos definido el porcentaje de quiebra según la Ecuación (13) y distinguimos las celdas “sanas” en azul de las celdas “quebradas” en rojo.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0,2	0	0,077
3	0	0	0	0	0	0,33	0	0,14	0	0
4	0	0	0,071	0	0,5	0,2	0,14	0	0	0
5	0,375	0,4	0	0,25	0,25	0,167	0	0	0,33	0
6	0,167	0,33	0	0	0	0	0	0,5	0	0,428
7	0,57	1	0,125	0,1	0	0	0	0,167	0	0,167
8	0,3	0	0,071	0	0	0	0,14	0	1	0,1
9	0,21	0	0	0	0	0	0,667	0,375	0,25	0,2
10	0,7	0,667	0	0	0,375	0,2	0,667	0,625	0,5	0,437
11	1	0,14	1	0,5	0	0,25	0	0	0,2	0
12	0,5	0,5	1		0,33	0,27	0,286	0,167	0,167	0,21
13	0,61	0,33	1	0,667	0,428	0,33	0,2	0	0,11	0,667
14	1	1	0,4	0	0	0	0,285	0	0,062	0,2
15	1	1	1	0	0,14	0,44	0,286	0,4	0	0
16	1	1	0	0,6	0,667	0,14	0,714	0,25	0,667	0
17	1	1	0,25	0	0,833	0,333	0,714	1	0,75	0
18	1	0,889	0,625	1	0,286	0	1	1	0,57	0
19	1	1	0,75	0,636	0	0	0,33	1	1	0,375
20	1	0,818	0,5	0,375	0,25	0	0,875	0,75	0,778	0,33

Figura 39: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM resultante

8.5.2 Resultados del modelo PCA-SOM

Una vez comprobada la idoneidad de utilizar PCA en nuestra base de datos, para implementar el análisis de componentes principales hemos usado la función *prcomp* en R (R Core Team, 2015). En la Tabla 24 presentamos el porcentaje de la varianza total que contiene cada componente principal (PC) obtenida.

Tabla 24: Proporción de cada PC sobre la varianza total y proporción acumulada

	desviación PC	varianza PC	proporción sobre varianza total	proporción acumulada
PC1	2,479604837	6,14844015	0,341580008	0,341580008
PC2	1,509289942	2,27795613	0,126553118	0,468133126
PC3	1,441627316	2,07828932	0,115460518	0,583593644
PC4	1,358227866	1,84478294	0,102487941	0,686081585
PC5	1,046605987	1,09538409	0,060854672	0,746936257
PC6	0,918838893	0,84426491	0,046903606	0,793839863
PC7	0,892054203	0,7957607	0,044208928	0,838048791
PC8	0,855506275	0,73189099	0,04066061	0,878709401
PC9	0,80551818	0,64885954	0,036047752	0,914757153
PC10	0,709173835	0,50292753	0,027940418	0,942697572
PC11	0,603820349	0,36459901	0,020255501	0,962953072
PC12	0,587297244	0,34491805	0,019162114	0,982115186
PC13	0,418006485	0,17472942	0,00970719	0,991822377
PC14	0,254706979	0,06487564	0,003604202	0,995426579
PC15	0,197667797	0,03907256	0,002170698	0,997597277
PC16	0,163390097	0,02669632	0,001483129	0,999080406
PC17	0,108121531	0,01169027	0,000649459	0,999729865
PC18	0,069731123	0,00486243	0,000270135	1

En nuestro caso, hemos reducido las 18 variables originales a sólo 9 PC, manteniendo el 91,5% de la varianza original y evitando cualquier redundancia en los factores de entrada de la red.

De forma similar al análisis anterior, hemos utilizado la *toolbox* para Matlab utilizando ahora como variables los valores obtenidos a partir del análisis de componentes principales.

En la Figura 40 presentamos el PCA-SOM resultante en el que hemos definido el porcentaje de quiebra según la Ecuación (13) y distinguimos las celdas “sanas” en azul de las celdas “quebradas” en rojo.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	0,1	0	0	0	0	0	0,25	0,37	0,07	0,25	0,5	0,91	1
2	0	0	0	0	0	0	0,57	0,43	0	0		1	1
3	0,11	0	0	0	0,08	0,25	0	0,67		0	0		1
4	0	0,2	0	0	0	0	0	0	0	0	0		1
5	0	0	0	0	0	0,33	0,6	0	0	0		0	1
6	0	0	0	0	0,57	0,12	0,5	0	0	0	0,14	0,33	0,5
7	0	0	0	0,22	0,29	0,29	0,6	0,5	0,22	0	0,14	0,2	0,27
8	0	0,22	0,2	0,18	0	0,25	0,61	1	0	0,2	0,19	0,4	0,45
9	0,5	0	0,06	0	0	0	0,75	1	1	1	0	0,14	0,4
10	0,12	0	0,4	0,2	0	0,8	1	1	1	0	0	0	1
11	0	0	0	0,31	0	0	0,43	0,75	1	1	1	1	1
12	0	0	0,5	0	0	0	0		1	1	0	1	1
13	0,14	0	0	0,28	0	0	0	0	1	0,67		0	1
14	0,6	0,17	0,43	0	0	0	0	0,17	0,17		0,17	0	0,29
15	1	1	0,33	0,1	0	0	0,11	0	0,14	0,11	0,55	0	0,32

Figura 40: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del PCA-SOM resultante

8.5.3 Comparación de los resultados de los dos modelos

El propósito de nuestro trabajo es comprobar si la capacidad de predecir el fracaso empresarial con el modelo PCA-SOM mejora los resultados del modelo SOM. Para ello comparamos el porcentaje de error/acierto de cada uno de los dos modelos.

A la hora de clasificar una empresa como “sana” o “quebrada”, podemos cometer dos tipos de error: el error tipo I cuando el modelo clasifica una empresa “quebrada” como “sana” y el error tipo II cuando el modelo clasifica una empresa “sana” como “quebrada”.

En la Tabla 25 recogemos los porcentajes de error/acierto para cada tipología de error. Se observa como el modelo PCA-SOM mejora al modelo SOM en las dos tipologías de error aunque la mayor mejora se observa a la hora de clasificar correctamente las empresas sanas. En global, el modelo PCA-SOM reduce en más de la mitad el error total del modelo SOM.

Tabla 25: Porcentajes de error y acierto para cada modelo

	SOM		PCA-SOM	
	% error	% acierto	% error	% acierto
Error tipo I	9,01%	90,99%	7,69%	92,31%
Error tipo II	5,94%	94,06%	4,19%	95,81%
Error total	14,95%	85,05%	11,88%	88,12%

8.6 Conclusiones

En este estudio hemos aplicado dos modelos basados en redes neuronales artificiales (únicamente SOM y SOM-PCA) a una muestra de empresas químicas españolas con la finalidad de analizar la capacidad de dichos modelos para distinguir las empresas sanas de las quebradas.

Utilizando únicamente el modelo SOM se clasifican correctamente, en términos globales, un 85,05% de las empresas. El mayor error se produce al clasificar en la zona de sanas a empresas que resultaron quebradas. Aun así, el porcentaje de empresas bien clasificadas es considerable y el hecho de trabajar directamente con los ratios financieros de las empresas facilita la identificación de las características de las empresas en función de su ubicación en el mapa de dos dimensiones.

Por otro lado, con el modelo PCA-SOM se obtiene una reducción de los errores de clasificación cometidos por el modelo SOM, obteniendo un porcentaje de empresas correctamente clasificadas sustancialmente superior (del 88,12%) y destacando la disminución del error cometido al clasificar empresas quebradas como sanas que pasa de un 9,01% a un 7,69% en el modelo PCA-SOM. Los resultados, en términos de predicción de fracaso empresarial, son más satisfactorios utilizando un modelo híbrido que combina las redes neuronales artificiales tipo SOM con el análisis de componentes principales.

No obstante, debe tenerse en cuenta que en este segundo modelo se obtiene el mapa SOM a partir de los PC por lo que no son tan evidentes las características financieras de las empresas ubicadas en cada celda del mapa.

Así, si la finalidad del estudio es predecir el fracaso empresarial es preferible un análisis que combine SOM con PCA, pero si se desean analizar los factores financieros que explican la quiebra empresarial, la información que ofrece el modelo SOM es más adecuada a dicho objetivo.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

9 LA DIMENSIÓN TEMPORAL EN LA PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL. UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

9.1 Introducción

La crisis financiera global iniciada en 2007 en USA y el consiguiente incremento de procesos concursales y quiebras acontecidas desde entonces en nuestro país, ha aumentado el interés por relacionar la situación financiera de una empresa con su posible quiebra futura.

Aunque el fracaso empresarial ha sido ampliamente abordado en la literatura financiera, la mayoría de los autores se han centrado en el desarrollo de metodologías para predecir el fracaso empresarial y en la aplicación de diferentes técnicas para seleccionar los ratios financieros y otras variables macroeconómicas que permitan mejorar dicho poder predictivo.

En cambio, la dimensión temporal en la predicción del fracaso ha sido menos estudiada. La podemos contemplar desde una doble perspectiva: (i) desde el punto de vista del número de años que se toman como *inputs* para realizar la predicción; y (ii) el alcance temporal de la

predicción, en el sentido del número de años que transcurren desde el final del período considerado en el estudio y el momento de la quiebra de la empresa.

En relación al primer aspecto, la mayoría de los estudios utilizan datos de entre 1 y 4 años anteriores al horizonte de quiebra (Bellovary *et al.*, 2007) pero otros autores (Blum, 1974) en su momento ya demostraron que su modelo predecía mejor tomando la información financiera de los 8 años anteriores al horizonte de quiebra.

Por otro lado, como señala du Jardin (2015), se obtienen resultados muy positivos de la predicción para un intervalo de un año, pero dichos resultados empeoran significativamente cuando se contempla una predicción a medio plazo. Así, generalmente se analiza una ventana u horizonte de quiebra de un año posterior a la serie de datos financieros utilizados (Bellovary *et al.*, 2007), aunque autores como Dwyer (1992) consiguieron modelos con un alto porcentaje de acierto con horizontes de quiebra de tres años. En el mismo sentido, du Jardin & Séverin (2011, 2012) han demostrado que utilizando los SOM se puede aumentar el horizonte de quiebra a los tres años posteriores a la serie de datos financieros analizada sin perder poder predictivo del fracaso empresarial.

El presente estudio se centra en analizar la incidencia de la primera de las perspectivas de la dimensión temporal (número de años anteriores al horizonte de quiebra que se toman como datos de estudio) en el poder predictivo del fracaso empresarial cuando se usa un modelo SOM (*Self-Organizing Map*) para clasificar las empresas en sanas y quebradas a partir de los ratios que definen su situación financiera.

El objetivo del estudio es comparar el porcentaje de acierto en la clasificación de una muestra de empresas del sector químico español en sanas y quebradas, a través de un modelo SOM, utilizando 3 años de información financiera anterior a la ventana de quiebra (2005-2007), utilizando 6 años (2002-2007) y utilizando 9 años (1999-2007). Ello permitirá analizar las consecuencias de tomar un rango más o menos amplio de datos en el tiempo, y observar si la inclusión de información más alejada en el tiempo aporta un valor añadido o bien distorsiona los resultados obtenidos.

El trabajo se organiza de la siguiente forma. En un primer apartado se realiza una breve revisión de la literatura sobre el fracaso empresarial. A continuación exponemos los datos y

metodología utilizada. En el siguiente apartado se muestran los resultados obtenidos para finalmente exponer las principales conclusiones del estudio.

9.2 Revisión de la literatura

La predicción del fracaso empresarial ha preocupado a acreedores, propietarios o directivos de las empresas desde siempre. Ya a principios del siglo XX algunos investigadores intentaron dar respuesta al problema mediante el análisis de ratios individuales y la posterior comparación de los valores obtenidos entre empresas quebradas y empresas sanas (FitzPatrick, 1932; Merwin, 1942; Smith & Winakor, 1935). En cualquier caso, no es hasta mediados de los años 60 cuando, con los estudios de Beaver (1966) con técnicas univariantes y Altman (1968) mediante el análisis discriminante múltiple y su modelo Z-score que se despertó un mayor interés en su estudio. Relacionado con el tema de este análisis, destacar que Altman (1968) contempló dos escenarios, tomando datos tanto de uno como de dos años anteriores a la quiebra.

En los años 70 y 80 se realizaron un gran número de trabajos con diferentes técnicas estadísticas: Libby (1975) combinó el uso de análisis de componentes principales (PCA) con el análisis discriminante multivariante; Ohlson (1980) propuso un modelo de regresión logística (*logit*) para predecir el fracaso empresarial; Zmijewski (1984) fue pionero en elaborar un modelo *probit* utilizando únicamente ratios relativos a rentabilidad; o West (1985) que combinó análisis factorial con un modelo *logit*. Con algunas excepciones como el trabajo ya citado de Blum (1974) la mayoría de trabajos de esta época están diseñados de forma que miden la información financiera del momento t para predecir el fracaso en el momento $t + 1$.

En los años 90 se produce un incremento exponencial tanto del número de trabajos como de las técnicas en el campo de estudio del fracaso empresarial. A las técnicas utilizadas se le añaden, principalmente, otras derivadas de los avances de la inteligencia artificial, como las redes neuronales artificiales (Chen, *et al.*, 2013; Chen & Du, 2009; du Jardin & Séverin, 2012; Odom & Sharda, 1990; Serrano-Cinca, 1996; Séverin, 2010; Tam, 1991); las máquinas de soporte vectorial (Bose & Pal, 2006; Ding, *et al.*, 2008; Min & Lee, 2005; Shin, *et al.*, 2005; Van Gestel, *et al.*, 2010); los algoritmos evolutivos (Etemadi, *et al.*, 2009; Martens, *et al.*, 2010; Mokhatab Rafiei, *et al.*, 2011; Shin & Lee, 2002; Varetto, 1998); el razonamiento basado en casos (Borrajó, *et al.*, 2011; Li, *et al.*, 2011; Li & Sun, 2009, 2010); conjuntos aproximados o *rough sets* (Bose,

2006; Dimitras, *et al.*, 1999; Mckee, 2000); árboles de decisión (Frydman, *et al.*, 1985; Gepp, *et al.*, 2010; Li, *et al.*, 2010; Mckee & Greenstein, 2000; Olson, *et al.*, 2012); clasificadores bayesianos (Gestel *et al.*, 2006; Sarkar & Sriram, 2001; Sun & Shenoy, 2007; Wu, 2011); análisis envolvente de datos (Cielen, *et al.*, 2004; Pendharkar, 2002; Premachandra, *et al.*, 2011); o la lógica fuzzy (Scherger, *et al.*, 2014; Terceño & Vigier, 2011; Vigier & Terceño, 2008, 2012). En los últimos años, el uso de modelos híbridos entre diferentes técnicas ha experimentado un crecimiento significativo (Sun *et al.*, 2014). A pesar de la introducción de nuevas técnicas, la mayoría de trabajos ha mantenido un período temporal considerado para el análisis de entre uno y tres años anteriores a la quiebra. Algunos autores han analizado el alcance temporal de la predicción. En este sentido du Jardin & Séverin (2011, 2012) o du Jardin (2015) estudian como varían los porcentajes de error en la clasificación de las empresas mediante SOM para horizontes de quiebra de uno, dos o tres años utilizando datos financieros de los 7 años anteriores al horizonte de quiebra. Por su parte, Gepp & Kumar (2008) mediante el análisis de supervivencia junto con análisis discriminante múltiple y análisis logit, comparan los resultados obtenidos para horizontes de quiebra de entre 1 y 10 años. Pocos son los autores que han analizado la incidencia del número de años que se toman como *inputs* en la bondad la predicción, en este sentido destacamos el trabajo de (Berg, 2007) que mediante el uso de diferentes metodologías compara la predicción del fracaso empresarial usando información financiera de un año o tres años anteriores a la quiebra.

9.3 Datos y Metodología de estudio.

En este apartado se describen tanto la muestra y variables utilizadas en el trabajo como la metodología aplicada.

9.3.1 Descripción de la muestra

La muestra de empresas utilizada en el estudio procede de la base de datos SABI¹⁰⁵. En concreto se han escogido, al azar, 180 empresas del sector químico español y se han obtenido sus datos financieros para el período 1999-2007. De las 180 empresas, 60 han quebrado en los 3 años posteriores (2008, 2009 o 2010).

Se ha seleccionado este período de análisis porque coincide con el inicio de la crisis financiera. El hecho de que haya un número importante de empresas quebradas a partir de 2007 permite medir de forma más realista el error global cometido por el modelo de predicción, dado que un número pequeño de empresas fallidas supondría que los porcentajes de acierto/error al clasificar las empresas quebradas se verían sensiblemente alterados por la clasificación correcta/errónea de una única empresa. Esta sensibilidad disminuye aumentando el número de empresas quebradas en la muestra.

Por otro lado, se ha elegido una muestra formada por empresas de un único sector para que el valor de los ratios financieros sea representativo de la situación financiera concreta de la empresa y no tenga en cuenta factores propios del sector al que pertenecen.

A los datos iniciales se les han aplicado algunos test de coherencia de acuerdo a los principios generales de contabilidad. Se han eliminado tanto las empresas que no han superado dichos test como aquellas de las que no se disponía de la información suficiente para elaborar los ratios financieros empleados en el estudio.

La muestra final consta de 159 empresas, 110 que no han quebrado en los 3 años posteriores al estudio, a las que denominamos sanas, y 49 que han quebrado en los 3 años posteriores al estudio, a las que denominamos quebradas.

¹⁰⁵ Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI) [base de datos online] (2015). Madrid: Informa D&B. [Última consulta: junio 2015]. Disponible mediante licencia: <http://www.informa.es/es/soluciones-financieras/sabi>.

9.3.2 Descripción de las variables

En la literatura encontramos una gran variedad en el número de factores utilizados como variables para el estudio del fracaso empresarial, un número que oscila entre 1 y 57 (du Jardin, 2009). Entre los factores más usados según Bellovary, *et al.* (2007), en este estudio se han seleccionado 18 ratios financieros, teniendo en cuenta la posibilidad de elaborarlos en base a la información disponible, y evitando duplicidades en la información que proporcionan estos ratios. En la Tabla 26 enumeramos los ratios utilizados, que abarcan aspectos tales como rentabilidad, solvencia, liquidez, estructura, rotación o tamaño de la empresa.

Tabla 26: Factores (ratios) usados en el estudio

19. Beneficio neto / Activo total	27. Return on capital employed: Beneficio antes de intereses e impuestos / (fondos propios + pasivos no corrientes)
20. Current ratio: Activo corriente / Pasivo corriente	28. Profit margin: Beneficio antes de impuestos / ingresos explotación
21. Return on Shareholders Funds: Beneficio antes de impuestos / fondos propios	29. ROA: Beneficio antes de intereses e impuestos / Activo total
22. Return on total assets: Beneficio antes de impuestos / Activo total	30. Leverage: Endeudamiento / fondos propios
23. Gearing ratio: Pasivos no corrientes / Fondos propios	31. Ventas / activo total
24. Interest cover: Beneficio antes de intereses e impuestos / Intereses	32. Cash flow / Ventas
25. Quick ratio: (Activo corriente – Existencias) / Pasivo corriente	33. Cash flow / Activo total
26. Solvency ratio: Fondos propios / Activo total	34. Inmovilizado / Activo total
	35. Working capital ratio: Working capital/Activo total
	36. Logaritmo de Activo total (tamaño)

Fuente: Elaboración propia

9.3.3 Funcionamiento de los SOM

Una de las metodologías que han demostrado su efectividad en el campo del fracaso empresarial, también utilizada en este estudio, son los Mapas Autoorganizados (SOM). Se trata de una red neuronal artificial introducida por (Kohonen (1982, 1988). A diferencia de los algoritmos usados en la mayoría de redes, basados en aprendizaje supervisado, los SOM se basan en aprendizaje no supervisado lo que los convierte en uno de los mejores algoritmos de redes neuronales conocidos (Back *et al.*, 1998; Chen, 2012; Chen *et al.*, 2013; du Jardin &

Séverin, 2011, 2012; du Jardin, 2015; Kiviluoto, 1998; López Iturriaga & Sanz, 2015; Serrano-Cinca, 1996).

El modelo SOM consta de dos capas de neuronas. La capa de entrada está formada por tantas neuronas como variables describen los inputs y su función es capturar la información de entrada y transferirla a la capa de salida. Cada neurona de la capa de entrada está conectada con todas las neuronas de la capa de salida a través de pesos sinápticos (w_{ij} correspondería al peso que conecta la neurona i de la capa de entrada con la neurona j de la capa de salida).

El resultado de los SOM es un mapa de dos dimensiones (la capa de salida) donde se ubican los datos de entrada en función de la semejanza entre todas las variables que los caracterizan. Esta reducción en la dimensionalidad del análisis proporciona una más fácil y natural visualización de los datos. Brevemente, describimos su funcionamiento.

Se presenta el vector de entrada k a la red. En nuestro estudio, k es representativa de una empresa en un año concreto. Así, en función del análisis llevado a cabo, se tendrán 477 vectores de entrada (159 empresas por 3 años), 954 vectores (159 empresas por 6 años) o 1.431 (cuando se consideran los 9 años). Cada vector X_k se define a través del valor de los 18 ratios financieros de la empresa, que constituyen las componentes del vector. Así, x_{ik} es el valor del ratio i de la empresa-año denotada como k , siendo $i = 1, \dots, 18$.

