



UNIVERSIDAD DE SEVILLA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES
DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA APLICADA III

TESIS DOCTORAL

**ADECUACIÓN DE LOS MODELOS DE
PREDICCIÓN DE LAS CRISIS BANCARIAS AL
CASO ESPAÑOL**

M^a del Patrocinio Fernández Geniz

Dirigida por:

M^a José Vázquez Cueto

Dolores Gómez Domínguez

Sevilla, octubre de 2015

*A mi padre, Luís,
siempre en mi recuerdo.*

AGRADECIMIENTOS

Quisiera expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que, de un modo u otro, han hecho posible la elaboración de este trabajo.

En primer lugar, a las dos Directoras de esta Tesis, Dra. M^a José Vázquez Cueto y Dra. Dolores Gómez Domínguez, por su inestimable ayuda, por la dedicación que me han prestado sintiendo también suyo este trabajo, por la enorme confianza que han depositado siempre en mí, por el apoyo que me han dado a lo largo de todos estos años, y sobre todo, por su amistad.

A todos mis compañeros del Departamento de Economía Aplicada III, por toda la ayuda prestada, por haber facilitado mi tarea en la fase final de este trabajo, y por su constante apoyo en todo momento.

A mi marido Javi, por toda su ayuda, por hacer todo lo posible para que este trabajo llegara a buen puerto, estando incondicionalmente a mi lado en los buenos y malos momentos, animándome siempre a continuar y seguir adelante, y haberme hecho creer cada día que podía conseguirlo.

A mi madre, por quererme tanto, por su cariño y comprensión, por su apoyo y su ánimo. A mis hijas, mis hermanos, mi familia, mis amigos, a todos los que ocupan un lugar importante en mi vida, que han sabido perdonar mis ausencias y siempre han tenido una palabra de ánimo.

A todos, Muchas Gracias.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	vii
CAPÍTULO 1. LA CRISIS BANCARIA EN ESPAÑA 2009-2013.....	1
1.- Las crisis bancarias y sus causas.....	2
2.- Aspectos a considerar del desarrollo de la crisis bancaria en España.....	7
2.1.- Crisis financiera internacional. Desconfianza y restricción de liquidez...	10
2.2.- Los desequilibrios de la economía española.....	13
2.3.- La crisis de la deuda soberana.....	19
3.- Evolución de las entidades de depósito. Crisis y reestructuración.....	25
3.1.- Las entidades de crédito en el periodo previo a la crisis bancaria.....	25
3.2.- Crisis bancaria, reestructuración y costes.....	29
4.- Conclusiones.....	42
CAPÍTULO 2. SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA DE CRISIS BANCARIAS	45
1.- Sistemas de alerta temprana: aspectos conceptuales y metodológicos.....	46
2.- Breve historia del desarrollo de los Sistemas de Alerta Temprana.....	48
3.- Variables utilizadas en los Sistemas de Alerta Temprana.....	52
3.1.- Indicadores Macroeconómicos.....	53
3.2.- Indicadores Microeconómicos.....	58
4.- Técnicas utilizadas en los estudios sobre predicción del fracaso.....	66
4.1.- Modelos que implementan técnicas paramétricas.....	67
4.1.1.- Análisis Univariante.....	67
4.1.2.- Análisis Discriminante Multivariante (<i>MDA</i>).....	68
4.1.3.- Análisis de Regresión Logística.....	71
4.1.3.1.- Análisis Logit.....	71
4.1.3.2.- Análisis Probit.....	73
4.2.- Modelos que implementan técnicas no paramétricas.....	74
4.2.1.- Redes Neuronales Artificiales (<i>ANN</i>).....	75
4.2.1.1.- Perceptrón Multicapa (<i>MLP</i>).....	77
4.2.2.- Algoritmos Genéticos (<i>GA</i>).....	81
4.2.3.- Árboles de Clasificación (<i>CART</i>).....	83
4.2.4.- Metodología Rought Set.....	88
4.2.5.- Modelo de Maquinas de Vectores Soporte (<i>SVM</i>).....	90

4.2.6.- Método El Vecino Más Cercano (<i>k-NN</i>).....	95
4.2.7.- Análisis de Envoltente de Datos (<i>DEA</i>).....	95
5.- Sistemas de alarma para detectar crisis sistémicas y crisis de bancos individuales.....	97
5.1.- Estudios empíricos sobre sistemas de alerta temprana para pronosticar crisis sistémicas.....	98
5.2.- Estudios empíricos sobre sistemas de alerta temprana de crisis individuales.....	111
5.2.1.- Estudios empíricos sobre predicción de crisis de entidades bancarias en España	121
6.- Conclusiones	131
CAPÍTULO 3. UNA APROXIMACIÓN AL PRONÓSTICO DE LA CRISIS BANCARIA EN ESPAÑA 2009-2013	135
1.- Selección de la muestra y definición de la variable dependiente “crisis”.....	137
2.- Selección de las variables explicativas y análisis de las mismas.....	142
2.1.- Análisis descriptivo de las variables.....	145
2.2.- La situación de las entidades bancarias mediante Escalados Multidimensionales.....	149
3.- La explicación de la crisis mediante técnicas paramétricas.....	154
3.1.- Análisis discriminante.....	154
3.2.- Análisis logit.....	160
4.- Una aproximación no paramétrica para el análisis de la crisis bancaria en España.....	166
5.- Resultados obtenidos.....	171
6.- Conclusiones.....	172
Bibliografía.....	175
Anexos.....	193

ÍNDICE DE GRÁFICOS, CUADROS Y FIGURAS

ÍNDICE DE GRÁFICOS

CAPÍTULO 1

Gráfico 1: Crisis bancarias 1990-2011	4
Gráfico 2: Tasa de crecimiento del PIB (precios constantes).....	8
Gráfico 3: Tasa de Inflación.....	8
Gráfico 4: Cuenta corriente (% del PIB).....	9
Gráfico 5: Tasa de interés real.....	14
Gráfico 6: Precio metro cuadrado de vivienda libre.....	15
Gráfico 7: Número de visados de obra.....	16
Gráfico 8: Crecimiento del crédito. Tasas de variación interanual.....	16
Gráfico 9: Ratio de morosidad (crédito moroso/crédito total).....	18
Gráfico 10: Evolución del gasto e ingreso público (millones de €).....	21
Gráfico 11: Evolución del déficit público (% del PIB).....	21
Gráfico 12: Evolución de la deuda pública (% del PIB).....	22
Gráfico 13: Tenencia de deuda pública española. Entidades de crédito e inversores no residentes.....	23
Gráfico 14: Entidades de Depósitos. Número de Oficinas.....	26
Gráfico 15: Entidades de Depósitos. Número de Empleados.....	26
Gráfico 16: Entidades de Depósitos. Créditos.....	27
Gráfico 17: Entidades de Depósitos. Depósitos.....	27
Gráfico 18: Entidades de Depósitos. Ratio Créditos/Depósitos.....	27

ÍNDICE DE CUADROS

CAPÍTULO 1

Cuadro 1: Ayudas a los sistemas bancarios. Periodo 2008-2011. Países de la Unión Europea.....	20
Cuadro 2: Cantidades avaladas 2008-2009 por tipo de entidad (miles de millones).....	30
Cuadro 3: Normativa adoptada en el proceso de resolución de la crisis.....	32
Cuadro 4: Reestructuración Bancaria en España (2009-2014).....	38
Cuadro 5: Los costes del rescate bancario.....	40

CAPÍTULO 2

Cuadro 1: Variables e Indicadores, enfoque macro	57
Cuadro 2: Variables e Indicadores CAMELS, enfoque micro	63
Cuadro 3: Indicadores núcleo de crisis bancarias	64
Cuadro 4: Variables explicativas enfoque mixto	65
Cuadro 5: Resumen estudios empíricos sobre crisis bancarias sistémicas	104
Cuadro 6: Resumen estudios empíricos de crisis bancarias (no contiene los realizados para las crisis bancarias en España)	115
Cuadro 7: Resumen estudios empíricos sobre las crisis bancarias en España	126

CAPÍTULO 3

Cuadro 1: Entidades incluidas en la muestra	140
Cuadro 2: Variables Explicativas de la crisis o fracaso de bancos	143
Cuadro 3: Estadísticos descriptivos	146
Cuadro 4: Prueba unidimensional de igualdad de medias entre grupos	147
Cuadro 5: Resultados Test de Kolmogorov-Smirnov	148
Cuadro 6: Pruebas igualdad de matrices de varianza-covarianza	149
Cuadro 7: Coeficientes de la función discriminante	155
Cuadro 8: Centroides	156
Cuadro 9: Prueba de Igualdad de medias	157
Cuadro 10: Coeficientes de las funciones de clasificación	158
Cuadro 11: Matriz de clasificación, análisis discriminante	158
Cuadro 12: Parámetros del modelo. Análisis logit	161
Cuadro 13: Estadísticos de bondad de ajuste	162
Cuadro 14: Coeficientes estandarizados en el análisis logit	163
Cuadro 15: Matriz de clasificación. Análisis logit	164
Cuadro 16: Importancia de las variables explicativas en la clasificación	169
Cuadro 17: Matriz de confusión, árbol de clasificación	170
Cuadro 18: Resultados de las técnicas aplicadas	171
Cuadro 19: Índice de Eficiencia Ponderada	172

ÍNDICE DE FIGURAS

CAPÍTULO 1

Figura 1: Riesgo Bancario, Soberano y de Recesión	24
---	----

CAPÍTULO 2

Figura 1: Arquitectura de red neuronal con una capa oculta	79
Figura 2: Algoritmo Genético. Esquema de generación de nueva descendencia...	83
Figura 3: Esquema de la arquitectura de un árbol de clasificación binaria.....	85
Figura 4: SVM. Caso linealmente separable y caso linealmente separable parcialmente.....	93
Figura 5: SVM. Caso linealmente no separable.....	94

CAPÍTULO 3

Figura 1: Representación de las Variables explicativas en dos dimensiones	152
Figura 2: Configuración de las entidades bancarias en dos dimensiones.....	153
Figura 3: Curva ROC, Análisis discriminante.....	160
Figura 4: Intervalos de confianza.....	163
Figura 5: Curva ROC, Análisis logit.....	165
Figura 6: Árbol de clasificación	168
Figura 7: Curva ROC, Árbol de clasificación.....	170

INTRODUCCIÓN

La quiebra de cualquier empresa constituye un elemento de tensión en su entorno. No es lo mismo el entorno de una pequeña empresa, con escasa repercusión pública, que el de una gran empresa o el de un conjunto de empresas importantes de un país. Tampoco tiene la misma repercusión la insolvencia de una empresa nacional que la de una gran empresa global. Así, por ejemplo, la quiebra de una empresa global cotizada en varias bolsas puede originar fuertes turbulencias financieras a nivel internacional, por lo que es deseable contar con mecanismos de alerta que traten de anticipar estas situaciones para evitar consecuencias no deseables.

Sin embargo, pese a la magnitud que pueda tener la quiebra de una empresa importante, la vulnerabilidad que representa para la economía el fracaso o crisis de sus bancos, sobre todo si se trata de un gran banco, o si la crisis llega en grupos, ha merecido durante décadas una atención especial.

La importancia del sistema bancario de un país radica en el papel que éste desempeña como correa de transmisión hacia la economía. Su labor de intermediación canalizando el ahorro desde las unidades superavitarias hacia las necesitadas de financiación para llevar a cabo sus inversiones, constituyen un elemento clave para el crecimiento económico. Este papel es más relevante cuanto mayor sea el grado de bancarización de una economía, es decir, si la financiación es fundamentalmente bancaria. Este elemento constituye la razón fundamental, que hace que la actividad bancaria esté especialmente regulada, que sea objeto de un proceso de estrecha supervisión, que cuando aparecen problemas se traten de solucionar y se acuda en su rescate, y que, desde hace décadas, se trate de anticipar la ocurrencia de crisis en los bancos.

Por otro lado hemos de destacar, que la función de transformación de riesgos que llevan a cabo las entidades bancarias, las hace especialmente proclives a experimentar problemas de liquidez en determinados entornos. Esta situación lleva a las autoridades a instaurar una red de seguridad que se basa, en sus inicios, en la función de prestamista de última instancia, llevada a cabo fundamentalmente por los bancos centrales, y la creación de los fondos de garantía de depósitos. Si el problema no es de liquidez sino de solvencia, estos dos elementos no son suficientes, por lo que se hace necesario disponer de un esquema claro de actuación para llevar a cabo el diagnóstico y acometer la recapitalización, reestructuración o liquidación ordenada de las entidades bancarias afectadas.

La importancia que el sistema bancario desempeña en la economía ha despertado, por tanto, el interés por conocer las causas que lo originan y por el desarrollo de modelos que sean capaces de anticiparlo. Los primeros trabajos sobre los factores que llevan a una institución bancaria a tener problemas de liquidez, pero sobre todo de solvencia, se centran en el sistema bancario estadounidense, entre los pioneros, desarrollados en la década de los 70, destacan los de Meyer y Pifer (1970), Sinkey (1975) y Martín (1977), y más recientemente Mayes y Stremmel (2012). Estos estudios se han extendido al análisis del fracaso bancario en otros países, así por ejemplo destacan los elaborados para la crisis bancaria en España del periodo 1977-85 por Laffarga et al. (1987, 1991), Serrano-Cinca y Martín del Brío (1993) y Olmeda y Fernández (1997); el de Logan (2001) para el sistemas bancario del Reino Unido o el de Derviz y Podpiera (2004) para estudiar el fracaso bancario en la República Checa.

La mayoría de estos trabajos parten de que activos y pasivos de las entidades bancarias están sujetos a una serie de riesgos que pueden conducirlos al fracaso y que además la probabilidad de que esto ocurra depende de su 'colchón' de capital. Las variables que consideran para aproximar dichos riesgos son un conjunto de ratios extraídos de los estados contables, donde además de la adecuación de capital se consideran la calidad del activo, la adecuación de la gestión, la rentabilidad y la liquidez. En algunos trabajos se incorporan además indicadores de mercado, siendo uno de los trabajos pioneros en esta línea el de Flannery (1998) para el sistema bancario de Estados Unidos.

La acumulación de crisis bancarias sistémicas a principios de la década de los noventa del pasado siglo, (Laeven y Valencia, 2013), ya sea de forma aislada o acompañadas de crisis cambiarias y crisis de la deuda, origina una nueva oleada de trabajos

centrados en la búsqueda de indicadores de alerta temprana de crisis, pero con otra orientación, es decir, se centran en determinar si cambios en el entorno macroeconómico o financiero a nivel agregado pueden anticipar la crisis de los sistemas bancarios. En esta línea destacan los trabajos de Kaminsky y Reinhart (1996), Demirgüç-Kunt y Detragiache (1998 a y b, 2005) y Hardy y Pazarbasioglu (1998), en los que se concluyen que variables como la tasa de crecimiento del producto, la tasa de interés real, tasa de inflación o la de crecimiento del crédito interno pueden explicar la vulnerabilidad del sistema bancario de un país a experimentar una crisis.

Cuando la crisis de los bancos de un país se desarrolla en un entorno de recesión económica, como ocurre en muchas ocasiones, los factores macroeconómicos influyen en la evolución de los indicadores financieros de las entidades individuales. En esta línea, encontramos también un conjunto de trabajos que consideran indicadores individuales de las entidades bancarias e indicadores macroeconómicos. Uno de los estudios pioneros siguiendo este criterio es el de González-Hermosillo et al. (1997) y, más recientemente, Poghosyan y Cihák (2009). En estos estudios se pone de manifiesto que, aunque la incorporación de variables macroeconómicas puede mejorar la clasificación, cuando se combinan con variables microeconómicas de las entidades individualmente consideradas, por lo general, no resultan significativas en las estimaciones.

No obstante, tal y como indican Bongini, Claessens y Ferri (2000) en un estudio sobre el fracaso de las instituciones bancarias en la crisis de los países asiáticos del periodo 1996-97, las debilidades en las instituciones individuales son la primera causa en la que hay que indagar. En este sentido los indicadores que se pueden extraer de los estados contables pueden ser de gran utilidad para señalar qué entidades son débiles, pues éstas serían sobre las que habría que actuar precozmente para evitar la ocurrencia de crisis bancaria sistémica ante perturbaciones exógenas o cambio de ciclo económico.

Las crisis bancarias ocurridas en algunas economías avanzadas de Europa tras el estallido de la crisis financiera internacional de 2007, como la experimentada por el sistema bancario de Irlanda o España, vuelven a despertar el interés por disponer de un sistema de alerta temprana que prevenga o anticipe la ocurrencia de una crisis, pues a pesar de la literatura a la que antes hemos aludido, y a los intentos llevados a cabo por los organismos supervisores que trataremos también en este trabajo,

Reinhart y Rogoff (2013) indican que con cada crisis se avanza en la gestión de estos episodios críticos una vez ocurren, pero los avances son pequeños en cuanto a prevención.

En la idea antes señalada de que la causa primera de ocurrencia de crisis bancaria hay que buscarla en debilidades de las instituciones consideradas individualmente, enmarcamos este trabajo, en el que nos planteamos como objetivo determinar si, a partir de la información públicamente disponible de las entidades bancarias, se pueden identificar los factores explicativos de la reciente crisis bancaria española.

Con esta finalidad hemos elaborado este trabajo estructurándolo en tres capítulos, que, si bien cada uno tiene su propia entidad, aparecen estrechamente relacionados.

En el primer capítulo presentamos un análisis del entorno y de los factores que pudieron conducir a la insolvencia a una parte importante de las entidades bancarias, y al sistema bancario español a una crisis sistémica. Si bien, la crisis financiera iniciada en el verano de 2007 en Estados Unidos, por la dimensión internacional que en poco tiempo adquirió, pudo ser interpretada como la primera causa, el análisis que presentamos de la evolución experimentada por la economía y el sector bancario en los periodos previos conduce a señalar que los factores internos fueron el principal desencadenante.

En el capítulo segundo se presenta un análisis detallado de los denominados sistemas de alerta temprana (SAT) como instrumento, con un doble objetivo, por un lado el análisis de las crisis bancarias, y por otro, como herramienta para la anticipación de futuras crisis. En esta parte, tras recoger los diferentes aspectos conceptuales y metodológicos y una breve descripción del desarrollo histórico de los SAT, se exponen y analizan las variables consideradas explicativas del fenómeno crisis bancaria y las técnicas cuantitativas utilizadas en la elaboración de los modelos. Se cierra el capítulo presentando un análisis de los estudios empíricos sobre sistemas de alerta temprana para predecir crisis bancarias, tanto sistémicas como de entidades individuales, dedicando especial atención a los realizados para detectar las crisis de entidades bancarias en España.

En el tercer capítulo, se presenta una aplicación empírica en la que se testará si los modelos de predicción y pronóstico de crisis bancaria son adecuados en el análisis de la crisis bancaria española del periodo 2009-2013. El estudio se ha centrado en 62

entidades de depósito españolas de las existentes en 2008, para las que ha sido necesario determinar su situación de crisis o no crisis en los dos años siguientes. Se han considerado además siete variables de las categorías CAMEL como explicativas de la crisis. Se han aplicado técnicas paramétricas clásicas y una aproximación no paramétrica obteniéndose, a nuestro juicio, resultados satisfactorios que exponemos en esta parte final del trabajo.

CAPÍTULO 1

LA CRISIS BANCARIA EN ESPAÑA 2009-2013

En este capítulo, abordamos el análisis de los aspectos más destacados, a nuestro juicio, de la reciente crisis bancaria en España. Aunque es pronto para hablar desde una perspectiva histórica¹, en el análisis de la misma pesan más las similitudes con otras crisis, en cuanto a las causas que han podido influir en su desarrollo, que los aspectos diferenciadores.

La coincidencia en el tiempo de recesión económica, crisis bancaria y crisis de la deuda, tal y como ha ocurrido recientemente en la economía española, genera un efecto de retroalimentación que agudiza cada uno de los fenómenos aisladamente considerados, y aumenta los costes económicos y la duración del periodo crítico.

Aunque la mayoría de las entidades de depósito españolas se han visto afectadas por el mismo entorno, con la salvedad de las dos grandes entidades BBVA y Banco Santander con importante actividad internacional, no todas han experimentado crisis, pese a que hayan sufrido un cierto deterioro de su activo y una caída de sus márgenes. Existen, por tanto, diferencias en la evolución seguidas por las entidades en el periodo previo. Finalmente, una vez se conoce la existencia de problemas en las entidades de depósito, el diagnóstico certero de éstos y la gestión apropiada de los mismos constituye un elemento importante para la salida rápida y exitosa de la crisis bancaria.

Todos estos aspectos han sido considerados en este capítulo y son desarrollados en los siguientes apartados.

¹ Ontiveros y Valero (2013) presentan un análisis de la reciente crisis bancaria española comparándola con la del periodo 1977-85. Martín-Aceña et al. (2013a) analizan las crisis bancarias acontecidas en España desde los inicios del siglo XIX hasta la actualidad.

1.- Las crisis bancarias y sus causas.

En el verano de 2007 se inicia un periodo de fuerte inestabilidad financiera a nivel global localizándose el epicentro en los Estados Unidos. Un año más tarde, concretamente el 15 de septiembre de 2008 se produce la quiebra de uno de los grandes bancos de inversión del mundo. En ese transcurso de tiempo varias entidades de depósito y bancos de inversión en Estados Unidos se ven amenazados por la quiebra y tienen que ser ayudados por el organismo competente para evitarla.

La quiebra de Lehman Brothers pone en tela de juicio la doctrina “demasiado grande para quebrar”, según la cual a ninguna entidad lo suficientemente grande o lo suficientemente importante se le dejará ‘caer’ por el efecto dominó que puede causar sobre el resto del sistema.

La situación sembró la desconfianza en el sistema, no se sabía qué entidades bancarias, de las potencialmente sistémicas, tenían problemas y, caso de que así fuera, si se las dejaría o no quebrar. Se originó una restricción de liquidez en el mercado interbancario. Aparecieron también problemas en algunas entidades bancarias de las economías avanzadas de Europa. Estas economías, incluida la española, entran en recesión en 2008.