A continuación, como medida de similitud, se calcula la distancia Euclídea entre dicho vector de entrada y el vector compuesto por los pesos que unen las neuronas de entrada con cada una de las neuronas de la capa de salida (Ecuación (20)). La neurona de la capa de salida que presente la menor distancia será la “neurona ganadora”.

$$d_j^k(t) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i^k(t) - w_{ij}^k(t))^2} \quad (20)$$

Inicialmente ($t = 0$), los pesos sinápticos toman valores aleatorios.

Con el objetivo de reducir la distancia entre el vector de entrada y el vector de pesos asociado a la neurona ganadora, se actualizan los pesos sinápticos de acuerdo a la regla siguiente:

$$w_{ij}^k(t+1) = w_{ij}^k(t) + \alpha(t)h_j^k(t)[x_i^k(t) - w_{ij}^k(t)] \quad (21)$$

Donde $\alpha(t)$ es el ratio de aprendizaje, una función que toma valores entre 0 y 1 y que va disminuyendo a medida que aumenta el número de iteraciones. La función de vecindad ($h(t)$) permite actualizar los pesos de la neurona ganadora y de sus vecinas (definidas como las neuronas anexas a la ganadora en un radio que también disminuye con el número de iteraciones). La modificación de los pesos de esta forma facilita la activación de la misma neurona ganadora u otra cercana cuando se presentan vectores de entrada similares.

El proceso se repite con el resto de vectores de entrada y se realizan un número máximo de iteraciones T definido previamente.

9.3.4 Clasificación de las neuronas de salida

Para cada intervalo de datos de entrada utilizados (3, 6 y 9 años) se obtendrá un mapa en el que se ubicarán la muestra de empresas en base a la semejanza en sus ratios financieros. Dado que se conoce si dichas empresas han quebrado o no en los 3 años posteriores a los datos utilizados, se podrá evaluar el error cometido por cada mapa al clasificar a las empresas en neuronas “sanas” o “quebradas”. Para ello es necesario, en primer lugar, definir la forma de etiquetar una neurona de salida en una de estas dos tipologías.

Denotamos por E_p al conjunto de las empresas proyectadas en la neurona p de la capa de salida donde ($p = 1, \dots, P$). El número de neuronas de la capa de salida es diferente en cada análisis ya que, como se ha descrito anteriormente, depende del intervalo temporal considerado.

Cada neurona p es asociada con un porcentaje de quiebra (Q) definido como el ratio de empresas quebradas en cada neurona del mapa de salida:

$$Q_p = \frac{|\{k \in E_p | \text{Class}(k) = \text{quebrada}\}|}{|E_p|} \quad (22)$$

Siendo $|E_p|$ el número de empresas que se sitúan en la neurona p . Cuanto mayor sea el valor de Q_p , mayor será la probabilidad de quiebra de una empresa que se ha ubicado en dicha neurona. De esta forma podemos etiquetar las neuronas según el siguiente criterio:

$$Label_p = \begin{cases} \text{quebrada} & \text{si } Q_p \geq 0,5 \\ \text{sana} & \text{si } Q_p < 0,5 \end{cases} \quad (23)$$

A partir de esta clasificación, se calculan los errores de predicción que se presentan en el siguiente apartado.

9.4 Presentación de los resultados

El estudio pretende determinar si la temporalidad de los datos de entrada en los SOM afecta a su capacidad de agrupar correctamente empresas sanas y quebradas. Para ello, replicaremos el estudio utilizando 9, 6 y 3 años de información de entrada a la red. Para obtener los SOM se ha usado la *toolbox* para Matlab diseñada por el grupo de investigación del Prof. Kohonen en la Helsinki University of Technology (Vesanto, *et al.* 1999). Hemos dejado que la propia *toolbox* determine de forma automática el tamaño óptimo del mapa en función de los 18 ratios utilizados (factores) y el número de empresas y años estudiados (patrones).

La capacidad de los SOM para localizar vectores de entrada similares en neuronas de salida cercanas es útil para determinar las características comunes de las empresas ubicadas en una determinada zona del mapa. En consecuencia, una empresa de la que desconocemos su solvencia futura, puede clasificarse en sana o quebrada en función de su ubicación en el mapa.

A continuación presentamos los SOM obtenidos para cada serie de datos de entrada propuestos:

a. Clasificación de las empresas mediante SOM usando 9 años de información de entrada

En la Figura 41 presentamos el resultado de aplicar el porcentaje de quiebra definido en la Ecuación (22) a las neuronas de la capa de salida del SOM entrenado a partir de los datos financieros del período (1999-2007). Si el porcentaje de quiebra correspondiente a cada neurona es igual o superior al 50% consideramos que se trata de una celda “quebrada” – marcada en color rojo– mientras que si el porcentaje de quiebra es inferior al 50% consideramos que se trata de una celda “sana” –en azul–. Se han dejado vacías y en color blanco, aquellas unidades del mapa en las que no se ha situado ninguna empresa.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0,2	0	0,08
0	0	0	0	0	0,33	0	0,14	0	0
0	0	0,07	0	0,5	0,2	0,14	0	0	0
0,38	0,4	0	0,25	0,25	0,17	0	0	0,33	0
0,17	0,33	0	0	0	0	0	0,5	0	0,43
0,57	1	0,13	0,1	0	0	0	0,17	0	0,17
0,3	0	0,07	0	0	0	0,14	0	1	0,1
0,21	0	0	0	0	0	0,67	0,38	0,25	0,2
0,7	0,67	0	0	0,38	0,2	0,67	0,63	0,5	0,44
1	0,14	1	0,5	0	0,25	0	0	0,2	0
0,5	0,5	1		0,33	0,27	0,29	0,17	0,17	0,21
0,61	0,33	1	0,67	0,43	0,33	0,2	0	0,11	0,67
1	1	0,4	0	0	0	0,29	0	0,063	0,2
1	1	1	0	0,14	0,44	0,29	0,4	0	0
1	1	0	0,6	0,67	0,14	0,71	0,25	0,67	0
1	1	0,25	0	0,83	0,33	0,714	1	0,75	0
1	0,89	0,63	1	0,29	0	1	1	0,57	0
1	1	0,75	0,64	0	0	0,333	1	1	0,38
1	0,82	0,5	0,38	0,25	0	0,88	0,75	0,78	0,33

Figura 41: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM 9 años

b. Clasificación de las empresas mediante SOM usando 6 años de información de entrada

En la Figura 42 presentamos el resultado de aplicar el mismo procedimiento al SOM entrenado usando los datos financieros de 6 años (2002-2007). De nuevo se presentan en rojo las celdas “quebradas” y en azul las celdas “sanas”.

0	0	0	0	0	0	0	0	0,13
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0,08	0	1	0,14	0	0	0	0	0
0	0,6	0	0	0	0	0,25	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0,67	0
	0,6	0	0	0,2	0	0,14	0,14	0,33
0,2	0	0	0	0	0,29	0,6	0,33	0
0	0,17	0	0,38	0,33	0,2	0	0,1	0,29
0	0	0	0,5		0,54	0,29	0,33	0,5
1	0	0,4	0	1	1	0	0,07	0,25
1	0	0	0	0,57	0,8	0,2	0	0
1	0,25	0,5	0,78	1	0	0	0	0,35
1	0,5	0	0	0,33	0	0	1	0
1	1	0,27	0	0,17	0,2	0,43	0,67	0
1	1	0,43	0,57	0	0,33	0,2	0,7	0
1	0,75	0	0,5	0	0	1	0,5	0,25
1	0,67	0,33	0,2	0,5	0,8	0,8	1	0,83

Figura 42: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM 6 años

c. Clasificación de las empresas mediante SOM usando 3 años de información de entrada

Finalmente, en la Figura 43 se presenta el SOM resultante usando los datos financieros de 3 años (2005-2007), con la misma escala de colores utilizada anteriormente (en rojo las celdas “quebradas” y en azul las celdas “sanas”).

El propósito de nuestro trabajo es comprobar si el período temporal de los datos de entrada afecta a la capacidad de predecir el fracaso empresarial del modelo SOM propuesto. Para ello comparamos el porcentaje de error/acierto de cada una de las tres situaciones para la muestra de empresas utilizada.

0,2	0,2	0	0	0	0	0	0
0,33		0	0		0	0	0,14
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0,33	0	0,25	0	0	0	0
0,14	0	0	0	0	0,75	0,33	0
	0		0,25	0,4	0,33		0,14
1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0,4	0,25	0	0,25	0	0,33
1	1	0,75	0,33		0	0	0
0,5	0,29	0,25	0,13	0	0		0,36
0,5	0	0,83	0	1	0,33	0,5	0,4
0	0,2		0,4	1	0,14	0	0
1	0	0	1	1	1	0	0
1	0,8	0,75	1	1	0,86	0	0,78

Figura 43: Porcentaje de quiebra y clasificación de las celdas del SOM 3 años

A la hora de clasificar una empresa como “sana” o “quebrada”, podemos cometer dos tipos de error:

- error tipo I: cuando el modelo clasifica una empresa “quebrada” como “sana”. En nuestro modelo, comportaría la ubicación de una empresa quebrada en una de las celdas coloreadas en azul (zona sana).
- error tipo II: cuando el modelo clasifica una empresa “sana” como “quebrada”. En nuestro modelo, el error tipo II se comete cuando el SOM sitúa una empresa sana en una de las celdas rojas (con elevada probabilidad de quiebra).

En la Tabla 27 se muestran los porcentajes de error de cada tipo y el error global resultante para cada uno de las tres dimensiones temporales consideradas.

De los resultados obtenidos se desprende que a medida que aumenta el número de años incorporados al estudio, aumenta el porcentaje de error total. En concreto, se pasa de un 12,58% en el caso en que usamos únicamente datos de los tres años anteriores a la ventana de quiebra, al 14,95% que se obtiene usando información financiera de los 9 años anteriores a dicha ventana. Analizando cada tipo de error por separado, observamos que el error tipo II –que clasifica una empresa sana como quebrada– mejora a medida que reducimos el número de años incorporado al estudio. Por su parte, el error tipo I –que clasifica una empresa quebrada como

sana–, presenta su mayor porcentaje de acierto en el estudio que utiliza 6 años –un 92,35% (error del 7,65%)– frente al 91,40% (error del 8,60%) que presenta el estudio que utiliza 3 años y el 90,99% (9,01%) del estudio realizado con 9 años.

Tabla 27: Porcentajes de error por tipología y según los años incorporados al análisis

	SOM 3 años	SOM 6 años	SOM 9 años
Error tipo I	8,60%	7,65%	9,01%
Error tipo II	3,98%	5,77%	5,94%
Error total	12,58%	13,42%	14,95%

9.5 Conclusiones

La mayoría de los estudios sobre predicción del fracaso empresarial se centran en la correcta elección de los factores utilizados y en el uso de técnicas cada vez más sofisticadas para mejorar el acierto en la predicción. No obstante, son pocos los estudios que focalizan su atención en la dimensión temporal del análisis como variable para obtener mejores resultados.

En este estudio, se analiza cómo el marco temporal puede afectar a los porcentajes de error en la clasificación de una empresa como sana o quebrada, en un análisis que aplica mapas autoorganizados (SOM) y utilizando 18 ratios financieros incluidos entre los factores más utilizados según la literatura. Se han analizado 159 empresas del sector químico español, y se han utilizado datos de 3 años (2005-2007), 6 años (2002-2007) y 9 años (1999-2007) para entrenar diferentes SOM y evaluar cómo afecta dicha ventana temporal a su capacidad para agrupar correctamente las empresas en dos grupos: empresas sanas – aquellas que no han quebrado en el período 2008-2010- y empresas quebradas – aquellas que sí han quebrado dentro de los 3 años posteriores al análisis.

Una vez obtenidos los SOM para los tres escenarios planteados hemos observado que a medida que aumenta el número de años incluidos en el estudio, aumenta el porcentaje de error total cometido por el modelo SOM. Aunque este aumento se produce en el error tipo II (clasificar una empresa sana como quebrada), no sucede lo mismo con el error tipo I (clasificar una

empresa quebrada como sana) donde el mejor resultado lo proporciona el SOM que utiliza datos para 6 años.

Está generalmente aceptado que el coste de incurrir en el error tipo I es mayor que el coste de incurrir en el error tipo II, debido a las pérdidas que puede conllevar invertir en una empresa con alto riesgo de presentar quiebra cuando se ha considerado financieramente sana. No obstante, el error tipo II no debe ser ignorado ya que también perjudica a una empresa sana ser catalogada como quebrada, en cuanto puede afectar su reputación, afectando a sus relaciones con clientes, proveedores comerciales o proveedores financieros aumentando sus costes y/o disminuyendo sus ingresos. Es por ello que, aun presentando un ligero porcentaje de error tipo I por encima del análisis a seis años, el menor error tipo II y, por encima de todo, el menor error total, nos lleva a concluir que el mejor escenario de los tres analizados es el que se realiza utilizando la información financiera de los últimos tres años antes de la ventana de quiebra.

10 CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES

FINALES

A continuación expondremos las principales conclusiones de la tesis doctoral, siguiendo el mismo orden de los capítulos establecidos en ella. Posteriormente presentaremos las limitaciones del estudio y futuras líneas de investigación.

Recordemos que el objetivo, a grandes rasgos, de la tesis era analizar la influencia de la crisis financiera en la estructura de capital del sector químico español, y realizar un estudio sobre la predicción del fracaso empresarial en dicho sector. Justifica esta elección el hecho que el sector químico en España representa un 11% del producto industrial bruto y con un crecimiento anual esperado del 4,5% hasta 2030. Catalunya es la comunidad autónoma con mayor concentración de producción, donde destaca el mayor clúster de empresas petroquímicas del sur de Europa y del área mediterránea (ChemMed) y con un 42% de la cifra de negocio del sector.

Para alcanzar los objetivos de la tesis, se ha llevado a cabo en primer lugar una revisión del marco teórico sobre estructura de capital, en la cual hemos constatado que de las diversas teorías sobre estructura de capital, las más importantes son la teoría del equilibrio estático—y su variante dinámica— y la teoría del orden jerárquico. Ambas teorías reconocen la existencia de efectos beneficiosos y perjudiciales de utilizar un mayor nivel de endeudamiento como forma de financiación frente al uso de fondos propios. La teoría del equilibrio estático considera los efectos beneficiosos del ahorro fiscal de los intereses y los efectos perjudiciales de los costes

asociados a las dificultades financieras y los costes de agencia. Por su parte, la teoría del orden jerárquico considera los costes asociados a la asimetría informativa y los costes de transacción.

Consideramos que, para el estudio de una muestra compuesta mayoritariamente por pymes, la teoría que mejor explica su estructura de capital es la teoría del orden jerárquico. En el caso de las pymes, la asimetría informativa entre directivos y acreedores financieros tenderá a ser mayor. Ello es debido a una menor calidad de la información proporcionada y a la dificultad de valorar los activos intangibles –experiencia y conocimientos– propios de las pymes. En consecuencia las pymes soportarán o bien restricciones financieras o bien unos mayores costes de financiación. Ello lleva a que la preferencia por los recursos generados internamente se incremente. Si a ello añadimos la aversión de las pymes a la pérdida de la propiedad (y control) de la empresa y la dificultad de acceso a los mercados de capitales, concluimos que, aunque no exactamente por los mismos motivos, la teoría del orden jerárquico resulta ser de mayor aplicación, si cabe, en las pymes que en las grandes corporaciones.

En cuanto a los factores determinantes de la estructura de capital, hemos intentado identificarlos a partir de estudios teóricos y empíricos presentes en la literatura y hemos analizado su incidencia en las principales teorías: la teoría del equilibrio estático y la teoría del orden jerárquico.

A pesar de la extensa literatura relacionada con los factores determinantes hemos constatado que no existe un consenso ni en cuales son los factores que afectan al nivel de endeudamiento que presentan las empresas ni en el impacto que puedan tener en el mismo.

En nuestro caso, para los estudios empíricos desarrollados en los capítulos 6 y 7, hemos utilizado los factores determinantes que nos permitieran validar las hipótesis de la *Pecking Order Theory*. En concreto hemos considerado la rentabilidad, el crecimiento, el riesgo, los escudos fiscales alternativos a la deuda, el tamaño y la edad; los cuatro primeros directamente ligados con las hipótesis planteadas para validar el cumplimiento de la *Pecking Order Theory* y los dos últimos para conseguir una mayor homogeneidad en los grupos de empresas obtenidos mediante los mapas autoorganizados, metodología utilizada a lo largo de la tesis.

De la revisión de la literatura sobre fracaso empresarial observamos que, a diferencia de lo que ocurre con la estructura de capital, no existe una (o varias) teoría que explique el fracaso empresarial. En este sentido, cada autor desarrolla su modelo para predecir el fracaso

empresarial. Han evolucionado las técnicas utilizadas en dichos modelos y han cambiado los factores utilizados, pero la mayoría de los estudios se limitan a predecir el fracaso empresarial de forma empírica.

Generalmente, estos estudios se han basado en la utilización de ratios financieros de la empresa (du Jardin, 2009) y aunque no existe consenso en cuales deben utilizarse, sí existen algunos que se usan más frecuentemente (du Jardin, 2009; Laffarga Briones & Pina Martínez, 1995). Según Yu (2013), el número de factores utilizados de media en los estudios de fracaso empresarial se sitúan entre 8-10, aunque el rango de factores utilizados en los diferentes estudios va de 1 a 57 ratios (du Jardin, 2009).

Hemos observado que aunque algunas técnicas y ratios financieros funcionen bien para ciertas muestras, sectores o momentos, pueden no hacerlo cuando se intentan extrapolar a otra muestra, otro sector u otro momento. Por lo que no puede generalizarse su aplicación.

La mayoría de los estudios se centran en elegir la técnica que presente mayor acierto o los ratios financieros más representativos de la situación financiera de la empresa, pero pocos estudios se centran en determinar cómo afecta la cantidad de años de información anterior a la quiebra utilizados o cuál es el horizonte de quiebra que se puede predecir de forma adecuada.

En cuanto a la metodología, se han utilizado redes neuronales artificiales por su capacidad de afrontar problemas no estructurados sin tener que realizar supuestos previos sobre las relaciones que se establezcan entre las variables involucradas en el problema. Ello las hace muy útiles en el campo de la Economía Financiera donde podemos encontrar aplicaciones en problemas de clasificación y de predicción.

Por su parte, los mapas autoorganizados, al tratarse de redes neuronales artificiales no supervisadas, son capaces de aprender por sí mismas las relaciones entre las variables directamente de los datos, lo que les permite afrontar los problemas sin necesidad de establecer relaciones a priori entre las variables de estudio.

Aunque no hemos encontrado trabajos que apliquen los mapas autoorganizados al estudio de la estructura de capital de las empresas, la mayoría de los estudios sobre predicción del fracaso empresarial que utilizan redes neuronales artificiales mejoran sensiblemente los resultados obtenidos por las metodologías estadísticas tradicionales. Este hecho nos lleva a

pensar que también puedan mejorar los resultados obtenidos en el campo de la estructura de capital.

A continuación exponemos las principales conclusiones a las que hemos llegado una vez realizados los diferentes trabajos empíricos sobre una muestra de empresas de la Industria Química Española.

Los objetivos particulares de los estudios realizados sobre estructura de capital han sido, en primer lugar, comprobar si las empresas del sector químico español analizadas presentan unos niveles de endeudamiento que se puedan explicar mediante las hipótesis de la *Pecking Order Theory*. Dado el período temporal en que hemos realizado la tesis, un segundo objetivo ha sido comprobar las principales diferencias entre la situación anterior y posterior al inicio de la crisis financiera.

La originalidad de los dos estudios empíricos realizados sobre estructura de capital radica en la metodología utilizada. En ambos estudios se utiliza una metodología distinta a las utilizadas en la literatura, los mapas autoorganizados de Kohonen (SOM).

Un primer análisis descriptivo de los datos nos muestra que, como cabía esperar, la mayoría de las variables utilizadas en el estudio (rentabilidad, crecimiento, o escudos fiscales alternativos a la deuda) presentan un peor comportamiento en el período posterior al inicio de la crisis en comparación al período inmediatamente anterior a dicho inicio. El único indicador que mejora en el período post-crisis es el correspondiente al riesgo aunque ello puede deberse a la medida proxy utilizada ya que está relacionada con el tamaño de la empresa y, debido a los procesos de concentración habidos en el sector, el tamaño medio ha incrementado provocando esta disminución del riesgo en el período post-crisis.

En el estudio presentado en el Capítulo 6 de esta tesis, observamos que, una vez agrupadas las empresas mediante los mapas autoorganizados, si realizamos una interpretación conjunta de todas las hipótesis para el período pre-crisis, cinco de los siete grupos definidos pueden explicar su nivel de apalancamiento a través de la *Pecking Order Theory*. En este período, la hipótesis que menos se cumple es la que hace referencia al riesgo. Ello se podría explicar por el hecho que la mayor parte de las empresas de la muestra son pymes, cuyo principal proveedor de deuda es el sistema bancario, y es conocido por todos la relajación en los sistemas de control

del riesgo en la concesión de préstamos que las entidades bancarias sufrieron durante el período anterior a la crisis.

Para el período post-crisis, con la misma interpretación conjunta de las hipótesis, se podría explicar el nivel de endeudamiento a partir de los supuestos de la *Pecking Order Theory* en cuatro de los ocho grupos definidos. Se observa pues un descenso global en el grado de cumplimiento de las hipótesis de la teoría aunque destacamos que se observa un aumento significativo en el grado de cumplimiento de la hipótesis relacionada con el riesgo. Ello podría explicarse por el endurecimiento en los requisitos de riesgo exigidos por la banca en el período post-crisis.