Un año más tarde se hacían públicos los primeros problemas en las entidades bancarias españolas, concretamente en Caja Castilla-La Mancha, y se inicia así la crisis bancaria más grave del sistema bancario español.

Los desarrollos que la precedieron, y que de forma muy somera describimos al comienzo de este apartado, llevaron a muchos analistas a adoptar la postura de que la crisis bancaria española se generó a partir de las tensiones en los mercados financieros internacionales y no a partir de los desequilibrios que existían en la economía española y a los que la banca había contribuido en buena medida, obviando los errores y la inadecuada calibración del riesgo en el periodo de expansión previo.

La actual crisis bancaria española no es un fenómeno novedoso, ni muy distinto en su gestación y desarrollo del presentado en los numerosos episodios de crisis bancaria que se han producido en los últimos cuarenta y cinco años, y que aparecen recogidos y fechados en diversos trabajos, como en Kaminsky y Reinhart (1999), Caprio y Klingebiel (2003), Reinhart y Rogoff (2009) y Laeven y Valencia (2013).

Las crisis de los bancos rara vez se produce en una entidad aislada, sino que suelen afectar a una proporción significativa del sistema. Si esto es así, a la crisis se la denomina sistémica y, cuando sólo se ven afectadas unas pocas entidades, se la denomina crisis 'de menor envergadura' o 'borderline'. Sean de uno u otro tipo, el inicio de la misma coincide con el fracaso o crisis en una entidad individual. Nos referimos al término fracaso en lugar de quiebra, porque ésta, en sentido legal, rara vez se produce. Para los bancos se adoptan determinados sistemas de actuación que hacen que, aunque intervenidos², sigan funcionando. Este tipo de actuaciones dificulta el poder encontrar una definición precisa de fracaso de un banco.

En términos muy generales podríamos decir que un banco está en crisis cuando, sin ayuda, es incapaz de continuar realizando su labor de intermediación financiera. Esta dificultad puede provenir o bien de un problema de liquidez que, si no se actúa a tiempo, puede conducir a un problema de solvencia (causa frecuente de las crisis bancarias con anterioridad a la Gran Depresión de 1929, cuando no existía una red de seguridad consolidada con el objetivo de mantener la estabilidad bancaria³), o bien, puede deberse directamente a un problema de solvencia, motivado por un deterioro general de la calidad del activo. De cualquiera de las formas, en los inicios de una crisis bancaria, sobre todo cuando afecta a una proporción de entidades del sistema bancario de un país, es difícil distinguir si se trata de un problema de liquidez, de solvencia, o de ambos, debido al retraso con el que afloran los problemas en la cara del activo de los balances bancarios.

Adaptando la definición proporcionada por Hagen y Ho (2009) de crisis bancaria, podemos definir la crisis de un banco como aquella situación en la que las dudas sobre la solvencia de la entidad conducen a una retirada masiva de depósitos, a la necesidad de que las autoridades intervengan suministrando liquidez directamente o mediante la adopción de un programa de salvamento de la entidad que vaya más allá de la simple solución de un problema de liquidez a corto plazo.

Tras un periodo de relativa estabilidad, que se extiende desde la II Guerra Mundial hasta principios de la década de los 70 del pasado siglo, caracterizado porque la actividad bancaria estaba fuertemente regulada, comienzan a proliferar episodios de

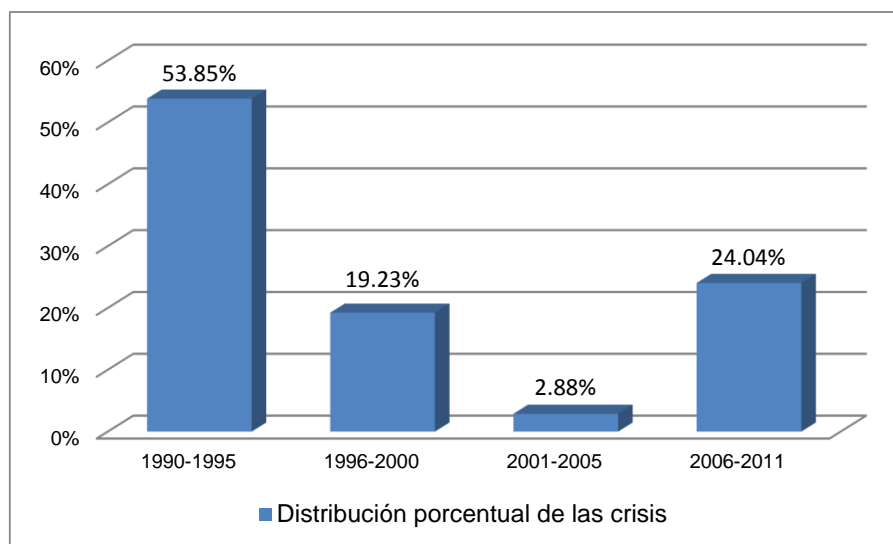
² Intervención en el sentido de que se sustituye a sus órganos de dirección y son reemplazados por el organismo público que se va a encargar de su saneamiento o rescate, normalmente a propuesta del supervisor y/o regulador.

³ En Kindleberger y Aliber (2012) se describen y analizan las restricciones de liquidez de los bancos y cómo pueden generar un pánico bancario.

crisis bancaria. Éstas afectaban tanto a las economías avanzadas como a aquellas con menor grado de desarrollo, apareciendo con ellas un cuerpo amplio de literatura dedicado al análisis de sus causas, de los programas llevados a cabo para reconducir a las entidades a una situación de solvencia, y de los costes que, tanto directos como indirectos, generan.

En el trabajo de Laeven y Valencia (2013) se datan episodios de crisis bancaria de 1970 hasta 2011, en total se recogen 147 episodios. De éstos, 104, aproximadamente el 71%, tienen lugar durante la segunda mitad del periodo, a partir de 1990. La distribución temporal por quinquenios de estos episodios se recoge en el gráfico 1. Más del 50% de estas crisis se concentran en el primer quinquenio de la década de los 90 y fueron precedidas de un periodo de liberalización y desregulación financiera. En el periodo 2001-2005, caracterizado por la bonanza económica, como posteriormente comentaremos, la incidencia de crisis bancaria ha sido menor. En el periodo 2006-2011 se concentran los episodios de crisis bancaria que se desarrollan en las economías avanzadas tras el estallido de la crisis financiera internacional⁴, mientras que los episodios de crisis fechados hasta 2005 se habían concentrado mayoritariamente en las economías emergentes y economías con menor grado de desarrollo⁵.

Gráfico 1: Crisis bancarias 1990-2011.



Fuente: Laeven y Valencia (2013). Elaboración propia.

⁴ Reinhart y Rogoff (2009) indican que, hasta el estallido de la crisis financiera internacional en 2007-08, se pensaba que las economías avanzadas estaban más protegidas de crisis bancarias profundas y duraderas. El motivo era la existencia de sistemas financieros mejor supervisados y mayor disponibilidad de recursos públicos para aplicar políticas contracíclicas en el caso de que aparecieran problemas.

⁵ A excepción de las crisis de los Países Nórdicos de comienzo de la década de los 90 y la crisis bancaria japonesa, cuyo inicio se fecha en 1997.

El análisis de estos episodios de crisis trata de determinar cuáles son las causas que desencadenan el fracaso de una institución bancaria, y que pueden llevarla a una situación de crisis. Éstas, por lo general, no son únicas. Se pueden agrupar en dos categorías: las de naturaleza macroeconómica, que están más asociadas con la aparición de crisis bancaria sistémica, y las de naturaleza microeconómica, que aparecen tanto en los casos de fracasos bancarios aislados como de crisis bancaria de un conjunto representativo de entidades de un país. Siguiendo esta línea de pensamiento, Honohan (1997), en función del predominio de las causas que la originan, clasifica a las crisis bancarias en tres categorías, las que denomina “epidemias macroeconómicas”, las que se deben a factores microeconómicos y débil gestión, y una tercera categoría de crisis endémicas⁶.

Entre las causas de naturaleza macroeconómica podemos citar a las perturbaciones exógenas que causan inestabilidad, un buen ejemplo de éstas es el pinchazo de una burbuja en el precio de activos, en muchos casos debido a un crecimiento anterior del que no se supo anticipar que resultaría insostenible. Otros factores macroeconómicos a considerar son los incrementos bruscos en las tasas de interés, las caídas en el tipo de cambio, la desaceleración brusca de la inflación o el inicio de una recesión. En principio, y puesto que todos los aspectos que enumeramos aparecen a menudo interrelacionados en el inicio de las crisis bancarias, tanto los administradores de los bancos, como los encargados de su vigilancia, deberían estar preparados para que estos fenómenos adversos no afectaran a las entidades bancarias tan profundamente como para conducirlos a una crisis. Este es el objetivo que persiguen las pruebas de resistencia a la banca en escenarios estresados, de forma que se pueda acometer la recapitalización o la reestructuración antes de que la crisis se produzca.

Dentro de las causas de naturaleza microeconómica, podemos distinguir dos subgrupos, en uno de ellos estarían factores relacionados con la labor de regulación y vigilancia de la actividad bancaria, y en el otro los relacionados con las estrategias y las operaciones bancarias.

En el primer subgrupo se incluyen la infraestructura legal y contable, la supervisión, la desregulación/liberalización e innovación financiera, la interferencia del gobierno y el riesgo moral.

⁶ En este último grupo encuadra las crisis bancarias de las economías en transición en cuyo desarrollo tiene un peso importante el marco institucional heredado.

Un inadecuado marco legal o contable que, por ejemplo, retrase el reconocimiento de pérdidas o que permita que ciertos activos sigan figurando en el balance a un precio que no es el real, dilata el poder tomar conciencia de la existencia de problemas.

De igual forma, un proceso de desregulación y liberalización rápido, sin una adaptación por parte del supervisor al nuevo escenario, se asocia a la aparición de problemas bancarios. A este resultado llegan empíricamente Demirgüç-Kunt y Detragiache (1998b) en un estudio realizado para un conjunto de 53 países en el periodo 1980-95. Esta situación también se ha puesto de manifiesto con los nuevos productos que han surgido a raíz de la innovación financiera, cuya calibración del riesgo escapa a las agencias de rating y al supervisor, así como también ocurre en el caso de la liberalización de las cajas de ahorros, que a la postre las llevó a un proceso de expansión, en algunos casos desordenado, y que, en mayor o menor medida, contribuyó a su posterior crisis.

La interferencia directa de los gobiernos en la actividad de las entidades bancarias puede dar origen también a problemas. Así Kanaya y Woo (2000), aunque sin evidencia contundente, apuntan como causa del retraso del reconocimiento en la crisis de los bancos japoneses en la década de los 90, al hecho de que altos burócratas retirados ocuparan altos cargos en la banca, suponiendo esta situación una relación de interdependencia entre los supervisores y los gestores de las entidades supervisadas. También se podría argumentar esta causa, con la máxima cautela dado que no hay evidencia definitiva al respecto, con relación a la administración de las cajas de ahorros españolas.