En el segundo trabajo empírico sobre estructura de capital, correspondiente al Capítulo 7, hemos incorporado la dimensión temporal al problema mediante el análisis de trayectorias, entendiendo por trayectorias la evolución de los diferentes grupos de empresas definidos por la red (su ubicación en el mapa a lo largo de los años analizados).

En ninguno de los dos subperíodos se ha podido validar el cumplimiento completo de las hipótesis de la *Pecking Order Theory* para la muestra de empresas seleccionadas del sector químico español.

La única hipótesis que se cumple para el período pre-crisis es la relativa a la rentabilidad, es decir, las empresas menos rentables presentan mayores niveles de deuda y viceversa. La hipótesis relativa a los escudos fiscales no procedentes de la deuda se cumple en la mitad de las trayectorias analizadas. Por el contrario, la hipótesis relativa al crecimiento no se cumple para ninguna de las trayectorias mientras que la relativa al riesgo sólo se cumple en una de ellas, por lo que no podemos validar que las empresas con mayores tasas de crecimiento estén más endeudadas o que empresas con mayor riesgo tengan mayores dificultades para acceder al mercado de deuda.

Por su parte, en el período post-crisis, de las dos hipótesis que se cumplían en mayor grado en el período anterior, solo la hipótesis relativa a los escudos fiscales alternativos a la deuda muestra un nivel de cumplimiento similar al del período anterior al inicio de la crisis. Por su parte, la hipótesis relativa a la rentabilidad pasa de cumplirse en la mayoría de las trayectorias en el período pre-crisis a hacerlo en sólo una en el período post-crisis. Por otro lado, se eleva el grado de cumplimiento de la hipótesis relativa al crecimiento –pasando de no cumplirse en

ninguna trayectoria en el período pre-crisis a hacerlo en la mitad de las trayectorias del período post-crisis— mientras que la hipótesis relativa al riesgo no se cumple en ningún momento.

Del análisis comparativo de las trayectorias de ambos períodos destacamos que, en el período pre-crisis, las trayectorias se sitúan en zonas con mayor rentabilidad y menor riesgo que las trayectorias definidas para el período post-crisis. De hecho, en el período post-crisis, ninguna de las trayectorias transcurre por la zona del mapa que presenta mayor rentabilidad ni por la zona donde se sitúan las empresas de mayor crecimiento. En el período pre-crisis sí encontramos una trayectoria que transcurre por un clúster de rentabilidad alta y otra trayectoria que lo hace por un clúster de alto crecimiento.

Analizadas las hipótesis por trayectorias de forma global, observamos que tanto en el período pre-crisis como en el período post-crisis encontramos dos trayectorias que presentan un nivel de apalancamiento acorde con los supuestos de la *Pecking Order Theory*. También observamos que las trayectorias que no cumplen en el período pre-crisis suelen presentar mayores niveles de deuda del que dictaría la *Pecking Order Theory* mientras que en el período post-crisis siempre presentan valores inferiores a los que dictaminaría la teoría.

Por otro lado, hemos realizado dos estudios empíricos sobre predicción del fracaso empresarial con dos finalidades distintas. En el primer trabajo, recogido en el Capítulo 8, hemos comparado la capacidad de dos metodologías distintas para distinguir las empresas sanas de las quebradas: los mapas autoorganizados (SOM) y un modelo híbrido que combina el análisis de componentes principales (PCA) y los SOM al que hemos denominado PCA-SOM, siendo este último el que proporciona, en términos de predicción de fracaso empresarial, resultados más satisfactorios.

El modelo PCA-SOM presenta un porcentaje de error total del 11,88% frente al 14,95% del modelo SOM. El error tipo I, que se produce al clasificar en la zona de empresas sanas a empresas que resultaron quebradas, es del 7,69% por el 9,01% obtenido por el modelo SOM. Por último, el error tipo II, consistente en clasificar erróneamente empresas sanas en zonas correspondientes a empresas quebradas, es del 4,19% frente al 5,95% del modelo SOM.

No obstante, el modelo SOM, al definir los patrones y agruparlos directamente con los ratios financieros de las empresas, facilita la interpretación de las características de las empresas en función de su localización en el mapa. En cambio, el modelo PCA-SOM agrupa las empresas a

partir de las componentes principales que a su vez son combinaciones lineales de todos los ratios financieros, con lo que se dificulta la identificación de las características de las empresas ubicadas en cada celda del mapa. Así, si la finalidad del estudio es predecir el fracaso empresarial es preferible un análisis que combine SOM con PCA, pero si se desean analizar los factores financieros que explican la quiebra empresarial, la información que ofrece el modelo SOM es más adecuada a dicho objetivo.

En un segundo trabajo sobre fracaso empresarial, Capítulo 9, nos hemos centrado en evaluar cómo afecta la dimensión temporal a la capacidad de los SOM para agrupar correctamente las empresas en sanas o quebradas. Para ello, se ha replicado el estudio utilizando períodos de tiempo con amplitudes diferentes, usando los datos de 3 años (2005-2007), 6 años (2002-2007) y 9 años (1999-2007) anteriores a la ventana de quiebra. En este sentido, hemos observado que a medida que se incrementa el número de años en el estudio aumenta el porcentaje de error total cometido. Aunque este aumento se produce en el error tipo II (clasificar una empresa sana como quebrada), no sucede lo mismo con el error tipo I (clasificar una empresa quebrada como sana) donde el mejor resultado lo proporciona el SOM que utiliza datos para 6 años.

A pesar que es generalmente aceptado que el error tipo I comporta un mayor coste por las pérdidas que conlleva el invertir en una empresa con alto riesgo de quiebra que ha sido clasificada como sana, no se deben menospreciar los costes que supone incurrir en el error tipo II. Clasificar una empresa sana en el grupo de las potencialmente quebradas afecta a su reputación y, en consecuencia, a su poder de negociación con clientes y proveedores afectando a su beneficio de explotación y/o a sus costes financieros entre otros aspectos. Es por ello que, aun presentando un error tipo I por encima del que presenta el del análisis con seis años, el menor error total nos lleva a concluir que, de los tres analizados, el mejor escenario es el que corresponde al análisis utilizando los tres años anteriores a la ventana de quiebra.

Para finalizar, cabe reconocer que toda investigación debe forzosamente delimitar su ámbito de estudio por lo que, inevitablemente, siempre quedan algunos aspectos relacionados que no han podido ser abordados en esta tesis doctoral. A continuación destacamos las que a nuestro entender son las cinco principales limitaciones del estudio realizado y planteamos futuras investigaciones para buscar respuesta a las mismas.

1. Somos conscientes que, al no existir un consenso sobre cuáles son los factores determinantes de la estructura de capital, la elección de los factores determinantes que

- hemos realizado pueda haber condicionado los resultados obtenidos por lo que nos planteamos en un futuro completar nuestra investigación aplicando otros factores determinantes relacionados con las restricciones de acceso a la deuda, aspectos macroeconómicos, naturaleza de los activos, etc.
2. Al no haber comparado nuestros resultados con los que se hubiesen obtenido mediante metodologías más clásicas no podemos constatar que los resultados obtenidos sean mejores o diferentes de los que nos pudieran haber dado dichas metodologías. Aunque la bondad de la metodología ha sido demostrada por otros autores, en un futuro se pretende ampliar los resultados obtenidos, añadiendo los correspondientes a otras metodologías.
 3. En los estudios previos sobre estructura de capital, así como en el primer estudio empírico de esta tesis, se concluye que el riesgo no es una hipótesis importante en el período pre-crisis pero sí lo es en el período post-crisis. En cambio, en el estudio sobre trayectorias efectuado posteriormente, con una submuestra aleatoria de 50 empresas extraídas de la primera muestra de 157 empresas, el riesgo no es relevante en ninguno de los dos períodos. Ello nos lleva a pensar que, tal como indica Myers (1984), la muestra es una pieza importante en los resultados de forma que diferentes muestras ofrecen diferentes resultados e incluso una muestra suficientemente grande puede llegar a validar diferentes teorías. Como trabajos futuros nos planteamos repetir los análisis a muestras mayores. También sería interesante realizar análisis paralelos en otros sectores y para diferentes tipologías de empresas (sustituyendo pymes por grandes empresas cotizadas, por ejemplo).
 4. En un primer estudio sobre fracaso empresarial, nos hemos centrado en definir un modelo híbrido, compuesto de un análisis de componentes principales y posteriormente un mapa autoorganizado (modelo PCA-SOM), que mejora los resultados obtenidos por la aplicación de forma individual de los mapas autoorganizados de Kohonen (modelo SOM). Posteriormente, en un segundo estudio, hemos observado que el porcentaje de error utilizando un modelo SOM disminuye a medida que el período de datos de entrada a la red se acerca a la ventana de quiebra. Para futuras investigaciones queda pendiente replicar este análisis para el modelo PCA-SOM y la consideración de intervalos de tiempo aún menores.
 5. Por último, animados por los prometedores resultados del modelo PCA-SOM, en un futuro nos planteamos utilizar/crear modelos híbridos alternativos compuestos por combinaciones de varios algoritmos correspondientes a redes neuronales artificiales,

conjuntos aproximados, máquinas de soporte vectorial, algoritmos genéticos, etc., con la finalidad de mejorar todavía más los resultados de predicción del fracaso empresarial.

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

BIBLIOGRAFÍA

- Adam, T., & Goyal, V. K. (2008). The investment opportunity set and its proxy variables. *Journal of Financial Research*, 31(1), 41–63.
- Adhikari, R., & Agrawal, R. K. (2014). A combination of artificial neural network and random walk models for financial time series forecasting. *Neural Computing and Applications*, 24, 1441–1449.
- Ahn, H., & Kim, K. (2009). Bankruptcy prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach. *Applied Soft Computing*, 9(2), 599–607.
- Akerlof, G. A. (1970). The Market for “Lemons”: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488–500.
- Alchian, A. A., & Demsetz, H. (1972). Production, Information Costs, and Economic Organization. *The American Economic Review*, 62(5), 777–795.
- Allayannis, G., Brown, G. W., & Klapper, L. F. (2003). Capital Structure and Financial Risk: Evidence from Foreign Debt Use in East Asia. *Journal of Finance*, 58(6), 2667–2709.
- Allen, D. E. (1993). The pecking order hypothesis: Australian evidence. *Applied Financial Economics*, 3(2), 101–112.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- Altman, E. I. (1984a). A Further Empirical Investigation of the Bankruptcy Cost Question. *The Journal of Finance*, 39(4), 1067–1089.
- Altman, E. I. (1984b). The success of business failure prediction models. An Internacional Survey. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 171–198.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETA Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1, 29–54.

- Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505–529.
- Anandarajan, M., Lee, P., & Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: an examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 10(2), 69–81.
- Ang, J. S., Chua, J. H., & McConnell, J. J. (1982). The Administrative Costs of Corporate Bankruptcy: A Note. *The Journal of Finance*, 37(1), 219–226.
- Ang, J. S., & Peterson, D. R. (1986). Optimal debt versus debt capacity: A disequilibrium model of corporate debt behavior. *Research in Finance*, 6, 51–72.
- Arrow, K. J. (1985). The Economics of Agency. In J. W. Pratt & R. Zeckhauser (Eds.), *Principals and agents: The structure of business* (pp. 37–51). Boston: Harvard Business Press.
- Asquith, P., & Mullins, D. W. (1986). Equity issues and offering dilution. *Journal of Financial Economics*.
- Auerbach, A. J., & King, M. A. (1983). Taxation, Portfolio Choice, and Debt-Equity Ratios: A General Equilibrium Model. *Quarterly Journal of Economics*, 98(4), 587–609.
- Azoff, E. M. (1994). Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets.
- Azofra Palenzuela, V. (1987). *La estructura de capital de la empresa: factores explicativos*. Valladolid: Secretariado de Publicaciones. Universidad de Valladolid.
- Azofra Palenzuela, V., & De Miguel, A. (1990). La interrelación de las decisiones financieras en la gran empresa industrial española. *Investigaciones Económicas*, 159–166.
- Azofra Palenzuela, V., & Fernández Alvarez, A. I. (1999). Las finanzas empresariales 40 años después de las proposiciones de MM: Teorías y realidades. *Papeles de economía española*. Fundación de las Cajas de Ahorros (FUNCAS).
- Back, B., Laitinen, T., & Sere, K. (1996). Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions. *Expert Systems with Applications*, 11(4), 407–413.
- Back, B., Sere, K., & Vanharanta, H. (1998). Analyzing financial performance with self-organizing maps. In *Neural Networks Proceedings* (Vol. 1, pp. 266–270).
- Baesens, B., Setiono, R., Mues, C., & Vanthienen, J. (2003). Using Neural Network Rule Extraction and Decision Tables for Credit-Risk Evaluation. *Management Science*, 49(3), 312–329.
- Balakrishnan, S., & Fox, I. (1993). Asset specificity, firm heterogeneity and capital structure. *Strategic Management Journal*, 14(1), 3–16.
- Banerjee, S., Heshmati, A., & Wihlborg, C. (2004). The dynamics of capital structure. In Michele Bagella, L. Becchetti, I. Hasan, & W. C. Hunter (Eds.), *Research in Banking and Finance* (Vol. 4, pp. 275–297). JAI Press Inc.

- Barclay, M. J., & Smith, C. W. (1995). The Maturity Structure of Corporate Debt. *The Journal of Finance*, 50(2), 609–631.
- Barnea, A., Haugen, R. A., & Senbet, L. W. (1981). An Equilibrium Analysis of Debt Financing under Costly Tax Arbitrage and Agency Problems. *The Journal of Finance*, 36(3), 569–581.
- Barnea, A., Haugen, R. A., & Senbet, L. W. (1985). *Agency problems and financial contracting*. New Jersey: Prentice Hall.
- Barnes, P. (1982). Methodological Implications of Non-Normally Distributed Financial Ratios. *Journal of Business Finance & Accounting*, 9(1), 51–62.
- Barr, D. S., & Mani, G. (1994). Using neural nets to manage investments. *Ai Expert*, 9(2), 16–21.
- Baskin, J. (1989). An Empirical Investigation of the Pecking Order Hypothesis. *Financial Management*, 18(1), 26–35.
- Bates, T. (1991). Financial Capital Structure and Small Business Viability. In R. Yazdipour (Ed.), *Advances in Small Business Finance* (pp. 63–77). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Baxter, N. D. (1967). Leverage, Risk of Ruin and the Cost of Capital. *The Journal of Finance*, 22(3), 395–403.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- Becchetti, L., & Sierra, J. (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking & Finance*, 27(11), 2099–2120.
- Bell, T. B. (1997). Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6(January), 249–264.
- Bell, T. B., Ribar, G. S., & Verchio, J. (1990). Neural nets versus logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. In *Proceedings of the 1990 Deloitte and Touche/University of Kansas Symposium on Auditing Problems* (pp. 29–53).
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies : 1930-Present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter), 1–42.
- Berg, D. (2007). Bankruptcy prediction by generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 23, 129–143.
- Bergerson, K., & Wunsch, D. C. (1991). A commodity trading model based on a neural network-expert system hybrid. In *IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on Neural Networks* (Vol. i, pp. 289–293). IEEE.
- Bernanke, B. S., Gertler, M., & Gilchrist, S. (1996). The Financial Accelerator and the Flight to Quality. *Review of Economics and Statistics*, 78(1), 1–15.

- Bernanke, B. S., Gertler, M., & Gilchrist, S. (1999). The financial accelerator in a quantitative business cycle framework. In J. B. Taylor & M. Woodford (Eds.), *Handbook of Macroeconomics* (Vol. 1, pp. 1341–1393). North-holland.
- Bertels, K., Jacques, J. M., Neuberg, L., & Gatot, L. (1999). Qualitative company performance evaluation: Linear discriminant analysis and neural network models. *European Journal of Operational Research*, 115(3), 608–615.
- Bester, H. (1987). The role of collateral in credit markets with imperfect information. *European Economic Review*, 31(4), 887–899.
- Bevan, A. A., & Danbolt, J. (2002). Capital structure and its determinants in the UK – a decompositional analysis. *Applied Financial Economics*, 12(3), 159–170.
- Bierman, H., & Oldfield, G. S. (1979). Corporate Debt and Corporate Taxes. *The Journal of Finance*, 34(4), 951–956.
- Blazenko, G. W. (1987). Managerial Preference, Asymmetric Information, and Financial Structure. *The Journal of Finance*, 42(4), 839–862.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1–25.
- Booth, L., Aivazian, V., Demircuc-Kunt, A., & Maksimovic, V. (2001). Capital structures in developing countries. *The Journal of Finance*, 56(1), 87–130.
- Borrajo, M. L., Baroque, B., Corchado, E., Bajo, J., & Corchado, J. M. (2011). Hybrid neural intelligent system to predict business failure in small-to-medium-size enterprises. *International Journal of Neural Systems*, 21(4), 277–296.
- Borràs Balsells, F. X., & Càmarà-Turull, X. (2009). *Introducció a la Direcció Financera*. Cossetània Edicions.
- Bose, I. (2006). Deciding the financial health of dot-coms using rough sets. *Information & Management*, 43(7), 835–846.
- Bose, I., & Pal, R. (2006). Predicting the survival or failure of click-and-mortar corporations: A knowledge discovery approach. *European Journal of Operational Research*, 174(2), 959–982.
- Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992). A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers. In *Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory* (pp. 144–152).
- Bougheas, S., Mizen, P., & Yalcin, C. (2006). Access to external finance: Theory and evidence on the impact of monetary policy and firm-specific characteristics. *Journal of Banking & Finance*, 30(1), 199–227.
- Bowen, R. M., Daley, L. A., & Huber, C. C. (1984). Evidence on the Existence and Determinants of Inter-Industry Differences in Leverage. *Financial Management*, 11(4), 10–20.

- Bradley, M., Jarrell, G. A., & Kim, E. H. (1984). On the Existence of an Optimal Capital Structure: Theory and Evidence. *The Journal of Finance*, 39(3), 857–878.
- Brander, J. A., & Lewis, T. R. (1986). Oligopoly and financial structure, The limited liability effect. *The American Economic Review*, 76(5), 956–970.
- Brennan, M. J., & Kraus, A. (1987). Efficient Financing under Asymmetric Information. *The Journal of Finance*, 42(5), 1225–1243.
- Brennan, M. J., & Schwartz, E. S. (1984). Optimal Financial Policy and Firm Valuation. *The Journal of Finance*, 39(3), 593–607.
- Bryant, J. (1980). A model of reserves, bank runs, and deposit insurance. *Journal of Banking & Finance*, 4(4), 335–344.
- Càmara-Turull, X., Borràs Balsells, F. X., Sorrosal Forradellas, M. T., & Fernández Izquierdo, M. Á. (2010). Validating the pecking order theory in the Spanish Chemical Industry. In A. M. Gil-Lafuente & J. M. Merigó (Eds.), *Computational Intelligence in Business and Economics* (Vol. 3, pp. 221–228).
- Càmara-Turull, X., Borràs Balsells, F. X., Sorrosal Forradellas, M. T., & Fernández Izquierdo, M. Á. (2012). Capital structure in the Spanish Chemical Industry. How does the financial crisis affect? In *Methods for Decision Making in an Uncertain Environment* (Vol. 6, pp. 356–363).
- Càmara-Turull, X., Fernández Izquierdo, M. Á., & Sorrosal Forradellas, M. T. (2015). Analizando la estructura de capital mediante mapas autoorganizativos. In J. C. Ferrer-Comalat, S. Linares-Mustarós, & D. Corominas-Coll (Eds.), *New Techniques for Decision Making under Uncertainty - Proceedings of the XVIII SIGEF Congress* (pp. 139–156). Girona: Universitat de Girona.
- Canbas, S., Cabuk, A., & Kilic, S. B. (2005). Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case. *European Journal of Operational Research*, 166(2), 528–546.
- Carmichael, D. R. (1972). *The auditor's reporting obligation: the meaning and implementation of the fourth standard of reporting*. New York: American Institute of Certified Public Accountants.
- Casey, C. J., McGee, V. E., & Stlckney, C. P. (1986). Discriminating Between Reorganized and Liquidated Firms in Bankruptcy. *Accounting Review*, 61(2), 249–262.
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497.
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444.
- Chaudhuri, A., & De, K. (2011). Fuzzy Support Vector Machine for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2472–2486.

- Chauhan, N., Ravi, V., & Karthik Chandra, D. (2009). Differential evolution trained wavelet neural networks: Application to bankruptcy prediction in banks. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 7659–7665.
- Chen, L., & Zhao, X. (2005). *Profitability, Mean Reversion of Leverage Ratios, and Capital structure*.
- Chen, M.-Y. (2012). Visualization and dynamic evaluation model of corporate financial structure with self-organizing map and support vector regression. *Applied Soft Computing*, 12(8), 2274–2288.
- Chen, N., Ribeiro, B., Vieira, A., & Chen, A. (2013). Clustering and visualization of bankruptcy trajectory using self-organizing map. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 385–393.
- Chen, S. K., Mangiameli, P., & West, D. (1995). The comparative ability of self-organizing neural networks to define cluster structure. *Omega*, 23(3), 271–279.
- Chen, W.-S., & Du, Y.-K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 4075–4086.
- Cheng, C.-B., Chen, C.-L., & Fu, C.-J. (2006). Financial distress prediction by a radial basis function network with logit analysis learning. *Computers & Mathematics with Applications*, 51(3-4), 579–588.
- Chevalier, J., & Chevalier, J. (1995). Capital Structure and product market competition: Empirical evidence from the supermarket industry. *American Economic Review*, 85(3), 415–435.
- Childs, P. D., Mauer, D. C., & Ott, S. H. (2005). Interactions of corporate financing and investment decisions: The effects of agency conflicts. *Journal of Financial Economics*, 76(3), 667–690.
- Chittenden, F., Hall, G., & Hutchinson, P. (1996). Small firm growth, access to capital markets and financial structure: Review of issues and an empirical investigation. *Small Business Economics*, 8(1), 59–67.
- Cho, S., Hong, H., & Ha, B.-C. (2010). A hybrid approach based on the combination of variable selection using decision trees and case-based reasoning using the Mahalanobis distance: For bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 37(4), 3482–3488.
- Cho, S., Kim, J., & Bae, J. K. (2009). An integrative model with subject weight based on neural network learning for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 403–410.
- Cielen, A., Peeters, L., & Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 526–532.
- Constantinides, G. M., & Grundy, B. D. (1989). Optimal Investment with Stock Repurchase and Financing as Signals. *The Review of Financial Studies*, 2(4), 445–465.
- Cortes, C., & Vapnik, V. N. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297.

- Cronan, T. P., Glorfeld, L. W., & Perry, L. G. (1991). Production System Development for Expert Systems Using a Recursive Partitioning Induction Approach: An Application to Mortgage, Commercial, and Consumer Lending. *Decision Sciences*, 22(4), 812–845.
- Cuñat, V. (1999). Determinantes del plazo de endeudamiento de las empresas españolas. *Investigaciones Económicas*, 23(3), 351–392.
- Dammon, R. M., & Senbet, L. W. (1988). The Effect of Taxes and Depreciation on Corporate Investment and Financial Leverage. *The Journal of Finance*, 43(2), 357–373.
- de Andrés, J., Landajo, M., & Lorca, P. (2005). Forecasting business profitability by using classification techniques: A comparative analysis based on a Spanish case. *European Journal of Operational Research*, 167(2), 518–542.
- de Andrés, J., Landajo, M., & Lorca, P. (2012). Bankruptcy prediction models based on multinorm analysis: An alternative to accounting ratios. *Knowledge-Based Systems*, 30, 67–77.
- De Miguel, A., & Pindado, J. (2001). Determinants of capital structure: New evidence from Spanish panel data. *Journal of Corporate Finance*, 7, 77–99.
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179.
- Deakin, E. B. (1977). Business failure prediction: an empirical analysis. In E. I. Altman & A. W. Sametz (Eds.), *Financial Crises: Institutions and Markets in a Fragile Environment* (pp. 72–88). John Wiley & Sons Inc.
- DeAngelo, H., & Masulis, R. W. (1980). Optimal capital structure under corporate and personal taxation. *Journal of Financial Economics*, 8(1), 3–29.
- Declerc, M., Heins, B., & Van Wymeersch, C. (1992). Flux financiers et prévision de faillite: une analyse comportementale de l'entreprise. *Cahiers Economiques de Bruxelles*, (136), 415–443.
- Desai, V. S., Crook, J. N., & Overstreet, G. A. (1996). A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment. *European Journal of Operational Research*, 95(1), 24–37.
- Diamond, D. W. (1991). Debt Maturity Structure and Liquidity Risk. *The Quarterly Journal of Economics*, 106(3), 709–737.
- Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R., & Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114(2), 263–280.
- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., & Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487–513.
- Ding, Y., Song, X., & Zen, Y. (2008). Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 3081–3089.

- Doğanay, M. M., Ceylan, N. B., & Aktaş, R. (2006). Predicting financial failure of the Turkish banks. *Annals of Financial Economics*, 2(1), 0650005 (19 páginas).
- Donalson, G. (1961). *Corporate Debt Capacity: A Study of Corporate Debt Policy and the Determination of Corporate Debt Capacity*. Boston: Division of Research, Harvard University.
- Dotan, A., & Ravid, S. A. (1985). On the Interaction of Real and Financial Decisions of the Firm Under Uncertainty. *The Journal of Finance*, 40(2), 501–517.
- Doumpos, M., & Zopounidis, C. (1999). A Multicriteria Discrimination Method for the Prediction of Financial Distress: The Case of Greece. *Multinational Finance Journal*, 3(2), 71–101.
- du Jardin, P. (2009). Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? *Bankers, Markets & Investors*, 98, 39–46.
- du Jardin, P. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*, 73(10-12), 2047–2060.
- du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286–303.
- du Jardin, P., & Séverin, É. (2011). Predicting corporate bankruptcy using a self-organizing map: An empirical study to improve the forecasting horizon of a financial failure model. *Decision Support Systems*, 51(3), 701–711.
- du Jardin, P., & Séverin, É. (2012). Forecasting financial failure using a Kohonen map: A comparative study to improve model stability over time. *European Journal of Operational Research*, 221(2), 378–396.
- Dunis, C. L., Laws, J., & Sermpinis, G. (2011). Higher order and recurrent neural architectures for trading the EUR/USD exchange rate. *Quantitative Finance*, 11(4), 615–629.
- Durand, D. (1952). Costs of debt and equity funds for business: trends and problems of measurement. In *Conference on Research in Business Finance* (pp. 215–262).
- Dutta, S., & Shekhar, S. (1988). Bond Rating: A Non-Conservative Application of Neural Networks. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks* (pp. II443–II450).
- Dwyer, M. M. D. (1992, January 1). *A comparison of statistical techniques and artificial neural network models in corporate bankruptcy prediction*. University of Wisconsin at Madison.
- Dziuban, C. D., & Shirkey, E. C. (1974). When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? Some decision rules. *Psychological Bulletin*, 81(6), 358–361.
- Eckbo, B. E. (1986). Valuation effects of corporate debt offerings. *Journal of Financial Economics*, 15(1-2), 119–151.
- Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477–1493.

- Eisenbeis, R. A. (1977). Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics. *The Journal of Finance*, 32(3), 875–900.
- Elsas, R., & Florysiak, D. (2013). Dynamic Capital Structure Adjustment and the Impact of Fractional Dependent Variables. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, forthcoming(August).
- Enke, D., & Thawornwong, S. (2005). The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns. *Expert Systems with Applications*, 29(4), 927–940.
- Ericsson, J. (2000). Asset Substitution, Debt Pricing, Optimal Leverage and Maturity. *Finance*, 21, 39–69.
- Etemadi, H., Anvary Rostamy, A. A., & Dehkordi, H. F. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3199–3207.
- Ezzamel, M., & Mar-Molinero, C. (1990). The Distributional Properties of Financial Ratios in UK Manufacturing Companies. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 1–29.
- Faccio, M., & Masulis, R. W. (2005). The choice of payment method in European mergers and acquisitions. *Journal of Finance*, 60(3), 1345–1388.
- Fama, E. F. (1978). The Effects of a Firm's Investment and Financing on the Welfare of its Security Holders. *American Economic Review*, 68(3), 272–284.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1998). Taxes, Financing Decisions, and Firm Value. *The Journal of Finance*, 53(3), 819–843.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2002). Testing Trade-Off and Pecking Order Predictions about Dividends and Debt. *The Review of Financial Studies*, 15(1), 1–33.
- Faraway, J., & Chatfield, C. (2008). Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the air line data. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 47(2), 231–250.
- Faulkender, M., & Petersen, M. a. (2006). Does the source of capital affect capital structure? *Review of Financial Studies*, 19, 45–79.
- Fazzari, S. M., Hubbard, R. G., Petersen, B. C., Blinder, A. S., & Poterba, J. M. (1988). *Financing Constraints and Corporate Investment*. *Brookings Papers on Economic Activity* (Vol. 1).
- Fazzari, S. M., & Variato, A. M. (1994). Asymmetric Information and Keynesian Theories of Investment. *Journal of Post Keynesian Economics*, 16(3), 351–369.
- Fischer, E. O., Heinkel, R., & Zechner, J. (1989). Dynamic Capital Structure Choice: Theory and Tests. *Journal of Finance*, 44(1), 19–40.
- FitzPatrick, P. J. (1932). A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies. *The Certified Public Accountant*, 12.

- Flannery, M. J., & Hankins, K. W. (2013). Estimating dynamic panel models in corporate finance. *Journal of Corporate Finance*, 19(1), 1–19.
- Flannery, M. J., & Rangan, K. P. (2006). Partial adjustment toward target capital structures. *Journal of Financial Economics*, 79(3), 469–506.
- Fletcher, D., & Goss, E. (1993). Forecasting with neural networks. *Information & Management*, 24(3), 159–167.
- Fodor, J. A., & Pylyshyn, Z. W. (1988). Connectionism and cognitive architecture: A critical analysis. *Cognition*, 28(1-2), 3–71.
- Foster, G. (1986). *Financial Statement Analysis* (2nd ed.). New Jersey: Prentice Hall.
- Frank, M. Z., & Goyal, V. K. (2003). Testing the pecking order theory of capital structure. *Journal of Financial Economics*, 67(2), 217–248.
- Frank, M. Z., & Goyal, V. K. (2007). Trade-Off and Pecking Order Theories of Debt. *Handbook of Empirical Corporate Finance*, 1, 135–202.
- Frank, M. Z., & Goyal, V. K. (2009). Capital Structure Decisions: Which Factors Are Reliably Important? *Financial Management*, 38(1), 1–37.
- Freeman, J. (1993). *Redes neuronales : algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación*. Delaware: Addison-Wesley.
- Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D.-L. (1985). Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. *The Journal of Finance*, 40(1), 269–291.
- Fuertes, J. J., Domínguez, M., Reguera, P., Prada, M. a., Díaz, I., & Cuadrado, A. a. (2010). Visual dynamic model based on self-organizing maps for supervision and fault detection in industrial processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(1), 8–17.
- Fung, W. K. H., & Theobald, M. F. (1984). Dividends and Debt under Alternative Tax Systems. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 19(1), 59.
- Gabás Trigo, F. (1990). *Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial*. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas . Ministerio de Hacienda. Centro de Publicaciones.
- García Estévez, P. (2002). *Aplicaciones de las redes neuronales en las finanzas*. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid.
- Gentry, J. A., Newbold, P., & Whitford, D. T. (1987). Funds Flow Components, Financial Ratios, and Bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(4), 595–606.
- Gepp, A., & Kumar, K. (2008). The role of survival analysis in financial distress prediction. *International Research Journal of Finance and Economics*, (16), 13–34.
- Gepp, A., Kumar, K., & Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees. *Journal of Forecasting*, 29, 536–555.

- Gertler, M., & Gilchrist, S. (1993). The role of credit market imperfections in the monetary transmission mechanism: arguments and evidence. *The Scandinavian Journal of Economics*, 95, 43–64.
- Gestel, T. Van, Baesens, B., Suykens, J. A. K., Van den Poel, D., Baestaens, D.-E., & Willekens, M. (2006). Bayesian kernel based classification for financial distress detection. *European Journal of Operational Research*, 172(3), 979–1003.
- Ghosal, V., & Loungani, P. (1996). *Firm Size and the Impact of Profit-Margin Uncertainty on Investment: Do Financing Constraints Play a Role?* (No. 557). *International Finance Discussion Papers*.
- Gilson, S. C. (2009). Transactions Costs and Capital Structure Choice : Evidence from Financially Distressed Firms. *Journal of Finance*, 52(1), 161–196.
- Glorfeld, L. W., & Hardgrave, B. C. (1996). An improved method for developing neural networks: The case of evaluating commercial loan creditworthiness. *Computers & Operations Research*, 23(10), 933–944.
- Goldstein, R., Ju, N., & Leland, H. E. (2001). An EBIT-Based Model of Dynamic Capital Structure. *The Journal of Business*.
- Gordon, M. J. (1989). Corporate Finance under MM Theorems. *Financial Management*, 18(2), 19–28.
- Goss, E. P., & Ramchandani, H. (1995). Comparing classification accuracy of neural networks, binary logit regression and discriminant analysis for insolvency prediction of life insurers. *Journal of Economics and Finance*, 19(3), 1–18.
- Goyal, V. K., Lehn, K., & Racic, S. (2002). Growth opportunities and corporate debt policy: The case of the U.S. defense industry. *Journal of Financial Economics*, 64(1), 35–59.
- Graham, B., & Dodd, D. L. (1934). *Security analysis: principles and technique*. McGraw-Hill.
- Graham, J. R. (1996). Debt and the marginal tax rate. *Journal of Financial Economics*, 41(1), 41–73.
- Graham, J. R. (2000). How Big Are the Tax Benefits of Debt ? *The Journal of Finance*, LV(5), 1901–1939.
- Graham, J. R., & Harvey, C. R. (2001). The theory and practice of corporate finance: evidence from the field. *Journal of Financial Economics*, 60(2-3), 187–243.
- Graham, J. R., & Leary, M. T. (2011). A Review of Empirical Capital Structure Research and Directions for the Future. *SSRN Electronic Journal*, 1–59.
- Green, R. C., & Talmor, E. (1986). Asset substitution and the agencycosts of debt financing. *Journal of Banking & Finance*, 10(3), 391–399.
- Grossman, S. J., & Hart, O. (1982). Corporate Financial Structure and Managerial Incentives. In *The economics of information and uncertainty* (pp. 107–140). Chicago: University of Chicago Press.

- Grudnitski, G., & Osburn, L. (1993). Forecasting S&P and gold futures prices: An application of neural networks. *Journal of Futures Markets*, 13(6), 631–643.
- Guthmann, H. G., & Dougall, H. E. (1955). *Corporate Financial Policy*. New York: Prentice Hall.
- Hahn, J., Hausman, J., & Kuersteiner, G. (2007). Long difference instrumental variables estimation for dynamic panel models with fixed effects. *Journal of Econometrics*, 140(2), 574–617.
- Hall, G., Hutchinson, P., & Michaelas, N. (2000). Industry Effects on the Determinants of Unquoted SMEs' Capital Structure. *International Journal of the Economics of Business*, 7(3), 297–312.
- Hamid, S. A., & Iqbal, Z. (2004). Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices. *Journal of Business Research*, 57(10), 1116–1125.
- Hann, T. H., & Steurer, E. (1996). Much ado about nothing? Exchange rate forecasting: Neural networks vs. linear models using monthly and weekly data. *Neurocomputing*, 10(4), 323–339.
- Harris, M., & Raviv, A. (1990). Capital Structure and the Informational Role of Debt. *Journal of Finance*, 45(2), 321–349.
- Harris, M., & Raviv, A. (1991). The Theory of Capital Structure. *Journal of Finance*, 46(1), 297–355.
- Hart, O., & Moore, J. (1990). *A Theory of Corporate Financial Structure Based on the Seniority of Claims* (No. 3431).
- Hart, O., & Moore, J. (1995). Debt and Seniority: An Analysis of the Role of Hard Claims in Constraining Management. *American Economic Review*, 85(3), 567–585.
- Harvey, C. R., Lins, K. V., & Roper, A. H. (2004). The effect of capital structure when expected agency costs are extreme. *Journal of Financial Economics*, 74(1), 3–30.
- Haugen, R. A., & Senbet, L. W. (1978). The Insignificance of Bankruptcy Costs to the Theory of Optimal Capital Structure. *The Journal of Finance*, 33(2), 383–393.
- Haugen, R. A., & Senbet, L. W. (1986). Corporate Finance and Taxes: A Review. *Financial Management*, 15(3), 5–21.
- Hawley, D. D., Johnson, J. D., & Raina, D. (1990). Artificial Neural Systems: A New Tool for Financial Decision-Making. *Financial Analysts Journal*, 46(6), 63–72.
- Heinkel, R. (1982). A Theory of Capital Structure Relevance Under Imperfect Information. *The Journal of Finance*, 37(5), 1141–1150.
- Heinkel, R., & Schwartz, E. S. (1986). Rights versus Underwritten Offerings : An Asymmetric Information Approach. *The Journal of Finance*, 41(1), 1–18.
- Heinkel, R., & Zechner, J. (1990). The Role of Debt and Preferred Stock as a Solution to Adverse Investment Incentives. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 25(1), 1–24.

- Hennessy, C. A., & Whited, T. M. (2005). Debt dynamics. *Journal of Finance*, 60(3), 1129–1165.
- Hilera González, J. R. H., & Martínez Hernando, V. J. (1994). *Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones*. RA-MA.
- Hill, R. C., Griffiths, W. E., & Lim, G. C. (2011). *Principles of econometrics* (4th ed.). Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Hirshleifer, J. (1966). Investment Decision under Uncertainty: Applications of the State-Preference Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 80(2), 252–277.
- Hirshleifer, J. (1970). *Investment, interest, and capital*. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- Hoptroff, R. G. (1993). The principles and practice of time series forecasting and business modelling using neural nets. *Neural Computing & Applications*, 1(1), 59–66.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359–366.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3rd ed.). Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Hovakimian, A., Hovakimian, G., & Tehranian, H. (2004). Determinants of target capital structure: The case of dual debt and equity issues. *Journal of Financial Economics*, 71(3), 517–540.
- Hovakimian, A., Opler, T., & Titman, S. (2001). The Debt-Equity Choice. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 36(1), 1–24.
- Hsia, C.-C. (1981). Coherence of the Modern Theories of Finance. *The Financial Review*, 16(1), 27–42.
- Hsieh, S.-J. (1993). A note on the optimal cutoff point in bankruptcy prediction models. *Journal of Business Finance & Accounting*, 20(3), 457–464.
- Hu, Y.-C. (2009). Bankruptcy prediction using ELECTRE-based single-layer perceptron. *Neurocomputing*, 72(13-15), 3150–3157.
- Hua, Z., Wang, Y., Xu, X., Zhang, B., & Liang, L. (2007). Predicting corporate financial distress based on integration of support vector machine and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 33(2), 434–440.
- Huang, G., & Song, F. M. (2006). The determinants of capital structure: Evidence from China. *China Economic Review*, 17(1), 14–36.
- Huang, R., & Ritter, J. R. (2009). Testing Theories of Capital Structure and Estimating the Speed of Adjustment. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*.
- Huang, Z., Chen, H., Hsu, C.-J., Chen, W.-H., & Wu, S. (2004). Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study. *Decision Support Systems*, 37(4), 543–558.

- Hubbard, R. G., Kashyap, A. K., & Whited, T. M. (1995). Internal finance and firm investment. *Journal of Money, Credit & Banking*, 27(3), 683–701.
- Hui, X.-F., & Sun, J. (2006). An Application of Support Vector Machine to Companies' Financial Distress Prediction. In V. Torra, Y. Narukawa, A. Valls, & J. Domingo-Ferrer (Eds.), *Modeling Decisions for Artificial Intelligence* (Vol. 3885, pp. 274–282). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Hull, R. M. (1999). Leverage Ratios, Industry Norms, and Stock Price Reaction: An Empirical Investigation of Stock-for-Debt Transactions. *Financial Management*, 28(2), 32–45.
- Jain, B. A., & Nag, B. N. (1995). Artificial Neural Network Models for Pricing Initial Public Offerings. *Decision Sciences*, 26(3), 283–302.
- Jalilvand, A., & Harris, R. S. (1984). Corporate Behavior in Adjusting to Capital Structure and Dividend Targets: An Econometric Study. *The Journal of Finance*, 39(1), 127–145.
- Jensen, H. L. (1992). Using Neural Networks for Credit Scoring. *Managerial Finance*, 18(6), 15–26.
- Jensen, M. C. (1986). Agency Costs of Free Cash Flow , Corporate Finance , and Takeovers. *American Economic Review*, 76(2), 323–329.
- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360.
- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1994). The Nature of Man. *Journal of Applied Corporate Finance*, 7(2), 4–19.
- Jo, H., & Han, I. (1996). Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 11(4), 415–422.
- Jo, H., Han, I., & Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13(2), 97–108.
- John, K. (1987). Risk-Shifting Incentives and Signalling Through Corporate Capital Structure. *Journal of Finance*, 42(3), 623–641.
- Jones, S., & Hensher, D. A. (2004). Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The Accounting Review*, 79(4), 1011–1038.
- Joos, P., Vanhoof, K., Ooghe, H., & Sierens, N. (1998). Credit classification: A comparison of LOGIT models and decision trices. In *Proceedings notes of the Workshop on Application of Machine Learning and Data Mining in Finance* (pp. 59–72).
- Jordan, J., Lowe, J., & Taylor, P. (1998). Strategy and financial policy in UK small firms. *Journal of Business Finance & Accounting*, 25(1-2), 1–27.
- Joy, O. M., & Tollefson, J. O. (1978). Some Clarifying Comments on Discriminant Analysis. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 13(1), 197.