De igual forma, el riesgo moral puede provocar una “huida hacia delante” en entidades bancarias con problemas, retrasando el afloramiento de los mismos y haciendo más difícil la solución una vez que aparezcan. Los bancos, conocedores de que difícilmente se les dejará quebrar, en una situación de dificultad podrían derivar su actividad a operaciones de mayor rentabilidad aunque vayan asociadas también a un mayor riesgo, prolongando así en el corto plazo su supervivencia, pero empeorando la salida de la crisis si ésta llegara a producirse. El mantenimiento de esta actitud por parte de los bancos será posible siempre que exista una falta de control por parte de los depositantes, que se encuentran protegidos por los esquemas de garantía de depósitos si el fracaso del banco llega a producirse.

También pueden ser fuente de problemas determinadas estrategias y operaciones bancarias. En algunos casos, la precipitación por expandirse lleva a la adopción de decisiones equivocadas en cuanto a las nuevas áreas geográficas o implantación de nuevos productos⁷. Además un sistema de incentivos para el personal bancario basado en el volumen conseguido sin tener en cuenta el riesgo asumido, acentúa las dificultades. Así, una evaluación no adecuada del riesgo de crédito de estas operaciones, unida a un cambio de ciclo económico o una perturbación adversa negativa, puede precipitar la aparición de problemas en el sector bancario.

La mayoría de los factores a los que hacemos referencia en los párrafos anteriores aparecen interrelacionados cuando se analiza la crisis bancaria de un país en concreto. Sin embargo, la crisis de bancos individualmente considerados, está más relacionada con factores microeconómicos y con la estrategia y operativa bancaria.

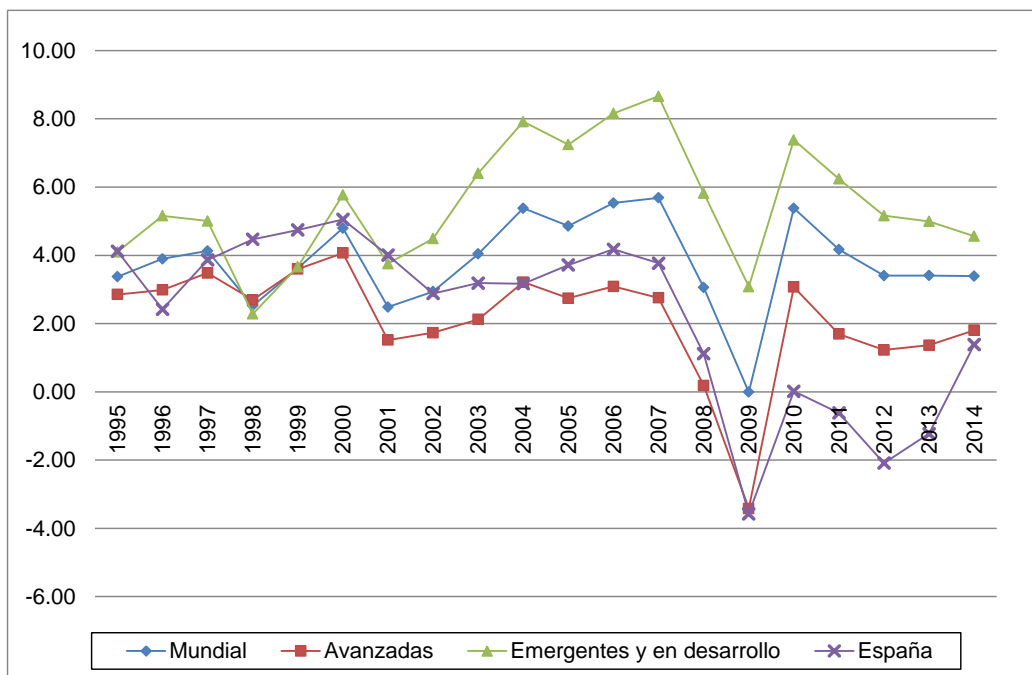
2.- Aspectos a considerar del desarrollo de la crisis bancaria en España.

En el análisis de la reciente crisis bancaria española, y con relación al entorno en el que se gestó, hay que considerar, al menos, tres importantes aspectos: la irrupción de la crisis financiera internacional, el proceso de ajuste interno de los desequilibrios que se generaron en el periodo de expansión previo y la crisis de la deuda soberana de la zona euro.

En el periodo precedente, concretamente desde la segunda mitad de la década de los 90 hasta el inicio de la crisis financiera internacional, se vive un periodo de prosperidad económica en las economías avanzadas y en la mayoría de las economías emergentes (gráfico 2). Algunas de éstas, con China en primera línea, experimentan un crecimiento espectacular, situándose en posiciones de liderazgo en el comercio internacional y convirtiéndose en exportadores de capital hacia otras áreas en búsqueda de inversiones rentables, como por ejemplo EEUU.

⁷ Bentolila et al. (2011, pp. 26-28) indican que la expansión de algunas cajas de ahorros en áreas geográficas en las que tradicionalmente no operaban, se hizo mediante la captación de clientes de mayor riesgo y en una proporción amplia con productos ligados al sector de la construcción e inmobiliario.

Gráfico 2: Tasa de crecimiento del PIB (precios constantes).

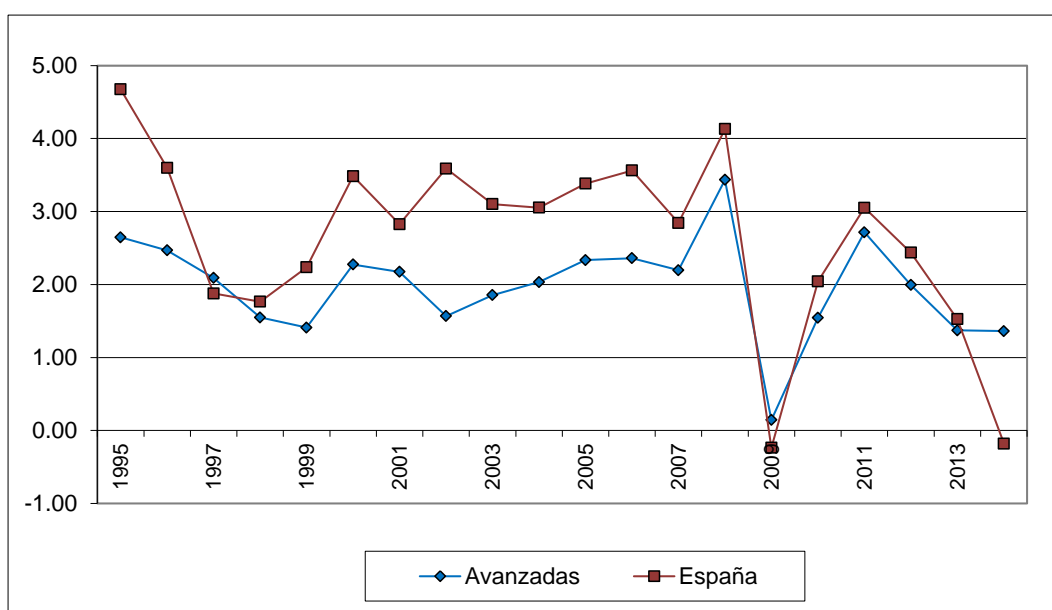


Fuente: Fondo Monetario Internacional. Elaboración propia.

También se caracteriza este periodo previo al inicio de la crisis por moderadas tasas de inflación y un buen comportamiento del mercado laboral.

Las tasas de inflación de las economías avanzadas se sitúan en los años previos al estallido de la crisis entre el 1,5% y el 2,5%, algo superiores son las de la economía española.

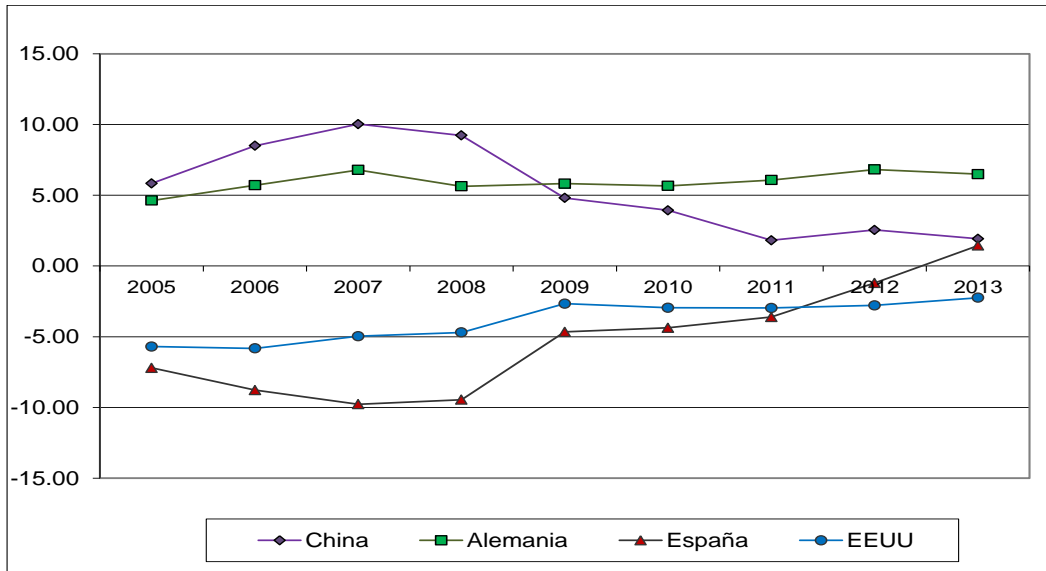
Gráfico 3: Tasa de Inflación.



Fuente: Fondo Monetario Internacional. Elaboración propia.

Y, sin embargo, coexistieron desequilibrios en las balanzas por cuenta corriente de algunos países que fueron ignorados en este entorno de bonanza económica.

Gráfico 4: Cuenta corriente (% del PIB).



Fuente: Banco Mundial. Elaboración propia.

Tal y como se refleja en el gráfico 4, junto a países superavitarios, como es el caso de China y Alemania, encontramos países en los que el déficit fue creciendo, tales como EEUU y España. En este último la tasa de déficit se sitúa cercana al 10% en el 2007. El déficit de la cuenta corriente refleja la necesidad de recurrir al ahorro exterior para financiar la inversión interior. Como no había problemas para seguir endeudándose y además se hacía a una tasa baja, este déficit creciente se ignoró, lo que condujo a que se convirtiera en un problema central cuando el país dejó de ser atractivo para la inversión exterior y además las tasas de interés crecieron.

Esta etapa de bonanza llega a su fin en 2008. En las economías avanzadas se produce una caída del producto a la vez que en las economías emergentes se ralentiza el crecimiento (gráfico 2). Y aunque se considera que el detonante fue la crisis de las hipotecas basura en EEUU y los problemas experimentados por el sistema financiero, y dado que todo detonante exige para activarse de una serie de elementos previos, en este sentido, diversos autores señalan que se había producido la conjunción de varios elementos, como si de 'una tormenta económica perfecta' se tratara, Fernández-Villaverde y Ohanian (2010). Entre estos elementos destacan los siguientes factores: la subida de precio del petróleo y otras materias primas; el colapso

del comercio mundial de forma brusca y no anticipada; la caída del sector de la construcción tras un periodo de fuerte auge y la consiguiente necesidad de reasignación, todo ello unido a un elevado grado de turbulencias financieras⁸. Los orígenes de estas turbulencias serán tratados en el siguiente apartado.