- Kamijo, K., & Tanigawa, T. (1990). Stock price pattern recognition-a recurrent neural network approach. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 215–221 vol.1). IEEE.
- Kamruzzaman, J. (2006). *Artificial Neural Networks in Finance and Manufacturing*. IGI Global.
- Kane, A., Marcus, A. J., & McDonald, R. L. (1984). How Big is the Tax Advantage to Debt? *The Journal of Finance*, *39*(3), 841–853.
- Kane, A., Marcus, A. J., & McDonald, R. L. (1985). Debt Policy and the Rate of Return Premium to Leverage. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *20*(4), 479–499.
- Karels, G. V., & Prakash, A. J. (1987). Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, *14*(4), 573–593.
- Keasey, K., & Mcguinness, P. (1990). The Failure of UK Industrial Firms for the Period 1976-1984, Logistic Analysis and Entropy Measures. *Journal of Business Finance & Accounting*, *17*(1), 119–135.
- Kim, E. H. (1978). A Mean-Variance Theory of Optimal Capital Structure and Corporate Debt Capacity. *The Journal of Finance*, *33*(1), 45–63.
- Kim, J. W., Weistroffer, H. R., & Redmond, R. T. (1993). Expert systems for bond rating: a comparative analysis of statistical, rule-based and neural network systems. *Expert Systems*, *10*(3), 167–172.
- Kim, M., & Maksimovic, V. (1990). Technology, debt and the exploitation of growth options. *Journal of Banking & Finance*, *14*(6), 1113–1131.
- Kim, M.-J., & Han, I. (2003). The discovery of experts' decision rules from qualitative bankruptcy data using genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, *25*(4), 637–646.
- Kim, W. S., & Sorensen, E. H. (1986). Evidence on the Impact of the Agency Costs of Debt on Corporate Debt Policy. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *21*(2), 131–144.
- Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., & Takeoka, M. (1990). Stock market prediction system with modular neural networks. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 1–6 vol.1). IEEE.
- Kiviluoto, K. (1998). Predicting bankruptcies with the self-organizing map. *Neurocomputing*, *21*(1-3), 191–201.
- Koh, H. C. (1992). The Sensitivity of Optimal Cutoff Points to Misclassification Costs of Type I and Type II Errors in the Going-Concern Prediction Context. *Journal of Business Finance & Accounting*, *19*(2), 187–197.
- Kohonen, T. K. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, *43*(1), 59–69.
- Kohonen, T. K. (1988). *Self-Organization and Associative Memory*. Springer-Verlag. Berlin.
- Kohonen, T. K. (2001). *Self-Organizing Maps* (3rd ed.). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.

- Krasker, W. S. (1986). Stock Price Movements in Response to Stock Issues under Asymmetric Information. *The Journal of Finance*, 41(1), 93.
- Kraus, A., & Litzenberger, R. H. (1973). A state-preference model of optimal financial leverage. *The Journal of Finance*, 28(4), 911–922.
- Kryzanowski, L., Galler, M., & Wright, D. W. (1993). Using artificial neural networks to pick stocks. *Financial Analysts Journal*, 49(4), 21–27.
- Kuan, C.-M., & White, H. (1994). Artificial neural networks: an econometric perspective. *Econometric Reviews*, 13(1), 1–91.
- Kwak, W., Shi, Y., & Kou, G. (2012). Bankruptcy prediction for Korean firms after the 1997 financial crisis: Using a multiple criteria linear programming data mining approach. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 38, 441–453.
- Laffarga Briones, J., Martín Marín, J. L., & Vázquez Cueto, M. J. (1985). El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca Española. *Esic market*. Escuela Superior de Gestión Comercial y Marketing, ESIC.
- Laffarga Briones, J., & Pina Martínez, V. (1995). La utilidad del análisis multivariante para evaluar la gestión continuada de empresas. *Revista Española de Financiación Y Contabilidad*, 84, 727–748.
- Laitinen, E. K. (1992). Prediction of failure of a newly founded firm. *Journal of Business Venturing*, 7(4), 323–340.
- Laitinen, E. K. (1993). Financial predictors for different phases of the failure process. *Omega*, 21(2), 215–228.
- Lee, K. C., Han, I., & Kwon, Y. (1996). Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. *Decision Support Systems*, 18(1), 63–72.
- Lee, S., & Choi, W. S. (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 40(8), 2941–2946.
- Leland, H. E. (1998). Agency costs, risk management, and capital structure. *The Journal of Finance*, 53(4), 1213–1243.
- Leland, H. E., & Pyle, D. H. (1977). Informational Asymmetries, Financial Structure, and Financial Intermediation. *The Journal of Finance*, 33(2), 371–387.
- Lensberg, T., Eilifsen, A., & McKee, T. E. (2006). Bankruptcy theory development and classification via genetic programming. *European Journal of Operational Research*, 169(2), 677–697.
- León-Soriano, R., & Muñoz-Torres, M. J. (2012). Using Neural Networks to Model Sovereign Credit Ratings: Application to the European Union. In K. J. Engemann, A. M. Gil-Lafuente, & J. M. Merigó (Eds.), *Modeling and Simulation in Engineering, Economics and Management* (Vol. 115, pp. 13–23). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

- Leshno, M., & Spector, Y. (1996). Neural network prediction analysis: The bankruptcy case. *Neurocomputing*, 10(2), 125–147.
- Lewellen, J. W., & Lewellen, K. (2006). *Internal Equity , Taxes , and Capital Structure Internal Equity , Taxes , and Capital Structure*.
- Li, H., Adeli, H., Sun, J., & Han, J.-G. (2011). Hybridizing principles of TOPSIS with case-based reasoning for business failure prediction. *Computers & Operations Research*, 38(2), 409–419.
- Li, H., Huang, H.-B., Sun, J., & Lin, C. (2010). On sensitivity of case-based reasoning to optimal feature subsets in business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 37(7), 4811–4821.
- Li, H., & Sun, J. (2008). Ranking-order case-based reasoning for financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, 21(8), 868–878.
- Li, H., & Sun, J. (2009). Hybridizing principles of the Electre method with case-based reasoning for data mining: Electre-CBR-I and Electre-CBR-II. *European Journal of Operational Research*, 197(1), 214–224.
- Li, H., & Sun, J. (2010). Business failure prediction using hybrid2 case-based reasoning (H2CBR). *Computers & Operations Research*, 37(1), 137–151.
- Li, H., & Sun, J. (2011). Predicting business failure using support vector machines with straightforward wrapper: A re-sampling study. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 12747–12756.
- Li, H., Sun, J., & Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5895–5904.
- Li, M.-Y. L., & Miu, P. (2010). A hybrid bankruptcy prediction model with dynamic loadings on accounting-ratio-based and market-based information: A binary quantile regression approach. *Journal of Empirical Finance*, 17(4), 818–833.
- Liang, L., & Wu, D. (2005). An application of pattern recognition on scoring Chinese corporations financial conditions based on backpropagation neural network. *Computers & Operations Research*, 32(5), 1115–1129.
- Liang, T.-P., Chandler, J. S., Han, I., & Roan, J. (1992). An empirical investigation of some data effects on the classification accuracy of probit, ID3, and neural networks. *Contemporary Accounting Research*, 9(1), 306–328.
- Libby, R. (1975). Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some Behavioral Evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), 150–161.
- Lin, F., Yeh, C.-C., & Lee, M.-Y. (2011). The use of hybrid manifold learning and support vector machines in the prediction of business failure. *Knowledge-Based Systems*, 24(1), 95–101.

- Lin, T.-H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72(16-18), 3507–3516.
- López Iturriaga, F. J., & Sanz, I. P. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 2857–2869.
- Lussier, R. N. (1995). A Nonfinancial Business Success versus Failure Prediction Model for Young Firms. *Journal of Small Business Management*, 33(1), 8.
- Lussier, R. N., & Corman, J. (1994). A success vs. Failure prediction model of the manufacturing industry. In *Conference of the Small Business Institute Director's Association* (pp. 1–5). San Antonio, Texas.
- MacKay, P., & Phillips, G. M. (2002). *Is There an Optimal Industry Financial Structure?* (No. 9032).
- Mackie-Mason, J. K. (1990). Do Taxes Affect Corporate Financing Decisions? *The Journal of Finance*, 45(5), 1471–1493.
- Malhotra, R., & Malhotra, D. . (2003). Evaluating consumer loans using neural networks. *Omega*, 31(2), 83–96.
- Malhotra, R., & Malhotra, D. K. (2002). Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems. *European Journal of Operational Research*, 136(1), 190–211.
- Mao, C. X. (2003). Interaction of Debt Agency Problems and Optimal Capital Structure: Theory and Evidence. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 38(2), 399.
- Martens, D., Van Gestel, T., De Backer, M., Haesen, R., Vanthienen, J., & Baesens, B. (2010). Credit rating prediction using Ant Colony Optimization. *Journal of the Operational Research Society*, 61(4), 561–573.
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure. A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1, 249–276.
- Martín-del-Brío, B., & Sanz Molina, A. (2006). *Redes neuronales y sistemas borrosos* (3rd ed.). Ra-Ma.
- Martín-del-Brío, B., & Serrano-Cinca, C. (1995, June 1). Fundamentos de redes neuronales artificiales: hardware y software. *Scire: Representación Y Organización Del Conocimiento*.
- Mascareñas, J. (2007, July 22). Contratos Financieros Principal-Agente (Principal-Agent Financial Contracts).
- Mauer, D. C., & Sarkar, S. (2005). Real options, agency conflicts, and optimal capital structure. *Journal of Banking & Finance*, 29(6), 1405–1428.
- Mauer, D. C., & Triantis, A. J. (1994). Interactions of Corporate Financing and Investment Decisions: A Dynamic Framework. *Journal of Finance*, 49(4), 1253–1277.

- Mckee, T. E. (2000). Developing a Bankruptcy Prediction Model via Rough Sets Theory. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9(February), 159–173.
- Mckee, T. E., & Greenstein, M. (2000). Predicting Bankruptcy Using Recursive Partitioning and a Realistically Proportioned Data Set. *Journal of Forecasting*, 19(3), 219–230.
- Mcleay, S., & Omar, A. (2000). The Sensitivity of Prediction Models to the Non-Normality of Bounded and Unbounded Financial Ratios. *The British Accounting Review*, 32(2), 213–230.
- McNally, W. J. (1999). Open market stock repurchase signaling. *Financial Management*, 28(2), 55–67.
- Mello, A. S., & Parsons, J. E. (1992). Measuring the Agency Cost of Debt. *The Journal of Finance*, 47(5), 1887–1904.
- Menéndez Requejo, S. (2001). Endeudamiento de Pymes Vs Grandes Empresas: Determinantes y Relaciones Estructurales. In *IX Foro de Finanzas*.
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380–395.
- Merwin, C. L. (1942). *Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926-36*. National Bureau of Economic Research, Inc.
- Miller, M. H. (1977). Debt and Taxes. *The Journal of Finance*, 32(2), 261–275.
- Miller, M. H., & Rock, K. (1985). Dividend Policy under Asymmetric Information. *The Journal of Finance*, 40(4), 1031–1051.
- Min, J. H., & Lee, Y.-C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603–614.
- Minsky, M., & Papert, S. (1969). Perceptron: an introduction to computational geometry. *The MIT Press, Cambridge, Expanded Edition*, 19, 88.
- Modigliani, F., & Miller, M. H. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *The American Economic Review*, 48(3), 261–297.
- Modigliani, F., & Miller, M. H. (1963). Corporate Income Taxes and the Cost of Capital: A Correction. *The American Economic Review*, 53(3), 433–443.
- Mokhatab Rafiei, F., Manzari, S. M., & Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: Iranian evidence. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10210–10217.
- Moody, J., & Utans, J. (1992). Principled Architecture Selection for Neural Networks: Application to Corporate Bond Rating Prediction. In J. E. Moody, S. J. Hanson, & R. P. Lippmann (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 4* (pp. 683–690). Morgan-Kaufmann.
- Mora Enguádanos, A. (1994). Los Modelos de Predicción del Fracaso Empresarial: Una Aplicación Empírica del LOGIT. *Revista Española de Financiación Y Contabilidad*, 23(78), 203–233.

- Moreno Luzón, M. D. (1985). Costes de dificultades financieras y política de endeudamiento empresarial. *Revista de Economía Y Empresa*, 5(12), 253–272.
- Mossman, C. E., Bell, G. G., Swartz, L. M., & Turtle, H. (1998). An empirical comparison of bankruptcy models. *The Financial Review*, 33(2), 35–54.
- Myers, S. C. (1977). Determinants of corporate borrowing. *Journal of Financial Economics*, 5(2), 147–175.
- Myers, S. C. (1984). The Capital Structure Puzzle. *The Journal of Finance*, 39, 575–592.
- Myers, S. C. (2001). Capital Structure. *The Journal of Economic Perspectives*, 15(2), 81–102.
- Myers, S. C. (2003). *Financing of corporations. Handbook of the Economics of Finance* (Vol. 1). Elsevier.
- Myers, S. C., & Majluf, N. S. (1984). Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have. *Journal of Financial Economics*, 13, 187–221.
- N. Berger, A., & Udell, G. (1998). The economics of small business finance: The roles of private equity and debt markets in the financial growth cycle. *Journal of Banking & Finance*, 22(6-8), 613–673.
- Narayanan, M. P. (1988). Debt Versus Equity under Asymmetric Information. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 23(1), 39.
- Niu, X. (2008). Theoretical and Practical Review of Capital Structure and its Determinants. *International Journal of Business and Management*, 3(3), 133–139.
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 163–168 vol.2). IEEE.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.
- Oliner, S. D., & Rudebusch, G. D. (1996). Monetary Policy and Credit Conditions: Evidence from the Composition of External Finance: Comment. *The American Economic Review*, 86(1), 300–309.
- Olmeda, I., Bonilla, M., & Marco, P. (2002). *Redes Neuronales Artificiales: Predicción de la Volatilidad del Tipo de Cambio de la Peseta. Working Papers. Serie EC*. Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, S.A. (Ivie).
- Olson, D. L., Delen, D., & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52(2), 464–473.
- Ooghe, H., Joos, P., & De Vos, D. (1993). Risico-indicator voor een onderneming aan de hand van falingspredictie-modellen. *Accountancy & Bedrijfskunde*, 18(3), 3–26.
- Ozeki, M., & Ohno, T. (1980). Chusho Kigyo ni okeru tosan no zikei retsu ni yoru bunrui (Bankruptcy classification based on time series criterion with data from small and middle sized firms). In *Japan Academy of Managerial Science*. Tokio.

- Öztek, Ö., & Flannery, M. J. (2012). Institutional determinants of capital structure adjustment speeds. *Journal of Financial Economics*, 103(1), 88–112.
- Paniagua, R., Nistal, M., Sesma, P., Álvarez-Uría, M., Fraile, B., Anadón, R., & José Sáez, F. (2002). *Citología e histología vegetal y animal: biología de las células y tejidos animales y vegetales*. McGraw-Hill/Interamericana.
- Park, C.-S., & Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 255–264.
- Parrino, R., & Weisbach, M. S. (1999). Measuring investment distortions arising from stockholder–bondholder conflicts. *Journal of Financial Economics*, 53(1), 3–42.
- Parsons, C., & Titman, S. (2007). *Empirical Capital Structure: A Review. Foundations and Trends® in Finance* (Vol. 3).
- Pawlak, Z. (1982). Rough sets. *International Journal of Computer & Information Sciences*, 11(5), 341–356.
- Pendharkar, P. (2008). Misclassification cost minimizing fitness functions for genetic algorithm-based artificial neural network classifiers. *Journal of the Operational Research Society*, 60(8), 1123–1134.
- Pendharkar, P. C. (2002). A potential use of data envelopment analysis for the inverse classification problem. *Omega*, 30(3), 243–248.
- Pendharkar, P. C. (2005). A threshold-varying artificial neural network approach for classification and its application to bankruptcy prediction problem. *Computers & Operations Research*, 32(10), 2561–2582.
- Petersen, M. A., & Rajan, R. G. (1994). The Benefits of Lending Relationships: Evidence from Small Business Data. *The Journal of Finance*, 49(1), 3–37.
- Pettit, R. R., & Singer, R. F. (1985). Small Business Finance : A Research Agenda. *Financial Management*, 14(3), 47–60.
- Pinches, G. E., Eubank, A. A., Mingo, K. A., & Caruthers, J. K. (1975). The hierarchical classification of financial ratios. *Journal of Business Research*, 3(4), 295–310.
- Pinches, G. E., Mingo, K. A., & Caruthers, J. K. (1973). The Stability Of Financial Patterns In Industrial Organizations. *Journal of Finance*, 28(2), 389–396.
- Poitevin, M. (1989). Financial Signalling and the “Deep-Pocket” Argument. *The RAND Journal of Economics*, 20(1), 26–40.
- Premachandra, I. M., Chen, Y., & Watson, J. (2011). DEA as a tool for predicting corporate failure and success: A case of bankruptcy assessment. *Omega*, 39(6), 620–626.
- Principe, J. C., Euliano, N. R., & Lefebvre, W. C. (2000). *Neural and Adaptive Systems: Fundamentals through Simulations* -. Wiley.

- Psillaki, M., & Daskalakis, N. (2009). Are the determinants of capital structure country or firm specific? *Small Business Economics*, 33(3), 319–333.
- R Core Team. (2015). R: A Language and Environment for Statistical Computing. Vienna, Austria.
- Rahimian, E., Singh, S., Thammachote, T., & Virmani, R. (1993). Bankruptcy prediction by neural network. In R. R. Trippi & E. Turban (Eds.), *Neural networks in finance and investing* (pp. 159–176). Chicago: Probus Publ.
- Rajan, R. G., & Zingales, L. (1995). What Do We Know About Capital Structure - Some Evidence From International Data. *Journal of Finance*, 50(5), 1421–1460.
- Rajpurohit, V. S., & Pai, M. M. M. (2009). Using self Organizing Networks for Moving Object Trajectory Prediction. *ICGST Journal on Artificial Intelligence and Machine Learning*, 9(1), 27–34.
- Rather, A. M., Agarwal, A., & Sastry, V. N. (2015). Recurrent neural network and a hybrid model for prediction of stock returns. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 3234–3241.
- Ravid, S. A., & Sarig, O. H. (1991). Financial Signalling by Committing to Cash Outflows. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 26(2), 165–180.
- Ravisankar, P., & Ravi, V. (2010). Financial distress prediction in banks using Group Method of Data Handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP. *Knowledge-Based Systems*, 23(8), 823–831.
- Ravisankar, P., Ravi, V., & Bose, I. (2010). Failure prediction of dotcom companies using neural network–genetic programming hybrids. *Information Sciences*, 180(8), 1257–1267.
- Rivera Godoy, J. A. (2002). Teoría sobre Estructura de CApital. *Estudios Gerenciales*, 18(84), 31–59.
- Robichek, A. A., & Myers, S. C. (1965). *Optimal financing decisions*. Prentice Hall.
- Rodríguez-Vilariño, M. L. (1994). Utilidad del análisis PROBIT en la predicción de la insolvencia empresarial. *Cuadernos de Estudios Empresariales*, (4), 381–387.
- Romano, C. A., Tanewski, G. A., & Smyrnios, K. X. (2001). Capital structure decision making. *Journal of Business Venturing*, 16(3), 285–310.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408.
- Ross, S. A. (1973). The Economic The Theory of Agency : Principal’s Problem. *American Economic Review*, 63(2), 134–139.
- Ross, S. A. (1977). The Determination of Financial Structure: The Incentive Signalling Approach. *Bell Journal of Economics*, 8(1), 23–40.
- Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jaffe, J. F. (2012). *Finanzas corporativas* (12th ed.). Madrid : McGraw-Hill.

- Rubinstein, M. (2003). Great Moments in Financial Economics: II. Modigliani-Miller Theorem. *Journal Of Investment Management*, 1(2).
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning Internal Representations by Error Propagation. In D. E. Rumelhart & J. L. McClelland (Eds.), *Parallel distributed processing* (pp. 318–362). Cambridge, MA: MIT Press.
- Rumelhart, D. E., & McClelland, J. L. (1986). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1: Foundations*. (D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, & C. PDP Research Group, Eds.). Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Ryu, Y. U., Chandrasekaran, R., & Jacob, V. (2004). Prognosis Using an Isotonic Prediction Technique. *Management Science*, 50(6), 777–785.
- Ryu, Y. U., & Yue, W. T. (2005). Firm bankruptcy prediction: Experimental comparison of isotonic separation and other classification approaches. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans.*, 35(5), 727–737.
- Salas Fumás, V. (1993). La empresa en el análisis económico. *Papeles de economía española*, 57, 126–148.
- Sánchez-Lasheras, F., de Andrés, J., Lorca, P., & de Cos Juez, F. J. (2012). A hybrid device for the solution of sampling bias problems in the forecasting of firms' bankruptcy. *Expert Systems with Applications*, 39(8), 7512–7523.
- Sarkar, S., & Sriram, R. S. (2001). Bayesian Models for Early Warning of Bank Failures. *Management Science*, 47(11), 1457–1475.
- Scherger, V., Vigier, H. P., & Barberà-Mariné, M. G. (2014). Finding Business Failure Reasons Through a Fuzzy Model of Diagnosis. *Fuzzy Economic Review*, XIX(1), 45–62.
- Schiantarelli, F., & Sembenelli, A. (1997). *The Maturity Structure of Debt: Determinants and Effects on Firms' Performance? Evidence from the United Kingdom and Italy* (No. 1699). *Policy*.
- Schnabel, J. a. (1992). Small Business Capital Structure Choice. *The Journal of Small Business Finance*, 2(1), 13–21.
- Schwartz, E. (1959). Theory of the Capital Structure of the Firm. *The Journal of Finance*, 14(1), 18–39.
- Scott, D. F., & Martin, J. D. (1975). Industry Influence on Financial Structure. *Financial Management*, 4(1), 67–73.
- Scott, J. H. (1976). A Theory of Optimal Capital Structure. *The Bell Journal of Economics*, 7(1), 33–54.
- Scott, J. H. (1977). Bankruptcy, Secured Debt, and Optimal Capital Structure. *The Journal of Finance*, 32(1), 1–19.
- Segura, J., & Toledo, L. (2003). Tamaño, Estructura y Coste de Financiación de las Empresas Manufactureras Españolas. *Investigaciones Económicas*, XXVII(1), 39–69.