2.1.- Crisis financiera internacional. Desconfianza y restricción de liquidez.

La crisis financiera internacional se origina en el verano de 2007 en EEUU⁹, a raíz del aumento de la morosidad de las denominadas hipotecas subprime¹⁰. Estas hipotecas constituían un riesgo en los balances de las entidades que las otorgaban, riesgo que se multiplicaba a través del sistema financiero mediante los procesos de titulización y los derivados de crédito, nuevos productos colocados entre inversores privados e institucionales que buscaban una rentabilidad mayor que la proporcionada por la deuda pública (Torrero-Mañas, 2010).

Sin embargo, la verdadera razón de fondo hay que buscarla en los desequilibrios acumulados en el periodo previo, fundamentalmente en el intervalo temporal del 2002 al 2007, en el que, como hemos dicho, coexistían países con balanzas comerciales muy deficitarias y países con balanzas superavitarias (García-Montalvo, 2014). En algunos, como es el caso de EEUU, España y Reino Unido, aunque cada uno con sus peculiaridades, la relajación de la política monetaria¹¹ se tradujo en bajas tasas de interés, que, junto con una gran afluencia de capitales¹² intermediados por el sistema bancario, generó burbujas en el precio de los activos, principalmente burbujas inmobiliarias, y burbujas de crédito¹³.

A la mayor laxitud de la política monetaria hay que añadir, en el caso de los EEUU, la liberalización de los sistemas bancarios y la desregulación de los mercados financieros

⁸ Carbó (2009) hace referencia a la conjunción del final de cuatro grandes ciclos: grandes ganancias en los mercados de valores, ciclo expansivo de demanda y ciclos expansivos de creación de capacidad industrial y productiva, actuando como catalizador el sector financiero y las nuevas prácticas bancarias.

⁹ Este episodio genera una amplia literatura desde sus orígenes, Reinhart y Rogoff (2009), De la Dehesa (2009), Analistas Financieros Internacionales (2009) y Stiglitz (2010).

¹⁰ Hipotecas otorgadas a prestatarios por debajo de los requisitos mínimos exigidos de forma que se garantice su devolución y, por lo general, a un tipo de interés más elevado.

¹¹ Esta relajación de la política monetaria en EEUU se produce tras la crisis de las tecnológicas de comienzos de este siglo.

¹² En el caso de EEUU las entradas de capitales procedían fundamentalmente de China, de las economías asiáticas y de los países exportadores de petróleo, en los que se produjo un incremento importante del ahorro en esos años. En el caso de España, fundamentalmente de los socios superavitarios de la Zona Euro.

¹³ No existe evidencia definitiva en la relación entre crecimiento del crédito y crecimiento del precio de los activos; sin embargo, el trabajo de Coleman et al. (2009) concluye que es el crecimiento en el precio de la vivienda el que conduce al aumento del crédito.

de finales de la década de los 90 del pasado siglo, que acababa con la estricta separación entre entidades de depósito y bancos de inversión. En combinación con lo anterior, surgen innovaciones financieras, como los denominados productos estructurados. Éstos darán origen a los derivados de crédito, que permitirán a los bancos sacar los préstamos de sus balances, canalizándolos hacia una agencia que los convertirá en títulos y los venderá, generando, por un lado, nuevas disponibilidades para prestar (la esencia del modelo de banca 'originar para distribuir'), y por otro lado, al menos aparentemente, haciendo desaparecer el riesgo del balance bancario.

Pero para que se produzca un crecimiento del crédito, además de abundante oferta, hace falta demanda y activos en los que invertir. En el caso de Estados Unidos, como en el de España, el crédito se desvió hacia el sector de la construcción e inmobiliario. La propia administración del presidente Bush alentó la compra de vivienda, llegando a formar parte de su programa el acceso a la misma para las rentas más bajas (García-Montalvo, 2014). En un entorno caracterizado por bajas tasas de interés, la obtención de margen se basa en la concesión de un volumen de crédito creciente, se relajan los criterios para la concesión de los mismos. Como los préstamos saldrán del balance y se transformarán en títulos, las entidades bancarias relajan la evaluación del riesgo de los prestatarios (Keys et al., 2010). Esta relajación del riesgo pasa inadvertida para los encargados de la supervisión y tampoco fue tenida en cuenta por las agencias calificadoras de riesgo de los productos.

Con respecto al papel de las agencias calificadoras, por un lado se argumenta que, dado que las valoraciones se realizan usando técnicas estadísticas sobre información pasada, no se supo valorar el riesgo, debido a la escasez de información de un producto relativamente novedoso. Por otro lado, se argumenta que las calificadoras tuvieron también un comportamiento perverso. Para que los títulos pudieran venderse necesitaban una calificación lo mejor posible; si la entidad titulizadora no estaba de acuerdo con la calificación podría buscar a otra agencia, lo que suponía una pérdida de ingreso para la agencia que perdía el cliente. Así, Bolton et al. (2012) señalan que la inadecuada calificación a posteriori no se debió al desconocimiento, o al menos no sólo a éste, sino que también estaba influenciada por el negocio de la calificadora, guiada por el deseo de mantener sus clientes.

A pesar de ello, el sistema funcionó bien mientras el precio de la vivienda continuaba en ascenso y las tasas de interés se mantenían bajas. Sin embargo, ambas situaciones reversionaron; por un lado en 2005 se produjo una elevación de las tasas de

interés, se encarecieron los préstamos y comenzaron a producirse los primeros impagos. Y por otro lado, a finales de 2006, el precio de la vivienda alcanzó techo y empezó una brusca caída, lo que acentuó el crecimiento de la morosidad y, con ello, las dificultades en algunas entidades financieras, fundamentalmente las especializadas en préstamos hipotecarios. El riesgo se trasladó hacia los títulos respaldados por los créditos produciéndose en ellos una caída en su valor. Así se generó una crisis de confianza entre las instituciones financieras y en los mercados financieros, que dificultó la obtención de liquidez y obligó a los Bancos Centrales a poner en marcha programas para inyectar liquidez en el sistema.

Lo que en principio podía haber sido un problema del sistema bancario de EEUU se trasladó hacia el resto de los países, fundamentalmente hacia las economías avanzadas. Como señala Torrero-Mañas (2010), los derivados de crédito eran instrumentos complejos, de los que era difícil conocer el riesgo y cuál era su pérdida, y además se habían comercializado en todo el mundo.

El problema se agravaría con la quiebra del banco de inversión Lehman Brothers, ya que puso en cuestión el dogma existente '*demasiado grande para quebrar*' que hasta el momento había actuado como un paraguas. El problema de la confianza se agrava y con él crece la dificultad para las entidades de encontrar financiación en el mercado interbancario. Los bancos de algunos países europeos empiezan a tener problemas¹⁴, en algunos casos debido a su exposición al mercado subprime americano. Los estados tuvieron que acudir en su rescate y la crisis financiera, con origen en EEUU, se traslada rápidamente a la economía real.

Martín-Aceña et al. (2013 a) señalan tres vías de propagación. En primer lugar, la del canal del crédito bancario: los bancos, al tener que reforzar su capital y reajustar sus activos, ralentizan el suministro de crédito a la economía. En segundo lugar, el denominado '*efecto riqueza*': como consecuencia de la caída en el precio de los activos, las familias y las empresas ven reducido su patrimonio y en consecuencia disminuyen el consumo y la inversión. En tercer lugar, el cambio en las expectativas hace que se aplacen las decisiones de inversión.

¹⁴ Aparecen debilidades que hacen dudar de la solvencia en el banco belgo-holandés FORTIS, el franco-belga DEXIA y el Hypo Real State (HRE) alemán, así como en los bancos del Reino Unido.

No obstante, la escasa exposición de España al mercado subprime norteamericano¹⁵ hizo pensar en un primer momento que el grado de afectación de la economía sería menor y coyuntural, y que el patrimonio de las entidades bancarias no se vería seriamente afectado (Banco de España, Informe Anual 2008, 2009).

De lo expuesto hasta ahora podemos inferir que lo verdaderamente interesante del análisis de los detonantes de la crisis financiera internacional en EEUU no es la influencia directa que ésta haya podido tener sobre la economía española y su sistema bancario, sino el paralelismo existente entre los acontecimientos previos al estallido de la crisis en ambas economías, y que trataremos detenidamente en el siguiente apartado.

Ya el propio Banco de España (Informe Anual 2008, 2009, p 47) reconoce que *“Esta crisis,..., ha supuesto un conjunto de perturbaciones de naturaleza financiera y macroeconómica, que se han venido a superponer sobre el proceso de ajuste que se había iniciado ya internamente para corregir los principales desequilibrios acumulados durante la expansión del periodo 1995-2006”*.

2.2.- Los desequilibrios de la economía española.

Cuando se produce la crisis financiera internacional, se pensaba que los fundamentos de la economía española eran sólidos bajo la premisa de tres pilares (Jimeno y Santos, 2014): 1) un superávit presupuestario y una deuda pública baja, que proporcionaba margen suficiente para acometer una política contracíclica motivada por la incidencia de la perturbación externa en el crecimiento español, 2) una cierta flexibilidad en el mercado de productos y en el mercado laboral español, debido a las reformas de los 90 y principios del 2000 y, 3) un sistema bancario sólido, sin vinculaciones con el mercado subprime estadounidense y con un colchón de capital acumulado en el periodo de expansión.

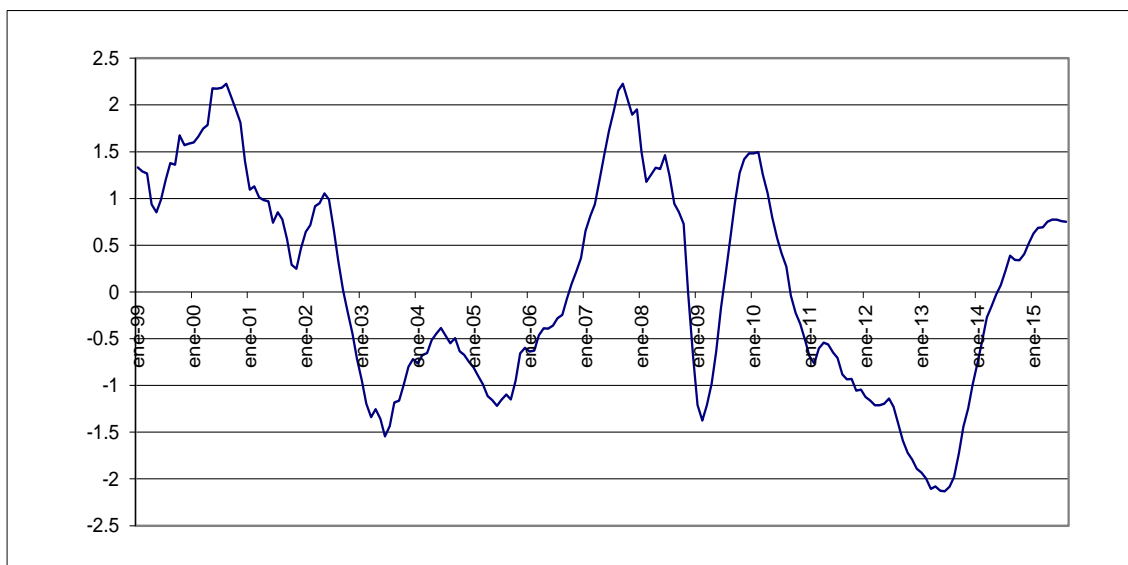
Sin embargo, en este diagnóstico se ignora que España era muy dependiente de la financiación exterior y que su crecimiento se había basado en el sector de la construcción y en el sector inmobiliario, caracterizados por su baja productividad. La dependencia de la financiación exterior se refleja en el elevado déficit de la balanza

¹⁵ El supervisor había evitado que los bancos españoles invirtieran en estos activos tóxicos, al tiempo que, cuando se inicia el periodo de auge, había instaurado un sistema de provisiones anticíclicas que, en el primer impacto de la crisis financiera internacional, se valoró como suficiente para el sostenimiento de la salud de los bancos.

por cuenta corriente (gráfico 4), cercano al 10% en 2007. Esa financiación, indica García-Montalvo (2014), se dedicó fundamentalmente al sector de la construcción caracterizado, como hemos dicho, por una productividad decreciente. El peso que dicho sector tenía en el producto¹⁶ conduce a una productividad total de los factores decreciente para el conjunto de la economía¹⁷. Ello dificulta la devolución ordenada de los préstamos en cuanto los activos caen de precio.

El acceso de España a la Moneda Única cambia la visión en el exterior de nuestro país (Ortega y Peñalosa, 2012) y disminuye el riesgo país. Ello supone una afluencia de capitales procedentes de los estados miembros ahorradores, que pasaron a estar intermediados por el sector bancario en un entorno caracterizado por bajas tasas de interés real, que fueron negativas en el periodo de septiembre de 2002 a septiembre de 2006 (gráfico 5).

Gráfico 5. Tasa de interés real¹⁸.



Fuente: BDE. Elaboración propia.

El sector bancario dirigió este crédito fundamentalmente hacia el sector de la construcción e inmobiliario. Dos son las razones que se argumentan para actuar en este sentido, por un lado creció la demanda de viviendas, motivada porque las generaciones nacidas en los 70 comenzaron a emanciparse, y por la llegada de

¹⁶ Entre 2000 y 2007 el sector de la construcción aportó el 25% del crecimiento de la economía.

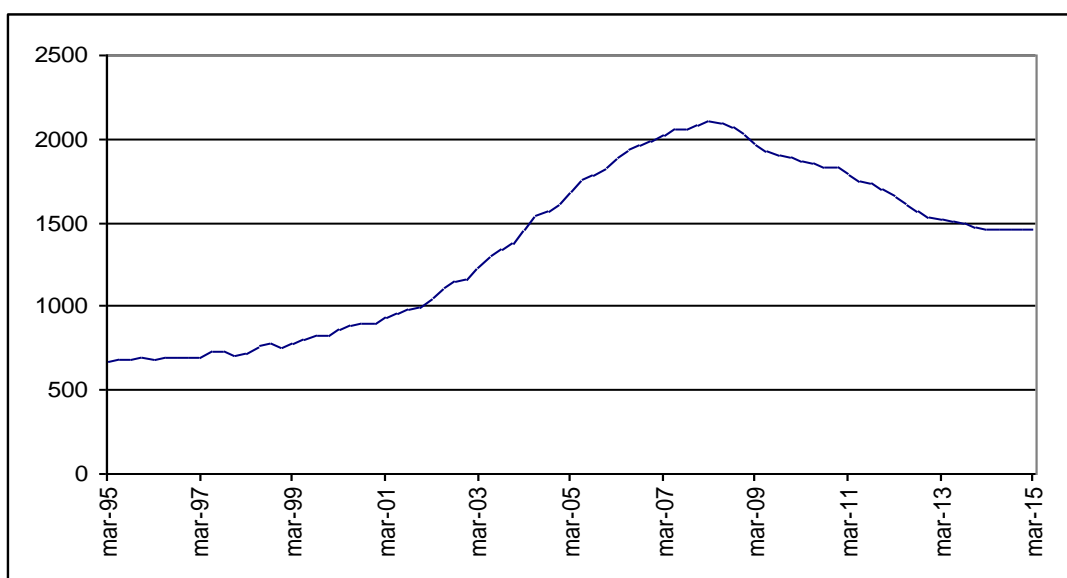
¹⁷ La cifra de 2005 es de -0,8%, mientras que en países como EEUU, Reino Unido o Francia con saldos negativos también en la cuenta corriente, la productividad de los factores es positiva.

¹⁸ Calculado como diferencia entre el EURIBOR a 12 meses y el Índice armonizado de precios al consumo (IAPC).

inmigrantes que hizo incrementar el número de hogares¹⁹, y por otro lado porque el proceso de expansión llevado a cabo por las cajas de ahorros se fundamentó, en gran medida, en la captación de clientes vía crédito para la construcción, promoción o adquisición de vivienda.

Lo anterior, condujo a un aumento espectacular tanto en el precio de la vivienda (gráfico 6), como en la oferta de la misma (gráfico 7). El precio del metro cuadrado de vivienda libre se incrementó, entre 1998 y el primer trimestre de 2008, cuando se alcanzó el pico más alto (2.101 €/m²), en torno al 190%, siendo el crecimiento más intenso en los años 2003 y 2004, en los que se superaron tasas del 17%.

Gráfico 6: Precio metro cuadrado de vivienda libre.



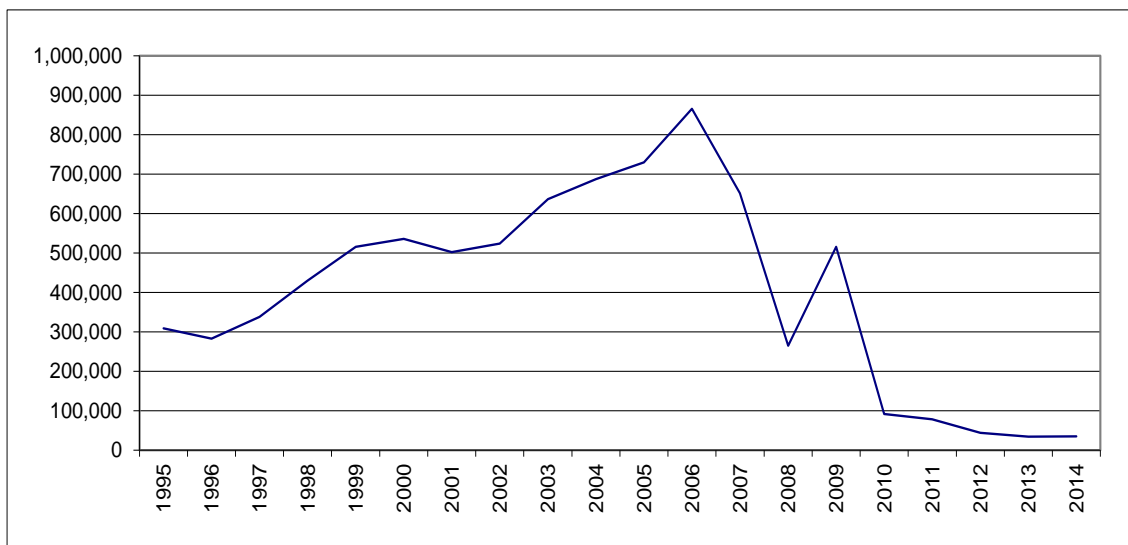
Fuente: INE. Elaboración propia.

El número de visados de obra nueva estuvo por encima de los 600.000 entre los años 2003 y 2006, en este último, el de mayor número del periodo considerado, se concedieron 865.561 visados²⁰; el último dato disponible, que corresponde al año 2014, sitúa el número de visados en 34.873, indicativo de la magnitud del ajuste del sector de la construcción, que fue la parte fundamental en la composición del PIB en los años de mayor crecimiento.

¹⁹ Una media de 400.000 al año hasta 2007, Bentolila et al. (2011, p. 26).

²⁰ Este dato no significa que todo lo que se visa se construya, pero es indicativo de la importancia del crecimiento de la oferta en el periodo de auge.

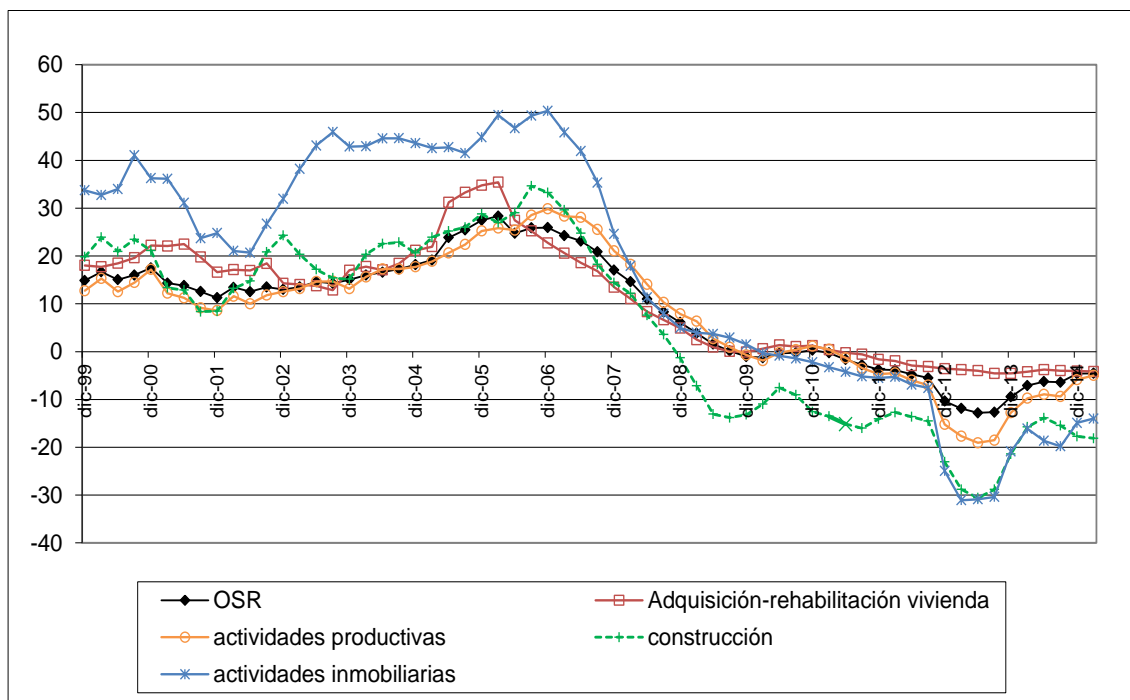
Gráfico 7: Número de visados de obra.



Fuente: INE. Elaboración propia.

El crecimiento del precio de la vivienda y el crecimiento del sector de la construcción fue acompañado del crecimiento del crédito (gráfico 8). Éste comienza a acelerarse a partir de 2003, alcanzándose las mayores tasas en el periodo 2006; a partir de ese momento el crecimiento de las tasas empieza a aminorarse.