- Serrano-Cinca, C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), 227–238.
- Serrano-Cinca, C., & Gutiérrez-Nieto, B. (2013). Partial Least Square Discriminant Analysis for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 54(3), 1245–1255.
- Serrano-Cinca, C., & Martín-del-Brío, B. (1993). Predicción de la Quiebra Bancaria Mediante el Empleo de Redes Neuronales Artificiales. *Revista Española de Financiación Y Contabilidad*, XXIII(74), 153–176.
- Setiono, R., Baesens, B., & Mues, C. (2011). Rule extraction from minimal neural networks for credit card screening. *International Journal of Neural Systems*, 21(4), 265–76.
- Séverin, É. (2010). Self organizing maps in corporate finance: Quantitative and qualitative analysis of debt and leasing. *Neurocomputing*, 73(10-12), 2061–2067.
- Shapiro, A. C. (1991). Establishing a capital structure. In *Modern Corporate Finance* (pp. 458–486). New York: Macmillan.
- Sharda, R., & Patil, R. B. (1992). Connectionist approach to time series prediction: an empirical test. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 3, 317–323.
- Shin, K.-S., Lee, T. S., & Kim, H. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 127–135.
- Shin, K.-S., & Lee, Y.-J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 321–328.
- Shyam-Sunder, L. (1991). The Stock Price Effect of Risky versus Safe Debt. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 26(4), 549–558.
- Shyam-Sunder, L., & C. Myers, S. (1999). Testing static tradeoff against pecking order models of capital structure. *Journal of Financial Economics*, 51(2), 219–244.
- Smith, C. W., & Watts, R. L. (1992). The investment opportunity set and corporate financing, dividend, and compensation policies. *Journal of Financial Economics*, 32(3), 263–292.
- Smith, K. A., & Gupta, J. N. D. (2000). Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher. *Computers & Operations Research*, 27(11-12), 1023–1044.
- Smith, R. F., & Winakor, A. H. (1935). *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations* (No. 51).
- Spence, M. (1976). Market signaling: Information transfer in hiring and related screening processes. *Journal of Economic Literature*, 14, 465–468.
- Stiglitz, J. E. (1969). A Re-Examination of the Modigliani-Miller Theorem. *The American Economic Review*, 59(5), 784–793.
- Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981). Credit Rationing in Markets with Rationing Credit Information Imperfect. *The American Economic Review*, 71(3), 393–410.

- Strebulaev, I. A. (2007). Do tests of capital structure theory mean what they say? *Journal of Finance*, 62(4), 1747–1787.
- Stulz, R. M. (1990). Managerial discretion and optimal financing policies. *Journal of Financial Economics*, 26(1), 3–27.
- Sun, J., & Hui, X. (2006). Financial Distress Prediction Based on Similarity Weighted Voting CBR. In X. Li, O. R. Zaïane, & Z. Li (Eds.), *Advanced Data Mining and Applications* (pp. 947–958). Springer Berlin Heidelberg.
- Sun, J., & Li, H. (2008a). Data mining method for listed companies' financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, 21(1), 1–5.
- Sun, J., & Li, H. (2008b). Listed companies' financial distress prediction based on weighted majority voting combination of multiple classifiers. *Expert Systems with Applications*, 35(3), 818–827.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q.-H., & He, K.-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56.
- Sun, L., & Shenoy, P. P. (2007). Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal of Operational Research*, 180(2), 738–753.
- Surkan, A. J., & Singleton, J. C. (1990). Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 157–162 vol.2). IEEE.
- Swales, G. S., & Yoon, Y. (1992). Applying Artificial Neural Networks to Investment Analysis. *Financial Analysts Journal*, 48(5), 78–80.
- Swicegood, P., & Clark, J. A. (2001). Off-site monitoring systems for predicting bank underperformance: a comparison of neural networks, discriminant analysis, and professional human judgment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 10(3), 169–186.
- Taffler, R. J. (1983). The z-score approach to measuring company solvency. *The Accountant's Magazine*, 87(21), 91–96.
- Taggart, R. A. (1977). A Model of Corporate Financing Decisions. *The Journal of Finance*, 32(5), 1467–1484.
- Takahashi, K., Kurokawa, Y., & Watase, K. (1984). Corporate bankruptcy prediction in Japan. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 229–247.
- Tam, K. Y. (1991). Neural network models and the prediction of bank bankruptcy. *Omega*, 19(5), 429–445.
- Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1990). Predicting bank failures: a neural network approach. *Applied Artificial Intelligence*, 4(4), 265–282.

- Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38(7), 926–947.
- Terceño, A., & Vigier, H. P. (2011). Economic-financial forecasting model of businesses using fuzzy relations. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 45(1), 215–232.
- Thaler, R. H., & Shefrin, H. M. (1981). An Economic Theory of Self-Control. *Journal of Political Economy*, 89(2), 392–406.
- Theodossiou, P., Kahya, E., Saidi, R., & Philippatos, G. (1996). Financial Distress and Corporate Acquisitions: Further Empirical Evidence. *Journal of Business Finance & Accounting*, 23(5-6), 699–719.
- Titman, S. (1984). The effect of capital structure on a firm's liquidation decision. *Journal of Financial Economics*, 13(1), 137–151.
- Titman, S., & Tsyplakov, S. (2007). A Dynamic Model of Optimal Capital Structure. *Review of Finance*. Dordrecht: Springer.
- Titman, S., & Wessels, R. (1988). The Determinants of Capital Structure Choice. *Journal of Finance*, 43(1), 1–19.
- Tseng, F.-M., & Hu, Y.-C. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1846–1853.
- Tseng, F.-M., & Lin, L. (2005). A quadratic interval logit model for forecasting bankruptcy. *Omega*, 33(1), 85–91.
- Tsukuda, J., & Baba, S. (1994). Predicting Japanese corporate bankruptcy in terms of financial data using neural network. *Computers & Industrial Engineering*, 27(1-4), 445–448.
- Tsyplakov, S. (2008). Investment frictions and leverage dynamics. *Journal of Financial Economics*, 89(3), 423–443.
- Tucker, J. (1996). Neural Networks Versus Logistic Regression in Financial Modelling: a Methodological Comparison. In *Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing (WSC1)* (pp. 19–30.). Nagoya University (Japan).
- Van der Wijst, N., & Thurik, R. (1993). Determinants of small firm debt ratios: An analysis of retail panel data. *Small Business Economics*, 5(1), 55–65.
- Van Gestel, T., Baesens, B., & Martens, D. (2010). From linear to non-linear kernel based classifiers for bankruptcy prediction. *Neurocomputing*, 73(16-18), 2955–2970.
- Vapnik, V. N. (1998). The Support Vector Method of Function Estimation. In J. A. K. Suykens & J. Vandewalle (Eds.), *Nonlinear Modeling* (pp. 55–85). Boston, MA: Springer US.
- Varetto, F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. *Journal of Banking & Finance*, 22(10-11), 1421–1439.

- Vendrell Vilanova, A. (2007). *La dinámica de la estructura de capital. Evidencia para la empresa industrial Española. Tesis doctoral.*
- Vermaelen, T. (1981). Common stock repurchases and market signalling. *Journal of Financial Economics*.
- Vesanto, J., Himberg, J., Alhoniemi, E., & Parhankangas, J. (1999). Self – Organizing Map in Matlab : the SOM Toolbox. In *Matlab DSP Conference 1999* (pp. 35–40). Espoo (Finland).
- Vigier, H. P., & Terceño, A. (2008). A model for the prediction of “diseases” of firms by means of fuzzy relations. *Fuzzy Sets and Systems*, 159(17), 2299–2316.
- Vigier, H. P., & Terceño, A. (2012). Analysis of the inconsistency problem in the model for predicting “diseases” of firms. *Fuzzy Economic Review*, 17(1), 73–88.
- Wald, J. K. (1999). How Firm Characteristics Affect Capital Structure: An International Comparison. *Journal of Financial Research*, 22(2), 161–187.
- Wang, J., & Wang, J. (2015). Forecasting stock market indexes using principle component analysis and stochastic time effective neural networks. *Neurocomputing*, 156, 68–78.
- Wang, J.-Z., Wang, J.-J., Zhang, Z.-G., & Guo, S.-P. (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 14346–14355.
- Wang, Y., Wang, S., & Lai, K. K. (2005). A new fuzzy support vector machine to evaluate credit risk. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 13(6), 820–831.
- Warner, J. B. (1977). Bankruptcy Costs: Some Evidence. *The Journal of Finance*, 32(2), 337–347.
- Weiss, L. A. (1990). Bankruptcy resolution. *Journal of Financial Economics*, 27(2), 285–314.
- West, R. C. (1985). A factor-analytic approach to bank condition. *Journal of Banking & Finance*, 9(2), 253–266.
- Weston, J. F. (1955). Toward Theories of Financial Policy. *The Journal of Finance*, 10(2), 130–143.
- White, H. (1988). Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. In *IEEE International Conference on Neural Networks* (pp. 451–458 vol.2). IEEE.
- Widrow, B., & Hoff, M. (1960). Adaptive switching circuits. *1960 IRE WESCON Convention Record*.
- Wilcox, J. W. (1971). A Simple Theory of Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 9(2), 389–395.
- Williams, J. B. (1938). *The theory of investment value* (Vol. 36). Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Williamson, O. E. (1988). Corporate Finance and Corporate Governance. *The Journal of Finance*, 43(3), 567–591.
- Wong, B. K., & Selvi, Y. (1998). Neural network applications in finance: A review and analysis of literature (1990–1996). *Information & Management*, 34(3), 129–139.

- Wu, C.-H., Tzeng, G.-H., Goo, Y.-J., & Fang, W.-C. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert Systems with Applications*, 32(2), 397–408.
- Wu, D., Liang, L., & Yang, Z. (2008). Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, 42(3), 206–220.
- Wu, W.-W. (2011). Improving Classification Accuracy and Causal Knowledge for Better Credit Decisions. *International Journal of Neural Systems*, 21(4), 297–309.
- Yang, Z. R., Platt, M. B., & Platt, H. D. (1999). Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction. *Journal of Business Research*, 44(2), 67–74.
- Yang, Z., You, W., & Ji, G. (2011). Using partial least squares and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8336–8342.
- Yeh, C.-C., Chi, D.-J., & Hsu, M.-F. (2010). A hybrid approach of DEA, rough set and support vector machines for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1535–1541.
- Yu, Q. (2013). *Machine Learning for Corporate Bankruptcy Prediction*. School of Science Aalto University.
- Yu, Q., Miche, Y., Séverin, É., & Lendasse, A. (2014). Bankruptcy prediction using Extreme Learning Machine and financial expertise. *Neurocomputing*, 128, 296–302.
- Zavgren, C. V. (1983). The prediction of corporate failure: the state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1–38.
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19–45.
- Zhang, G., Y. Hu, M., Eddy Patuwo, B., & C. Indro, D. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16–32.
- Zhou, L., Lai, K. K., & Yen, J. (2012). Bankruptcy prediction using SVM models with a new approach to combine features selection and parameter optimisation. *International Journal of Systems Science*, 45(3), 241–253.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.
- Zwiebel, J. (1996). Dynamic Capital Structure under Managerial Entrenchment. *The American Economic Review*, 86(5), 1197–1215.

ANEXOS

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

ANEXO A: Bases de datos utilizadas en los trabajos empíricos

Bases de datos del estudio sobre estructura de capital del capítulo 6

Empresas período pre-crisis (1999-2007)

1	AC MARCA SA	36	DISTILLER, SA
2	AGRAR FERTILIZANTES SA	37	DURA EUROPE SA.
3	AIR VAL INTERNATIONAL SA	38	ELECTROQUIMICA DE HERNANI SA
4	ALCALIBER SA	39	ELECTROQUIMICA DEL NOROESTE SA
5	ALMAQUIM SA	40	ELECTROQUIMICA DEL SERPIS SA
6	APLICACION Y SUMINISTROS TEXTILES SA	41	ERTISA SA (EXTINGUIDA)
7	AROM SA	42	ESLAVA PLASTICOS SA
8	ASTURPHARMA SA	43	ESMALDUR SA
9	BADRINAS SA	44	ESMALTES, SOCIEDAD ANONIMA
10	BASF COATINGS, SOCIEDAD ANONIMA	45	ESTEVE QUIMICA SA
11	BECA GRAFIC SOCIEDAD ANONIMA	46	EUPINCA SA
12	BEISSIER SA	47	FABRICACION Y APLICACION DE PINTURAS ESPECIALES SA
13	BERIOSKA SL	48	FARMHISPANIA S.A.
14	BILBAINA DE ALQUITRANES SOCIEDAD ANONIMA	49	FLEXICEL SA
15	BIOKIT SAU	50	FLINT GROUP IBERIA SA
16	BIOSYSTEMS SA	51	FORESTAL DEL ATLANTICO SA
17	CASALS CARDONA INDUSTRIAL SA	52	FRESENIUS MEDICAL CARE ESPAÑA SA
18	CHIMIGRAF IBERICA SL	53	FUCHS LUBRICANTES SAU
19	COLORES CERAMICOS DE TORTOSA SOCIEDAD ANONIMA	54	GAT FERTILIZADOS SA
20	COLORES CERAMICOS SA	55	GERMAINE DE CAPUCCINI, SA
21	COLORES RESINAS Y EMULSIONES S.A. (EXTINGUIDA)	56	GIVAUDAN IBERICA SA
22	COMERCIAL PRODUCTOS DE LIMPIEZA SA	57	GOVESAN SOCIEDAD ANONIMA
23	COMPAÑIA DE SUMINISTROS CADES SA	58	GRUPO DRV PHYTO LAB SL.
24	COMPAÑIA HISPANO AMERICANA DE PINTURAS, SA	59	GUEROLA SA
25	COMPUESTOS Y GRANZAS SA	60	HEREDEROS DE SALVADOR SEGURA SA (EN LIQUIDACION)
26	COVEX SA	61	HISPANAGAR SA
27	CROMOGENIA UNITS SA	62	HOUGHTON IBERICA SA
28	CTX S A (EXTINGUIDA)	63	IBERICA DE REVESTIMIENTOS SL
29	CZ VETERINARIA, SA	64	IGEPAK SA
30	DERETIL SA	65	INDUSTRIA JABONERA LINA SAU.
31	DERMOFARM SA	66	INDUSTRIAL QUIMICA DEL NALON, SA
32	DERYPOL SA	67	INDUSTRIAS CATALA SA
33	DETERGENCIA INDUSTRIAL SA (EXTINGUIDA)	68	INDUSTRIAS DEL ACETATO DE CELULOSA, SA
34	DIAGNOSTIC GRIFOLS SA	69	INDUSTRIAS FARMACEUTICAS ALMIRALL SA
35	DIC COATINGS SOCIEDAD LIMITADA (EXTINGUIDA)	70	INDUSTRIAS PROA SA

71	INDUSTRIAS QUIMICAS DE BADAJOZ SOCIEDAD ANONIMA	112	PINTURAS BLATEM SL
72	INDUSTRIAS QUIMICAS DEL ADHESIVO SA	113	PINTURAS HEMPEL SA
73	INDUSTRIAS QUIMICAS EUROCOLOR SOCIEDAD ANONIMA	114	PINTURAS MACY SOCIEDAD ANONIMA
74	INDUSTRIAS QUIMICAS I V M SA	115	PIROTECNIA IGUAL SA
75	INDUSTRIAS QUIMICAS SATECMA SA	116	PLASTICOS COMPUESTOS SA
76	INDUSTRIAS QUIMICAS TEXTILES, SA (EN LIQUIDACION)	117	PLYMOUTH RUBBER EUROPA SA
77	INSTITUTO GRIFOLS SA	118	POLIDUX SOCIEDAD ANONIMA
78	INTERCONTINENTAL QUIMICA SA (EXTINGUIDA)	119	PRAXAIR ESPAÑA SL
79	JABER SA	120	PRAXAIR PRODUCCION ESPAÑA SOCIEDAD LIMITADA (EXTINGUIDA)
80	JABONES PARDO SA	121	PRAXAIR SOLDADURA SL (EXTINGUIDA)
81	JOVI SA	122	PRODUCTOS CITROSOL SOCIEDAD ANONIMA
82	JUSTESA IMAGEN S.A.U.	123	PRODUCTOS CONCENTROL SOCIEDAD ANONIMA
83	KINESIA S.A. (EXTINGUIDA)	124	PRODUCTOS DIEZ SA
84	KLUBER LUBRICATION GMBH IBERICA SOCIEDAD EN COMANDITA	125	PRODUCTOS Q P SOCIEDAD ANONIMA.
85	LABORATORIO ALDO UNION, S.L.	126	PRODUCTOS QUIMICOS MOPASA SL
86	LABORATORIO BONIQUET SAU	127	PROTEIN SOCIEDAD ANONIMA
87	LABORATORIO JAER SA	128	QUIDE, SOCIEDAD ANONIMA
88	LABORATORIOS ABELLO SA	129	QUIMICA DEL CINCA SL
89	LABORATORIOS ALTER SA	130	QUIMICA FARMACEUTICA BAYER SL (EXTINGUIDA)
90	LABORATORIOS CINFA SA	131	QUIMICA SINTETICA SA
91	LABORATORIOS ERN SA	132	QUIMICAS ORO SA
92	LABORATORIOS FARMACEUTICOS ROVI SA	133	QUIMOVIL SA
93	LABORATORIOS GRIFOLS SA	134	SA DABEER
94	LABORATORIOS INIBSA SA	135	SEID SA
95	LABORATORIOS KIN SA	136	SIPCAM INAGRA SA
96	LABORATORIOS MAYMO SA	137	SOCIEDAD ANONIMA REVERTE PRODUCTOS MINERALES
97	LABORATORIOS NORMON, SOCIEDAD ANONIMA	138	SOCIEDAD ANONIMA ROBAMA
98	LABORATORIOS OVEJERO, SA	139	SOCIEDAD ESPAÑOLA DE COLORANTES NATURALES Y AFINES SA
99	LABORATORIOS PEN SA (EXTINGUIDA)	140	SPUMATEX SL
100	LABORATORIOS PEREZ GIMENEZ, SA (EN LIQUIDACION)	141	SUMINISTROS QUIMICOS INDUSTRIALES SL (EXTINGUIDA)
101	LABORATORIOS RAYT SA	142	SUN CHEMICAL SA
102	LABORATORIOS SALVAT SA	143	SYNTHESIA ESPAÑOLA SA
103	LABORATORIOS SYVA SA	144	TABERCOLOR SA (EXTINGUIDA)
104	LABORATORIOS VERKOS SA	145	TAKASAGO INTERNATIONAL CHEMICALS EUROPE SA
105	LAFFORT ESPAÑA SA	146	TINTAS ARZUBIALDE SA (EXTINGUIDA)
106	LAINCO SA	147	TIPOLIT SA
107	LORCA MARIN SA	148	UBE CHEMICAL EUROPE SA
108	MONTEFIBRE HISPANIA SA	149	UNILEVER ESPAÑA SA
109	NORTE-EUROCAO SL.	150	UNION QUIMICO FARMACEUTICA SA
110	PERFUMES JESUS DEL POZO SL (EXTINGUIDA)	151	ZELNOVA SA
111	PI PROSIDER IBERICA SAU. (EXTINGUIDA)		

Empresas período post-crisis (2008-2013)

1 AC MARCA SA	47 IGEPAK SA
2 AGRAR FERTILIZANTES SA	48 INDUSTRIA JABONERA LINA SAU.
3 ALCALIBER SA	49 INDUSTRIAL QUIMICA DEL NALON, SA
4 ALMAQUIM SA	50 INDUSTRIAS CATALA SA
5 APLICACION Y SUMINISTROS TEXTILES SA	51 INDUSTRIAS DEL ACETATO DE CELULOSA, SA
6 AROM SA	52 INDUSTRIAS FARMACEUTICAS ALMIRALL SA
7 BADRINAS SA	53 INDUSTRIAS PROA SA INDUSTRIAS QUIMICAS DE BADAJOZ
8 BECA GRAFIC SOCIEDAD ANONIMA	54 SOCIEDAD ANONIMA
9 BEISSIER SA	55 INDUSTRIAS QUIMICAS DEL ADHESIVO SA INDUSTRIAS QUIMICAS EUROCOLOR
10 BERIOSKA SL	56 SOCIEDAD ANONIMA
11 BLOKIT SAU	57 INDUSTRIAS QUIMICAS I V M SA
12 BIOSYSTEMS SA	58 INDUSTRIAS QUIMICAS SATECMA SA
13 CASALS CARDONA INDUSTRIAL SA	59 INSTITUTO GRIFOLS SA
14 CHIMIGRAF IBERICA SL	60 JABER SA
15 COLORES CERAMICOS SA	61 JABONES PARDO SA
16 COMERCIAL PRODUCTOS DE LIMPIEZA SA	62 JOVI SA
17 COMPAÑIA DE SUMINISTROS CADES SA	63 JUSTESA IMAGEN S.A.U. KLUBER LUBRICATION GMBH IBERICA
18 COMPUESTOS Y GRANZAS SA	64 SOCIEDAD EN COMANDITA
19 CROMOGENIA UNITS SA	65 LABORATORIO ALDO UNION, S.L.
20 DERETIL SA	66 LABORATORIO BONIQUET SAU
21 DERMOFARM SA	67 LABORATORIO JAER SA
22 DERYPOL SA	68 LABORATORIOS ABELLO SA
23 DIAGNOSTIC GRIFOLS SA	69 LABORATORIOS ALTER SA
24 DISTILLER, SA	70 LABORATORIOS CINFA SA
25 DURA EUROPE SA.	71 LABORATORIOS ERN SA
26 ELECTROQUIMICA DE HERNANI SA	72 LABORATORIOS FARMACEUTICOS ROVI SA
27 ELECTROQUIMICA DEL NOROESTE SA	73 LABORATORIOS GRIFOLS SA
28 ELECTROQUIMICA DEL SERPIS SA	74 LABORATORIOS INIBSA SA
29 ESLAVA PLASTICOS SA	75 LABORATORIOS KIN SA
30 ESMALDUR SA	76 LABORATORIOS MAYMO SA LABORATORIOS NORMON, SOCIEDAD
31 ESMALTES, SOCIEDAD ANONIMA	77 ANONIMA
32 ESTEVE QUIMICA SA	78 LABORATORIOS OVEJERO, SA
33 EUPINCA SA FABRICACION Y APLICACION DE PINTURAS	79 LABORATORIOS RAYT SA
34 ESPECIALES SA	80 LABORATORIOS SALVAT SA
35 FARMHISPANIA S.A.	81 LABORATORIOS SYVA SA
36 FLEXICEL SA	82 LABORATORIOS VERKOS SA
37 FLINT GROUP IBERIA SA	83 LAINCO SA
38 FORESTAL DEL ATLANTICO SA	84 MONTEFIBRE HISPANIA SA
39 FUCHS LUBRICANTES SAU	85 NORTE-EUROCAO SL.
40 GAT FERTILIZADOS SA	86 PINTURAS BLATEM SL
41 GIVAUDAN IBERICA SA	87 PINTURAS HEMPEL SA
42 GRUPO DRV PHYTOLAB SL.	88 PINTURAS MACY SOCIEDAD ANONIMA
43 GUEROLA SA	89 PIROTECNIA IGUAL SA
44 HISPANAGAR SA	90 PLASTICOS COMPUESTOS SA
45 HOUGHTON IBERICA SA	91 PLYMOUTH RUBBER EUROPA SA
46 IBERICA DE REVESTIMIENTOS SL	92 POLIDUX SOCIEDAD ANONIMA