Gráfico 8: Crecimiento del crédito. Tasas de variación interanual.



Fuente: Banco de España. Elaboración propia.

Por finalidades, en 2006, las tasas de crecimiento del crédito para la adquisición de vivienda habitual estaban por encima del 20%, al igual que la de otros sectores residentes (OSR), y para la financiación del sector construcción estuvieron en torno al 35%, cercana a la de las actividades productivas. La tasa de crecimiento del crédito para la financiación de actividades inmobiliarias, superó el 50% en el último trimestre de ese año. Pero estas tasas de crecimiento del crédito son negativas desde finales de 2009 y desde un año antes en la financiación del sector de la construcción, siendo la financiación del sector de la construcción y de actividades inmobiliarias las que han experimentado una mayor contracción, registrándose tasas de crecimiento negativas en torno al 30% a mediados de 2013.

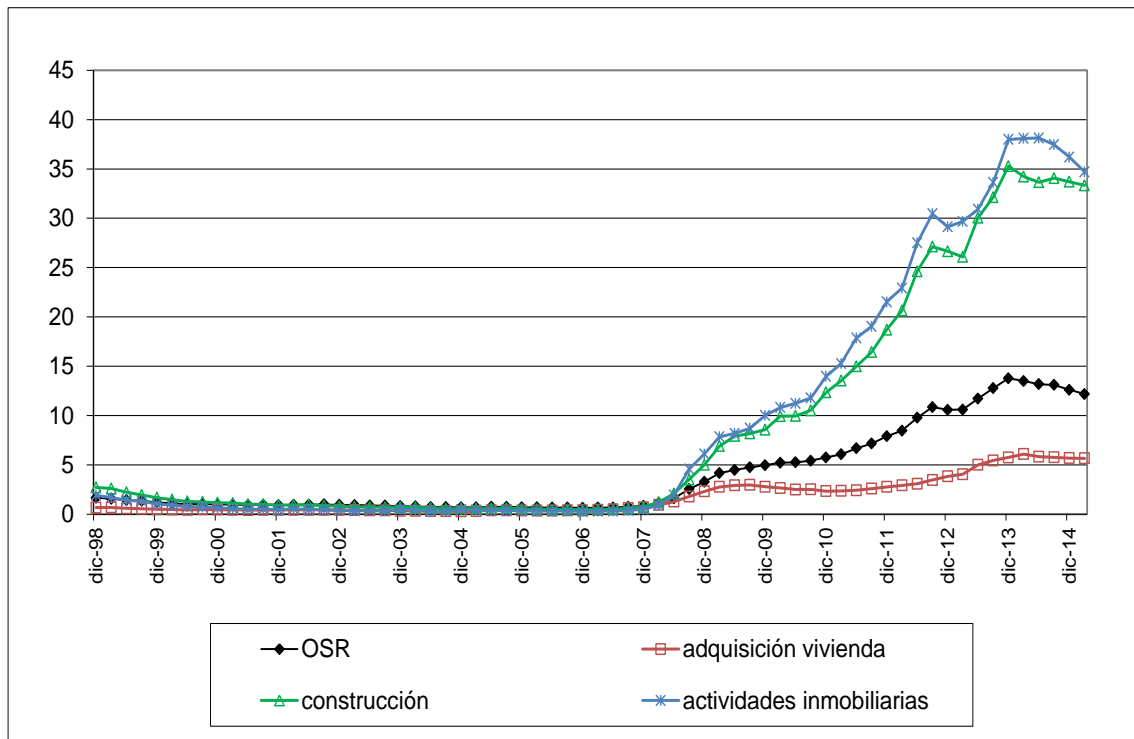
Existe un cierto paralelismo en el periodo previo entre la evolución de la economía de Estados Unidos y la española. Aunque el modelo de banca en España no se basaba en 'originar para distribuir', sí que, ante bajos diferenciales, el aumento de los márgenes se fundamenta en el volumen de crédito, y el incremento de los mismos se fomenta mediante primas a los empleados bancarios. Aunque en España no intervienen las agencias de calificación, sí lo hacen las sociedades de tasación, participadas, en muchos casos, por los bancos que concedían los préstamos. En el caso de los préstamos hipotecarios, el coeficiente en la ratio de capital es superior si la cuantía del préstamo supera el 80% del valor de tasación, con lo que, si existe una sobre tasación de la vivienda, se puede obtener una financiación mayor del 80% sin perjuicio, en términos regulatorios, para la entidad bancaria.

Akin et al. (2014) concluyen empíricamente la relajación de los estándares de crédito en el periodo de auge, no encontrando diferenciación en los requisitos en función de las condiciones del prestatario. También encuentran evidencia del papel desempeñado por bancos y sociedades de tasación: mediante la sobre tasación del activo colateral, se eludía el coste adicional de capital y se generaba un aumento del riesgo de crédito no cubierto. Esta relajación en los criterios se produce fundamentalmente en las operaciones inmobiliarias (financiación de la actividad, financiación de la construcción y financiación de la compra), no existiendo evidencia para préstamos con otros destinos.

En cuanto aparecen los primeros síntomas de recesión, los desequilibrios acumulados en la economía real y en el sector financiero se hicieron patentes. El crecimiento del desempleo y los problemas en el sector empresarial dificultaron la devolución de la

deuda contraída con las entidades de crédito y comienza a elevarse la tasa de morosidad (gráfico 9).

Gráfico 9: Ratio de morosidad (crédito moroso/crédito total).



Fuente: Banco de España. Elaboración propia.

Las tasas de morosidad, que se situaban en torno al medio punto hasta 2007, a finales de 2009 rondaban el 5% para el crédito a otros sectores residentes (OSR), estaban cercanas al 9% para el crédito a la construcción y por encima del 10% en el crédito a actividades inmobiliarias. A finales de 2013, la tasa de morosidad del crédito a OSR se sitúa por encima del 13,75%, y por encima del 38% la del crédito al sector inmobiliario. Sin embargo, el valor de la tasa de mora del crédito destinado a la adquisición de vivienda si se compara con el resto, permanece bajo, en torno al 6% en 2014.

La elevación en las tasas de morosidad y los consiguientes ajustes en los balances bancarios se trasladan a la economía traducidos en una menor afluencia de flujos de crédito, lo que constituye un importante problema para recuperar el crecimiento, sobre todo en economías muy bancarizadas, como es el caso de la española. Por otro lado, la recuperación del crecimiento, el empleo y la actividad constituyen un elemento clave para evitar un daño mayor en los balances bancarios.

Hernando y Villanueva (2014) concluyen que sólo una parte de la contracción del crédito bancario puede explicarse por la necesidad de reforzar el capital bancario como consecuencia del deterioro experimentado en los balances, y que el resto, probablemente, se debe a factores relacionados con una menor demanda.

Los efectos de la retroalimentación entre la economía y el sector bancario, tanto en el auge como en la recesión, se completan con los desarrollos en las finanzas públicas y los problemas de deuda soberana, como reflejamos en el siguiente epígrafe.

2.3.- La crisis de la deuda soberana.

De nuevo el origen de la crisis de la deuda tenemos que remontarlo a la quiebra del banco de inversión Lehman Brothers. Esta quiebra siembra la desconfianza de depositantes e inversores sobre la situación de los grandes bancos y rompe momentáneamente con la creencia imperante de que a las grandes entidades no se las deja quebrar y siempre son objeto de rescate. Para evitar que se produjera un pánico, los estados se vieron obligados a intervenir en varias direcciones.

Por un lado, reaccionaron proporcionando soporte a los bancos mediante medidas de apoyo a la liquidez, ayudas para la recapitalización, programas de garantías a las emisiones de las entidades e intervención sobre activos tóxicos (cuadro 1).

Como veremos más adelante, en el caso de España las ayudas se incrementan sustancialmente a partir de 2012 con las procedentes del mecanismo de asistencia financiera y el traspaso de activos inmobiliarios a la Sociedad de Gestión de Activos procedentes de la Reestructuración Bancaria (SAREB). Como indican Berges et al. (2013), las ayudas actúan en las cuentas públicas como un pasivo contingente, en el sentido de que, si se materializa la garantía o la ayuda no se devuelve, la deuda bancaria se transforma en deuda pública. Este aspecto incide sobre las primas de riesgo.

Por otro lado, los estados reaccionan ante la recesión mediante el estímulo fiscal, con reducción de impuestos y programas de gasto. Al mismo tiempo, en las economías más afectadas por la recesión, el aumento de la cifra de parados incrementa los gastos de prestaciones por desempleo y se reducen los ingresos públicos por reducción de la actividad y el ajuste en el gasto privado (Malo de Molina y Martín-Aceña, 2011). A todo ello hay que añadirle el declive del sector de la construcción e

inmobiliario, así como el descenso en la compra de viviendas, que era una fuente importante de generación de ingresos públicos. El resultado es un aumento de los gastos y una disminución de los ingresos (gráfico 10) que desequilibrará las finanzas públicas y dificultará futuras acciones.

Cuadro 1
Ayudas a los sistemas bancarios. Periodo 2008-2011.
Países de la Unión Europea

Estado Miembro	Ayudas (1)		Garantías (1)		Intervención sobre activos Tóxicos(1)		Medidas de Liquidez (1)		Total (1)		(2)
	A*	U*	A	U	A	U	A	U	A	U	
Bélgica	20.40	20.40	309.95	44.23	28.22	7.73	0	0	352.57	72.36	19.65
Bulgaria											
República Checa											
Dinamarca	14.03	10.77	580.0	145.0	0	0	6.08	1.97	600.11	157.75	65.94
Alemania	113.68	63.24	455.85	135.03	65.4	56.17	9.5	4.75	644.43	259.19	10.08
Estonia											
Irlanda	90.61	62.78	386.0	284.25	54.0	2.60	40.73	0.08	571.34	349.71	223.54
Grecia	15.47	6.30	85.0	26.17	0	0	8.0	6.90	108.47	69.49	32.21
España	101.10	19.31	201.15	62.20	2.86	2.86	31.85	19.31	336.96	103.68	9.66
Francia	26.65	22.46	336.15	92.73	4.70	1.20	0	0	367.50	116.39	5.83
Italia	20.0	4.05	80.0	10.90	0	0	0	0	100	14.95	0.95
Chipre	0	0	3.0	2.83	0	0	0	0	3.0	2.83	15.91
Letonia	0.83	0.51	5.15	0.54	0.54	0.41	2.26	0.97	8.78	2.43	12.12
Lituania	0.58	0	0.29	0	0.58	0	0	0	1.45	0	0
Luxemburgo	2.50	2.60	5.80	1.65	0	0	0.32	0.19	8.62	4.43	10.35
Hungría	1.07	0.11	5.35	0.01	0.04	0	3.87	2.13	10.33	2.24	2.23
Malta											
Países Bajos	37.64	18.86	200.0	40.90	22.79	5.0	52.90	30.40	313.33	95.16	15.80
Austria	15.65	7.38	75.20	19.33	0.40	0.40	0	0	91.25	27.11	9.01
Polonia	4.62	0	4.62	0	0	0	0	0	9.24	0	0
Portugal	12.0	0	35.45	8.54	0	3.10	0	3.81	47.45	15.45	9.04
Rumania											
Eslovenia	0.25	0.25	12.0	2.15	0	0	0	0	12.25	2.40	6.73
Eslovaquia	0.66	0	2.80	0	0	0	0	0	3.46	0	0
Finlandia	4.0	0	50.0	0.12	0	0	0	0	54	0.12	0.06
Suecia	5.03	0.78	156.0	19.92	0	0	0.52	0	161.56	20.70	5.35
Reino Unido	114.61	82.39	435.71	158.22	248.05	40.41	51.93	18.55	850.30	299.57	17.15
UE-27	601.39	322.18	3419.47	1084.83	427.58	119.88	207.96	89.06	4656.41	1615.96	12.79