93	PRAXAIR ESPAÑA SL	106	SOCIEDAD ANONIMA ROBAMA
94	PRODUCTOS CITROSOL SOCIEDAD ANONIMA	107	SOCIEDAD ESPAÑOLA DE COLORANTES NATURALES Y AFINES SA
95	PRODUCTOS CONCENTROL SOCIEDAD ANONIMA	108	SPUMATEX SL
96	PRODUCTOS Q P SOCIEDAD ANONIMA.	109	SUMINISTROS QUIMICOS INDUSTRIALES SL (EXTINGUIDA)
97	PRODUCTOS QUIMICOS MOPASA SL	110	SUN CHEMICAL SA
98	PROTEIN SOCIEDAD ANONIMA	111	SYNTHESIA ESPAÑOLA SA
99	QUIDE, SOCIEDAD ANONIMA	112	TABERCOLOR SA (EXTINGUIDA)
100	QUIMICA DEL CINCA SL	113	TAKASAGO INTERNATIONAL CHEMICALS EUROPE SA
101	QUIMICAS ORO SA	114	TIPOLIT SA
102	SA DABEER	115	UBE CHEMICAL EUROPE SA
103	SEID SA	116	UNILEVER ESPAÑA SA
104	SIPCAM INAGRA SA	117	UNION QUIMICO FARMACEUTICA SA
105	SOCIEDAD ANONIMA REVERTE PRODUCTOS MINERALES	118	ZELNOVA SA

Base de datos del estudio sobre estructura de capital del capítulo 7

Empresas período 2002-2013

1	AC MARCA SA	26	LABORATORIOS GRIFOLS SA
2	AGRAR FERTILIZANTES SA	27	LABORATORIOS INIBSA SA
3	ALCALIBER SA	28	LABORATORIOS NORMON, SOCIEDAD ANONIMA
4	APLICACION Y SUMINISTROS TEXTILES SA	29	LABORATORIOS OVEJERO, SA
5	COLORES CERAMICOS SA	30	LABORATORIOS RAYT SA
6	COMPAÑIA DE SUMINISTROS CADES SA	31	LABORATORIOS SALVAT SA
7	COMPUESTOS Y GRANZAS SA	32	LABORATORIOS SYVA SA
8	DERYPOL SA	33	LAINCO SA
9	DISTILLER, SA	34	NORTE-EUROCAO SL.
10	ELECTROQUIMICA DE HERNANI SA	35	PINTURAS BLATEM SL
11	ESMALDUR SA	36	PIROTECNIA IGUAL SA
12	ESMALTES, SOCIEDAD ANONIMA	37	PLASTICOS COMPUESTOS SA
13	ESTEVE QUIMICA SA	38	PLYMOUTH RUBBER EUROPA SA
14	FLEXICEL SA	39	POLIDUX SOCIEDAD ANONIMA
15	FLINT GROUP IBERIA SA	40	PRODUCTOS Q P SOCIEDAD ANONIMA.
16	IGEPAK SA	41	QUIMICA DEL CINCA SL
17	INDUSTRIAS FARMACEUTICAS ALMIRALL SA	42	QUIMICAS ORO SA
18	INDUSTRIAS QUIMICAS DE BADAJOZ SOCIEDAD ANONIMA	43	SOCIEDAD ANONIMA REVERTE PRODUCTOS MINERALES
19	INDUSTRIAS QUIMICAS DEL ADHESIVO SA	44	SPUMATEX SL
20	INDUSTRIAS QUIMICAS EUROCOLOR SOCIEDAD ANONIMA	45	SUMINISTROS QUIMICOS INDUSTRIALES SL (EXTINGUIDA)
21	JUSTESA IMAGEN S.A.U.	46	SUN CHEMICAL SA
22	KLUBER LUBRICATION GMBH IBERICA SOCIEDAD EN COMANDITA	47	TABERCOLOR SA (EXTINGUIDA)
23	LABORATORIO JAER SA	48	TAKASAGO INTERNATIONAL CHEMICALS EUROPE SA
24	LABORATORIOS ALTER SA	49	UBE CHEMICAL EUROPE SA
25	LABORATORIOS FARMACEUTICOS ROVI SA	50	UNILEVER ESPAÑA SA

Bases de datos de los estudios sobre fracaso empresarial de los capítulos 8 y 9

Empresas sanas

E1	AC MARCA SA	E46	IBERICA DE REVESTIMIENTOS SL
E2	AGRAR FERTILIZANTES SA	E47	IGEPAK SA
E3	ALCALIBER SA	E48	INDUSTRIA JABONERA LINA SAU.
E4	APLICACION Y SUMINISTROS TEXTILES SA	E49	INDUSTRIAL QUIMICA DEL NALON, SA
E5	AROM SA	E50	INDUSTRIAS CATALA SA
E6	BADRINAS SA	E51	INDUSTRIAS DEL ACETATO DE CELULOSA, SA
E7	BECA GRAFIC SOCIEDAD ANONIMA	E52	INDUSTRIAS PROA SA
E8	BEISSIER SA	E53	INDUSTRIAS QUIMICAS DE BADAJOZ SOCIEDAD ANONIMA
E9	BERIOSKA SL	E54	INDUSTRIAS QUIMICAS DEL ADHESIVO SA
E10	BIOKIT SAU	E55	INDUSTRIAS QUIMICAS I V M SA
E11	BIOSYSTEMS SA	E56	INDUSTRIAS QUIMICAS SATECMA SA
E12	CASALS CARDONA INDUSTRIAL SA	E57	INSTITUTO GRIFOLS SA
E13	CHIMIGRAF IBERICA SL	E58	JABER SA
E14	COLORES CERAMICOS SA	E59	JABONES PARDO SA
E15	COMERCIAL PRODUCTOS DE LIMPIEZA SA	E60	JOVI SA
E16	COMPAÑIA DE SUMINISTROS CADES SA	E61	LABORATORIO ALDO UNION, S.L.
E17	COMPUESTOS Y GRANZAS SA	E62	LABORATORIO BONIQUET SAU
E18	CROMOGENIA UNITS SA	E63	LABORATORIO JAER SA
E19	DERETIL SA	E64	LABORATORIOS ALTER SA
E20	DERMOFARM SA	E65	LABORATORIOS CINFA SA
E21	DERYPOL SA	E66	LABORATORIOS ERN SA
E22	DIAGNOSTIC GRIFOLS SA	E67	LABORATORIOS FARMACEUTICOS ROVI SA
E23	DISTILLER, SA	E68	LABORATORIOS GRIFOLS SA
E24	DURA EUROPE SA.	E69	LABORATORIOS INIBSA SA
E25	ELECTROQUIMICA DE HERNANI SA	E70	LABORATORIOS KIN SA
E26	ELECTROQUIMICA DEL NOROESTE SA	E71	LABORATORIOS MAYMO SA
E27	ELECTROQUIMICA DEL SERPIS SA	E72	LABORATORIOS NORMON SA
E28	ESLAVA PLASTICOS SA	E73	LABORATORIOS OVEJERO, SA
E29	ESMALDUR SA	E74	LABORATORIOS RAYT SA
E30	ESMALTES, SOCIEDAD ANONIMA	E75	LABORATORIOS SALVAT SA
E31	ESTEVE QUIMICA SA	E76	LABORATORIOS SYVA SA
E32	EUPINCA SA	E77	LABORATORIOS VERKOS SA
E33	FABRICACION Y APLICACION DE PINTURAS ESPECIALES SA	E78	LAINCO SA
E34	FARMHISPANIA S.A.	E79	MONTEFIBRE HISPANIA SA
E35	FLEXICEL SA	E80	NORTE-EUROCAO SL.
E36	FLINT GROUP IBERIA SA	E81	PINTURAS BLATEM SL
E37	FORESTAL DEL ATLANTICO SA	E82	PINTURAS HEMPEL SA
E38	FUCHS LUBRICANTES SAU	E83	PINTURAS MACY SOCIEDAD ANONIMA
E39	GAT FERTILIZADOS SA	E84	PIROTECNIA IGUAL SA
E40	GIVAUDAN IBERICA SA	E85	PLASTICOS COMPUESTOS SA
E41	GRUPO DRV PHYTO LAB SL.	E86	PLYMOUTH RUBBER EUROPA SA
E42	GUEROLA SA	E87	POLIDUX SOCIEDAD ANONIMA
E43	HISPANAGAR SA	E88	PRAXAIR ESPAÑA SL
E44	HOUGHTON IBERICA SA	E89	PRODUCTOS CITROSOL SOCIEDAD ANONIMA
E45	HUBERGROUP SPAIN SA.	E90	PRODUCTOS CONCENTROL SOCIEDAD ANONIMA

E91	PRODUCTOS Q P SOCIEDAD ANONIMA.	E101	SOCIEDAD ANONIMA ROBAMA SOCIEDAD ESPAÑOLA DE COLORANTES
E92	PRODUCTOS QUIMICOS MOPASA SL	E102	NATURALES Y AFINES SA
E93	PROTEIN SOCIEDAD ANONIMA	E103	SPUMATEX SL
E94	QUIDE, SOCIEDAD ANONIMA	E104	SUN CHEMICAL SA
E95	QUIMICA DEL CINCA SL	E105	SYNTHESIA ESPAÑOLA SA TAKASAGO INTERNATIONAL CHEMICALS
E96	QUIMICAS ORO SA	E106	EUROPE SA
E97	SA DABEER	E107	UBE CHEMICAL EUROPE SA
E98	SEID SA	E108	UNILEVER ESPAÑA SA
E99	SIPCAM INAGRA SA SOCIEDAD ANONIMA REVERTE PRODUCTOS	E109	UNION QUIMICO FARMACEUTICA SA
E100	MINERALES	E110	ZELNOVA SA

Empresas quebradas

Q1	AGROQUIVIR SA (EN LIQUIDACION)	Q26	LABORATORIOS PEREZ GIMENEZ, SA (EN LIQUIDACION)
Q2	ARALUR SL (EN LIQUIDACION)	Q27	MASSO Y CAROL SA (EN LIQUIDACION)
Q3	CARPINTERIA RUEDA SL (EN LIQUIDACION)	Q28	MERIDIONAL DE LIMPIEZAS SA (EN LIQUIDACION)
Q4	CATRAL EXPORT SOCIEDAD LIMITADA (EN LIQUIDACION)	Q29	MOLDURAS VICENTE Y ANA SOCIEDAD LIMITADA (EN LIQUIDACION)
Q5	CERERIA MAS SA (EN LIQUIDACION)	Q30	NORQUIMIA SA (EN LIQUIDACION)
Q6	COLAMINA SA (EN LIQUIDACION)	Q31	NUÑEZ Y CAÑADAS SA (EN LIQUIDACION)
Q7	COMERCIAL INDUSTRIAL DE LA SERENA SL (EN LIQUIDACION)	Q32	OMICRON QUIMICA SA (EN LIQUIDACION)
Q8	COSMETICA TECNICA SA (EN LIQUIDACION)	Q33	PINTURAS SANTANA SA (EN LIQUIDACION)
Q9	ESTELRICH Y ESTELRICH SL (EN LIQUIDACION)	Q34	PINTURAS TARRACOL SOCIEDAD LIMITADA (EN LIQUIDACION)
Q10	FUEGOS ARTIFICIALES ANTONIO CABALLER SA (EN LIQUIDACION)	Q35	PINTURAS VALSOL SOCIEDAD ANONIMA (EN LIQUIDACION)
Q11	GAIRALT SA (EN LIQUIDACION)	Q36	PROCOAT SL (EN LIQUIDACION)
Q12	GIP QUIMICA ESPAÑOLA SA (EN LIQUIDACION)	Q37	PRODUCTOS LAZARO S A (EN LIQUIDACION)
Q13	GONCUVI SL	Q38	PRODUCTOS QUETZAL SOCIEDAD ANONIMA (EN LIQUIDACION)
Q14	HEREDEROS DE SALVADOR SEGURA SA (EN LIQUIDACION)	Q39	PRODUCTOS SOLRAC SA (EN LIQUIDACION)
Q15	HERMANOS SEOANE SL (EN LIQUIDACION)	Q40	QUIMICA APLICADA CANARIA SA (EN LIQUIDACION)
Q16	INADYP SL (EN LIQUIDACION)	Q41	QUIMIGAMA SL (EN LIQUIDACION)
Q17	INDUSTRIAS EGA SA (EN LIQUIDACION)	Q42	R VIÑALS SOLER, SL (EN LIQUIDACION)
Q18	INDUSTRIAS ESPEJO SA (EN LIQUIDACION)	Q43	RECUBRIMIENTOS TECNICOS SA (EN LIQUIDACION)
Q19	INDUSTRIAS GMB SA (EN LIQUIDACION)	Q44	ROBERTO CARLOS EISER SL (EN LIQUIDACION)
Q20	INDUSTRIAS PARSAN SL (EN LIQUIDACION)	Q45	TRAMAGRAF SA (EN LIQUIDACION)
Q21	INDUSTRIAS QUIMICAS TEXTILES, SA (EN LIQUIDACION)	Q46	TRANSFORMADOS Y FORMULACIONES QUIMICAS SL (EN LIQUIDACION)
Q22	INTEC FABRICACIONES SA (EN LIQUIDACION)	Q47	URGAZE SA (EN LIQUIDACION)
Q23	INTER LARAK SL (EN LIQUIDACION)	Q48	VICENTE MARIN SOCIEDAD LIMITADA (EN LIQUIDACION)
Q24	KRAUTO IBERICA SA (EN LIQUIDACION)	Q49	VISOPLAST SL (EN LIQUIDACION)
Q25	LA SEDA DE BARCELONA SA (EN LIQUIDACION)		

UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

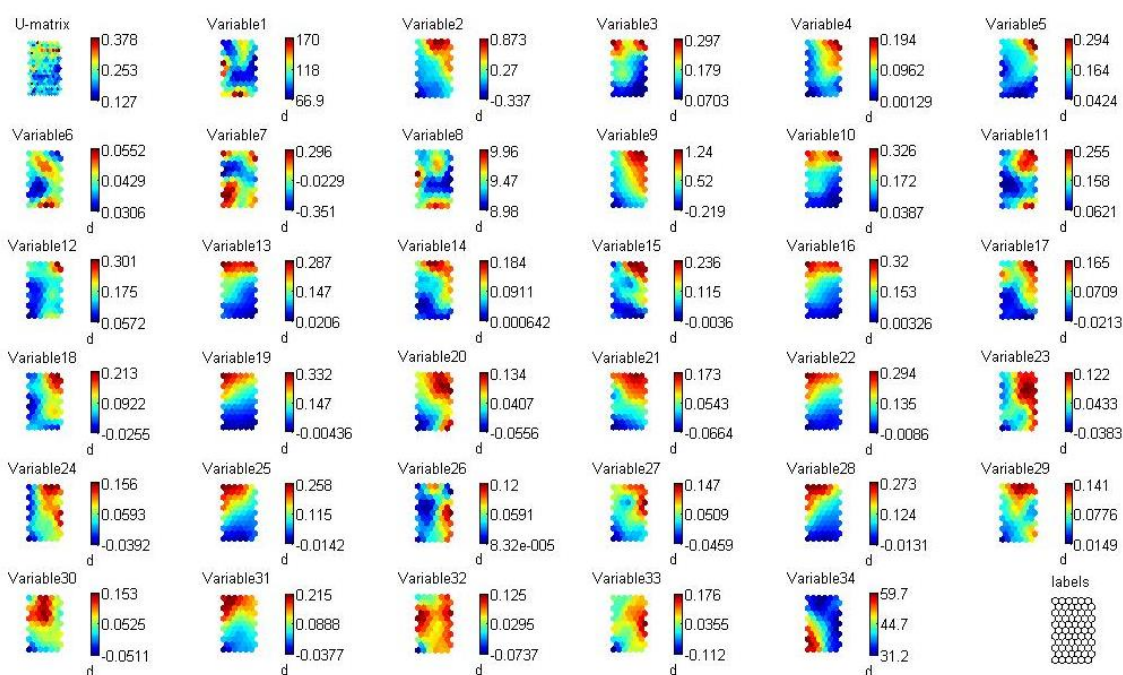
EFFECTO DE LA CRISIS EN LA ESTRUCTURA DE CAPITAL Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL DEL
SECTOR QUÍMICO ESPAÑOL: UN ANÁLISIS MEDIANTE MAPAS AUTOORGANIZADOS

Xavier Càmera Turull

ANEXO B: Mapas de componentes de los SOM

Mapas de componentes del estudio sobre estructura de capital del capítulo 6

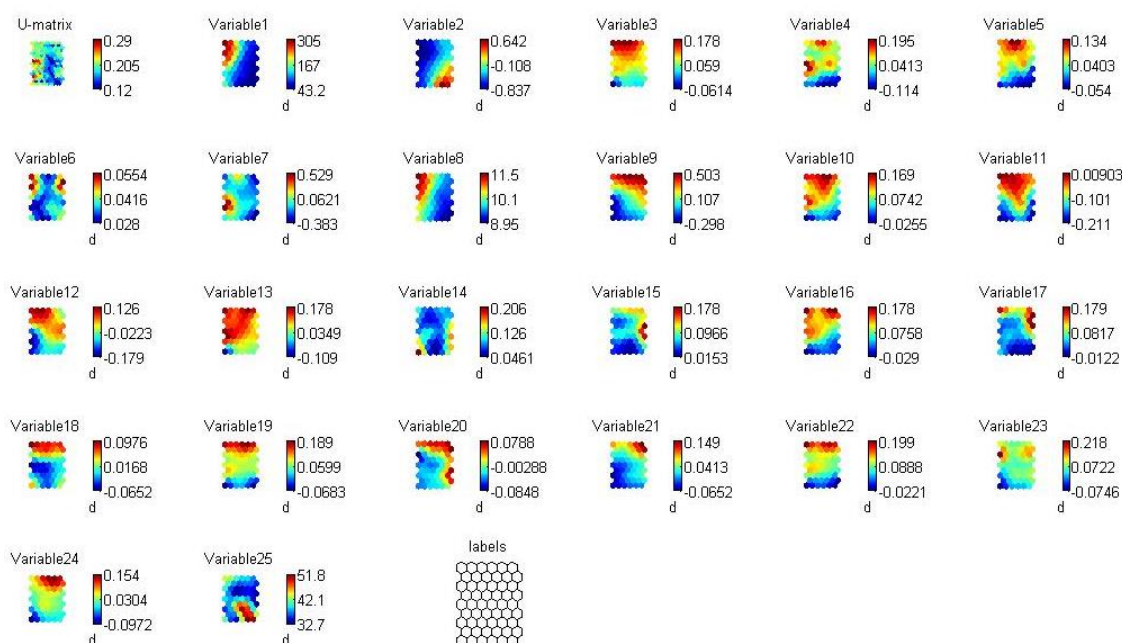
Período pre-crisis (1999-2007)



Leyenda:

Variable 1	Número empleados 1999	Variable 18	crecimiento activos 2002
Variable 2	Variación número empleados 1999-2007	Variable 19	ROI 2003
Variable 3	ROI 1999	Variable 20	crecimiento ventas 2003
Variable 4	crecimiento ventas 1999	Variable 21	crecimiento activos 2003
Variable 5	crecimiento activos 1999	Variable 22	ROI 2004
Variable 6	Ratio amortización 1999	Variable 23	crecimiento ventas 2004
Variable 7	Variación ratio amortización 1999-2007	Variable 24	crecimiento activos 2004
Variable 8	ln(ACT) 1999	Variable 25	ROI 2005
Variable 9	Variación ln(ACT) 1999-2007	Variable 26	crecimiento ventas 2005
Variable 10	ROI 2000	Variable 27	crecimiento activos 2005
Variable 11	crecimiento ventas 2000	Variable 28	ROI 2006
Variable 12	crecimiento activos 2000	Variable 29	crecimiento ventas 2006
Variable 13	ROI 2001	Variable 30	crecimiento activos 2006
Variable 14	crecimiento ventas 2001	Variable 31	ROI 2007
Variable 15	crecimiento activos 2001	Variable 32	crecimiento ventas 2007
Variable 16	ROI 2002	Variable 33	crecimiento activos 2007
Variable 17	crecimiento ventas 2002	Variable 34	edad (2013)

Período post-crisis (2008-2013)

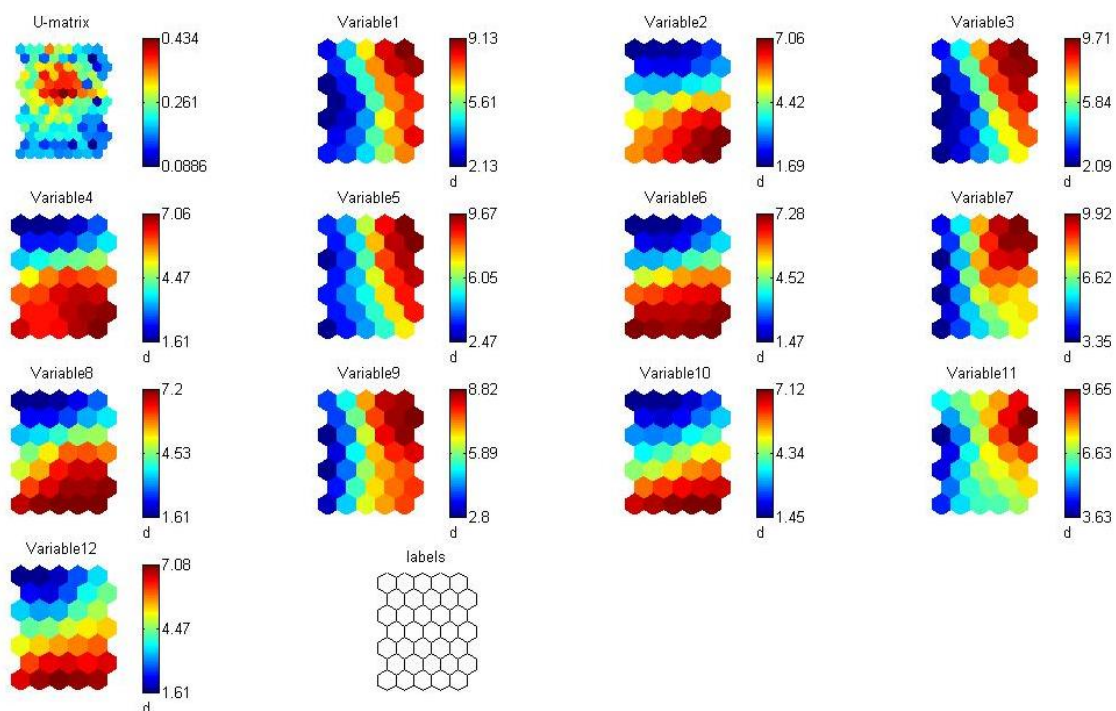


Leyenda:

Variable 1	Número empleados 2008	Variable 14	crecimiento ventas 2010
Variable 2	Variación número empleados 2008-2013	Variable 15	crecimiento activos 2010
Variable 3	ROI 2008	Variable 16	ROI 2011
Variable 4	crecimiento ventas 2008	Variable 17	crecimiento ventas 2011
Variable 5	crecimiento activos 2008	Variable 18	crecimiento activos 2011
Variable 6	Ratio amortizaciones 2008	Variable 19	ROI 2012
Variable 7	Variación ratio amortización 2008-2013	Variable 20	crecimiento ventas 2012
Variable 8	ln(ACT) 2008	Variable 21	crecimiento activos 2012
Variable 9	Variación ln(ACT) 2008-2013	Variable 22	ROI 2013
Variable 10	ROI 2009	Variable 23	crecimiento ventas 2013
Variable 11	crecimiento ventas 2009	Variable 24	crecimiento activos 2013
Variable 12	crecimiento activos 2009	Variable 25	edad (2013)
Variable 13	ROI 2010		

Mapas de componentes del estudio sobre estructura de capital del capítulo 7

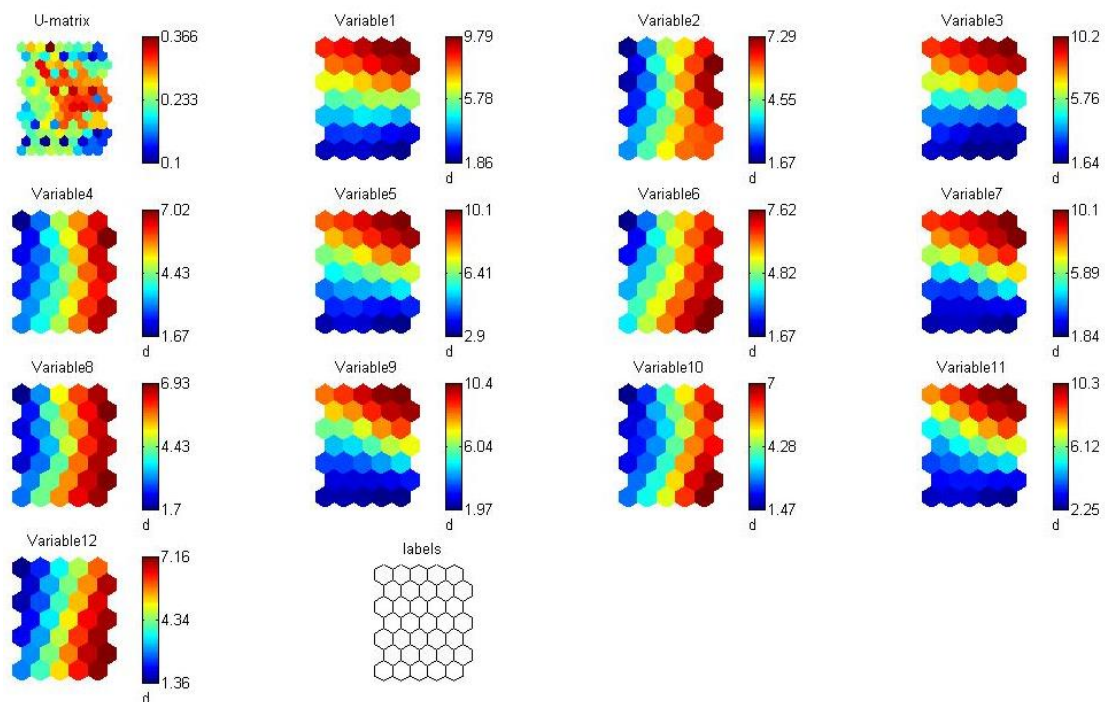
Mapas de componentes del TSOM Período pre-crisis (2002-2007)



Leyenda:

	Coordenadas	
Variable 1	x	2002
Variable 2	y	2002
Variable 3	x	2003
Variable 4	y	2003
Variable 5	x	2004
Variable 6	y	2004
Variable 7	x	2005
Variable 8	y	2005
Variable 9	x	2006
Variable 10	y	2006
Variable 11	x	2007
Variable 12	y	2007

Mapas de componentes del TSOM Período pre-crisis (2008-2013)

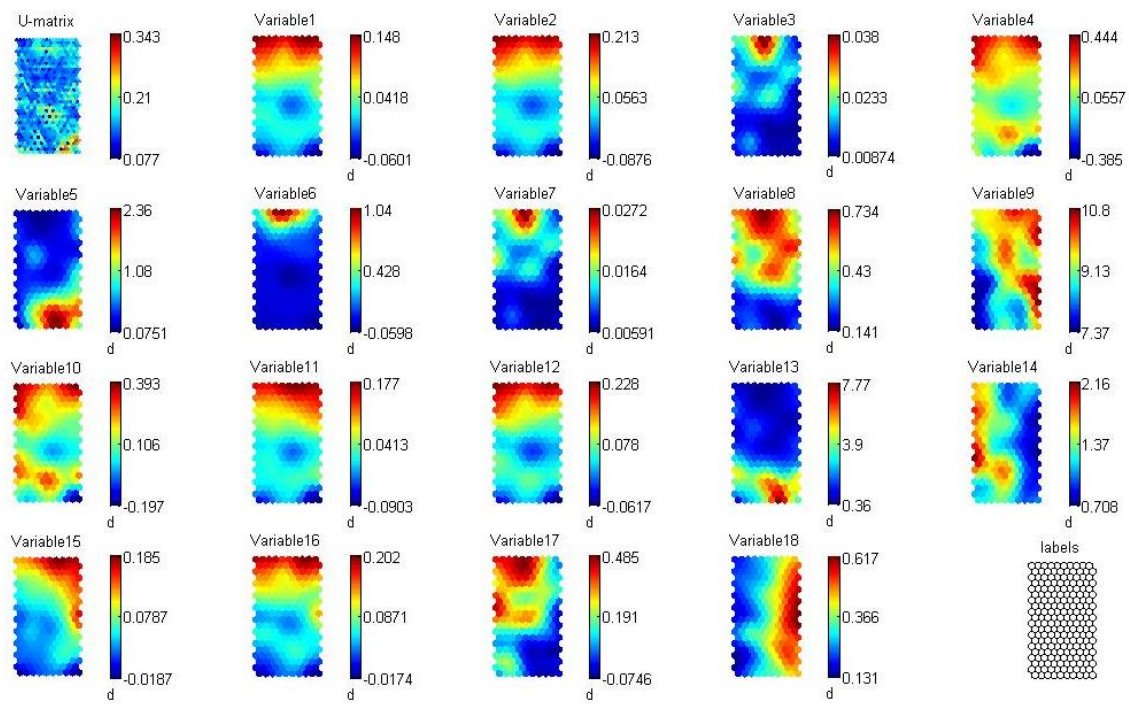


Leyenda:

	Coordenada	
Variable 1	x	2008
Variable 2	y	2008
Variable 3	x	2009
Variable 4	y	2009
Variable 5	x	2010
Variable 6	y	2010
Variable 7	x	2011
Variable 8	y	2011
Variable 9	x	2012
Variable 10	y	2012
Variable 11	x	2013
Variable 12	y	2013

Mapas de componentes del estudio sobre fracaso empresarial del capítulo 8

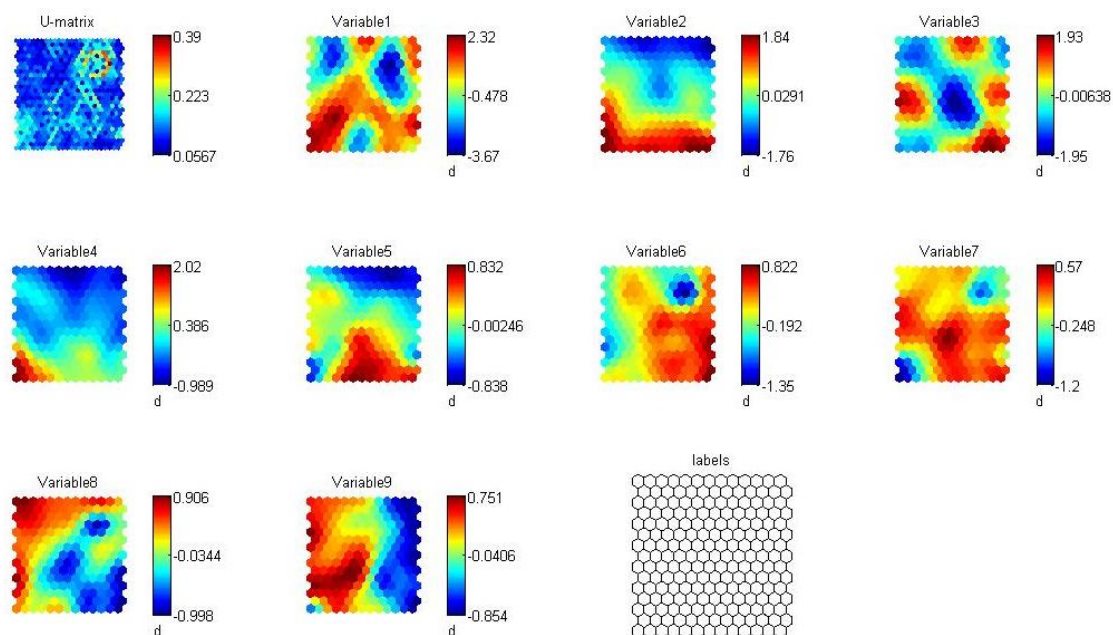
Mapas de componentes del modelo SOM



Leyenda:

Variable 1	Beneficio Neto/Activo total	Variable 10	Return on Capital Employed
Variable 2	Return on Total Assets	Variable 11	Profit Margin
Variable 3	Current Ratio	Variable 12	ROA
Variable 4	Return on Shareholders Funds	Variable 13	Leverage
Variable 5	Gearing	Variable 14	Ventas/activo total
Variable 6	Interest cover	Variable 15	cash flow/ventas
Variable 7	Quick ratio	Variable 16	cash flow/activo total
Variable 8	Solvency Ratio	Variable 17	Working capital ratio
Variable 9	ln(Activo total)	Variable 18	Inmovilizado/Total activo

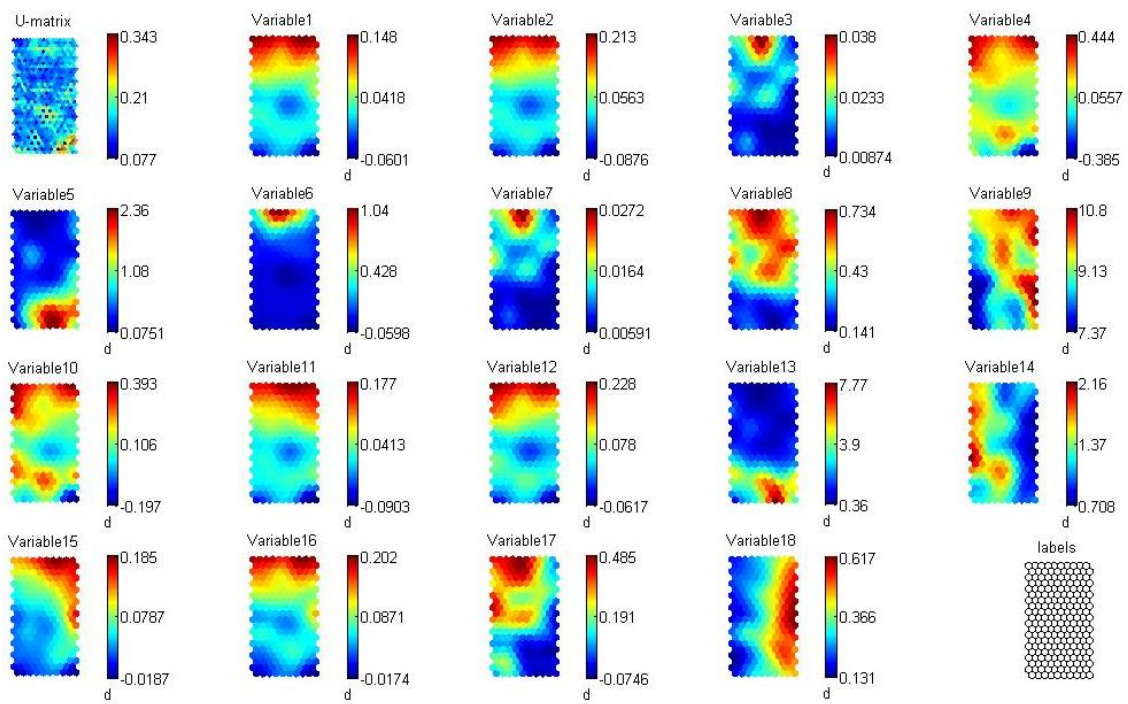
Mapa de componentes del modelo PCA-SOM



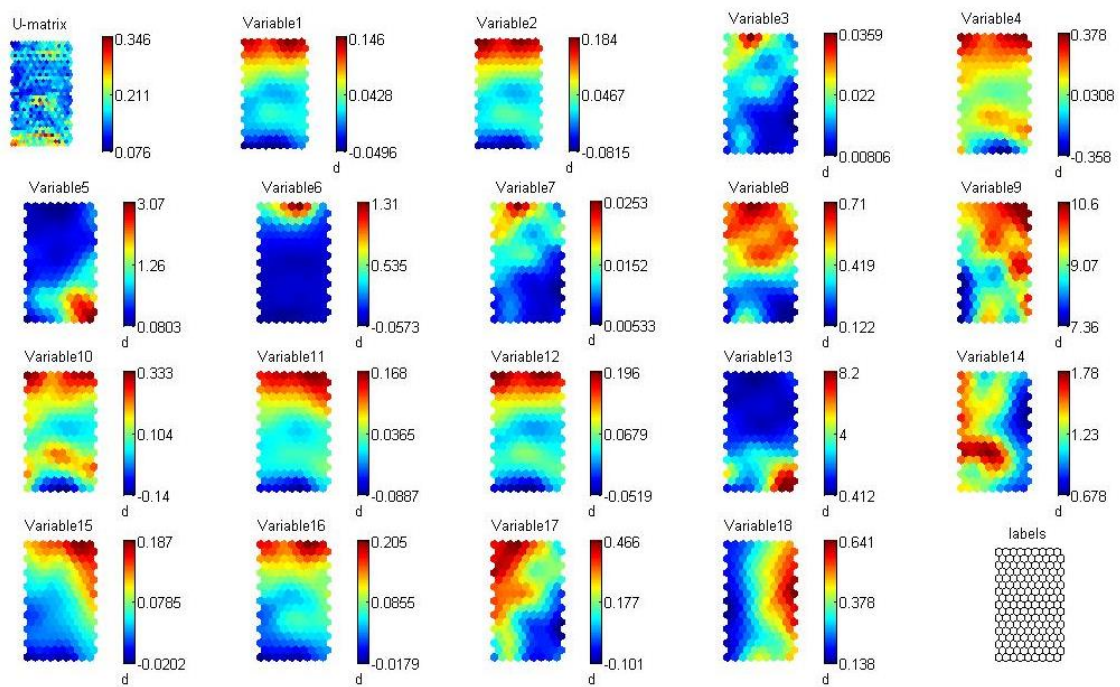
Legenda: Cada variable corresponde con una de las nueve primeras componentes principales.

Mapas de componentes del estudio sobre fracaso empresarial del capítulo 9

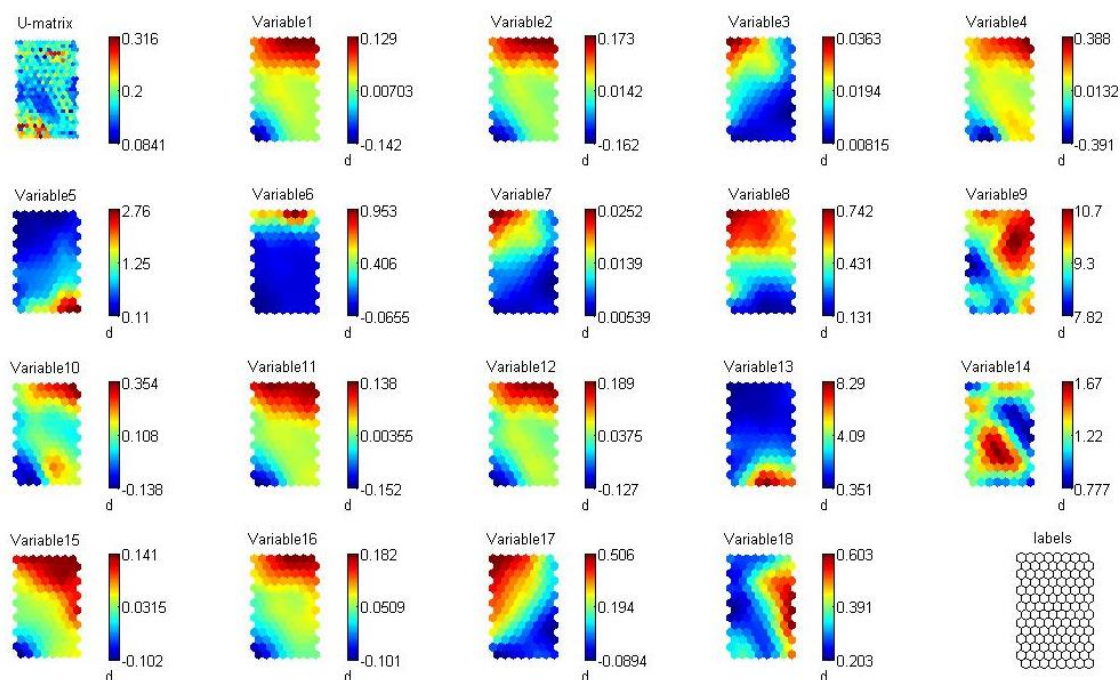
Mapas de componentes del modelo SOM 9-años



Mapas de componentes del modelo SOM 6-años



Mapas de componentes del modelo SOM 3-años



Leyenda de los tres mapas:

Variable 1	Beneficio Neto/Activo total	Variable 10	Return on Capital Employed
Variable 2	Return on Total Assets	Variable 11	Profit Margin
Variable 3	Current Ratio	Variable 12	ROA
Variable 4	Return on Shareholders Funds	Variable 13	Leverage
Variable 5	Gearing	Variable 14	Ventas/activo total
Variable 6	Interest cover	Variable 15	cash flow/ventas
Variable 7	Quick ratio	Variable 16	cash flow/activo total
Variable 8	Solvency Ratio	Variable 17	Working capital ratio
Variable 9	In(Activo total)	Variable 18	Inmovilizado/Total activo