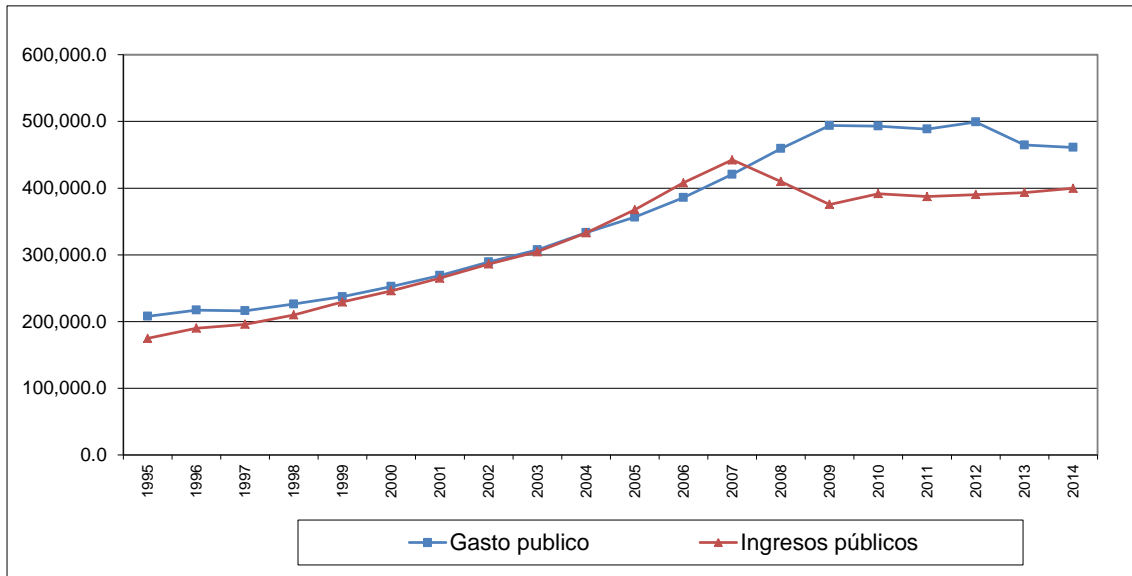
* A aprobado, U efectivamente utilizado

(1) Billones de euros.

(2) Total utilizado en % del PIB de 2011.

Fuente: Comisión Europea: Comisión Staff Working Paper, Brussels, 21.12.2012 , SEC(2012) 443 final. http://ec.europa.eu/competition/state_aid/studies_reports/2012_autumn_working_paper_en.pdf
Elaboración propia.

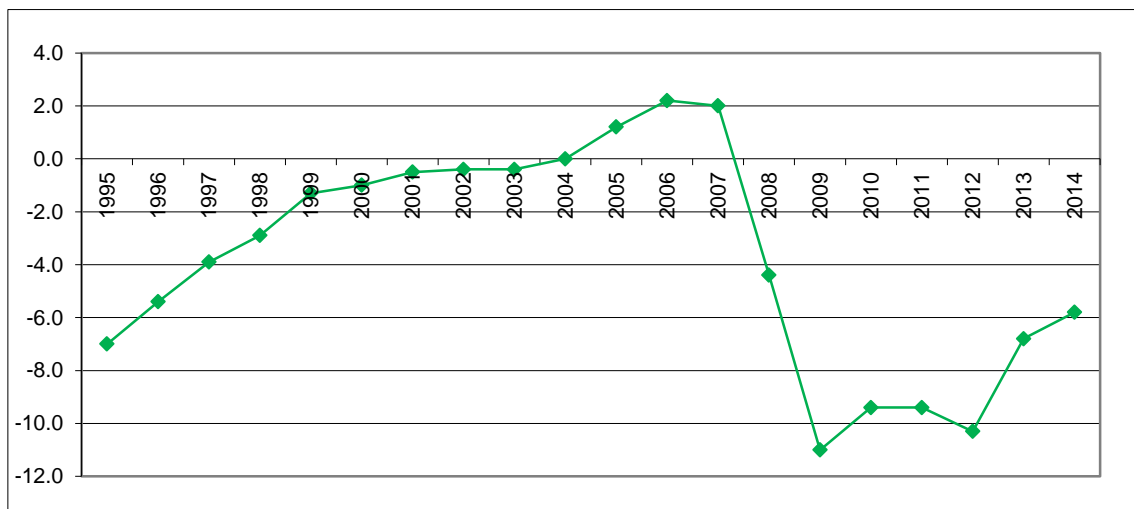
Gráfico 10: Evolución del gasto e ingreso público (millones de €).



Fuente: Eurostat. Elaboración propia.

En los años 2005 a 2007 los ingresos fueron superiores a los gastos, sin embargo, en los dos ejercicios siguientes, y en parte debido a las políticas de estímulo, se produce un incremento del gasto y una caída del ingreso, tendencias que se intentan controlar a partir de 2010. Sin embargo, en 2012 los gastos vuelven a crecer como consecuencia de la asistencia al sistema bancario. Esta evolución da origen a un incremento del déficit público y de la deuda pública que reflejamos en los gráficos 11 y 12.

Gráfico 11: Evolución del déficit público (% del PIB).

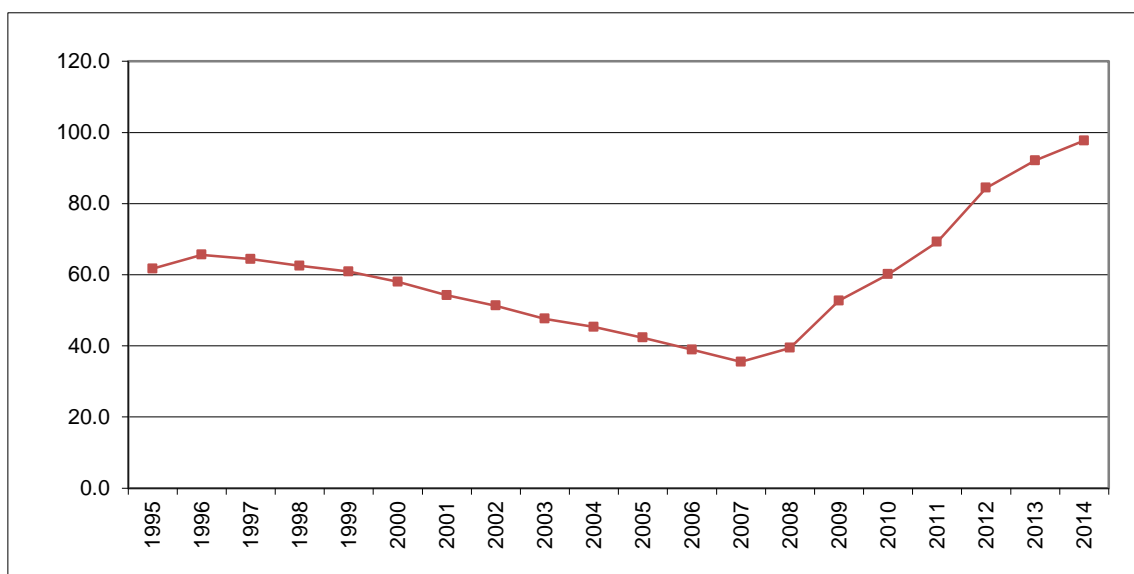


Fuente: Eurostat. Elaboración propia.

Se pasa de una situación de superávit del 2,2% en 2006 y del 2% en 2007 a una de déficit superior al 4% en 2008 y que alcanza su cifra máxima en 2009, fecha en que se sitúa en el 11%.

En cuanto a la deuda pública, ésta no ha parado de crecer desde el año 2007, fecha en la que representaba el 35,5% del producto hasta situarse cercana al 100% del PIB en 2014. El brusco crecimiento del periodo 2008-2012 tiene su efecto sobre los mercados financieros en los que surge la duda de la capacidad para devolverla, produciéndose un incremento en las tasas de interés de la deuda.

Gráfico 12: Evolución de la deuda pública (% del PIB).



Fuente: Eurostat. Elaboración propia.

Dicho lo cual, no hay que olvidar la dirección contraria de causalidad, es decir, cómo también es posible que la creciente deuda pueda agravar la situación del sistema bancario y la recesión en la medida en que los bancos del país se conviertan en los principales financiadores de la misma.

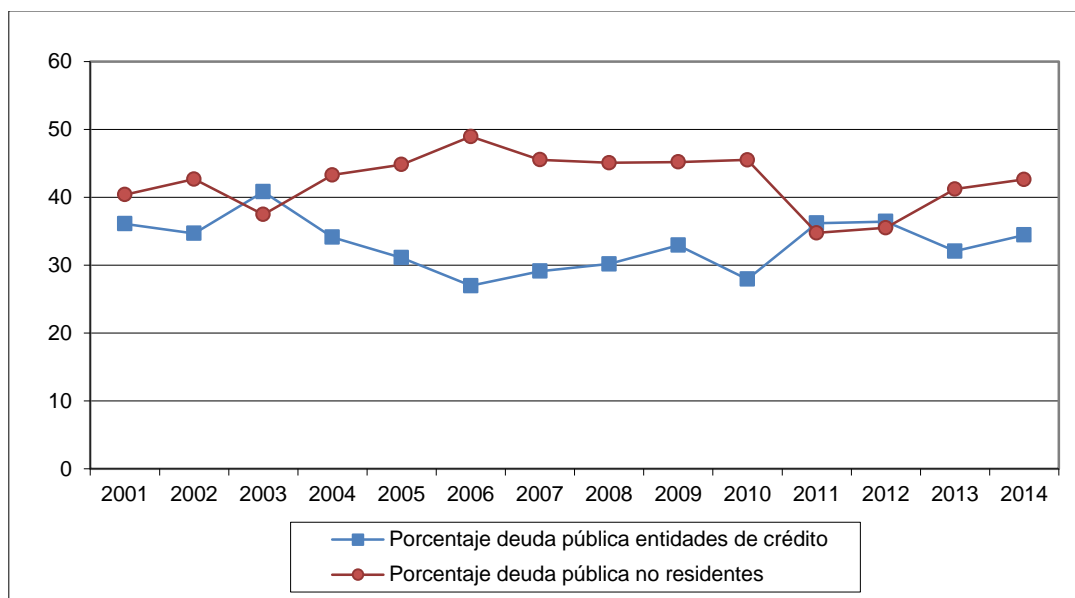
A finales de 2011 y principios de 2012 el Banco Central Europeo, con el objetivo de proporcionar liquidez a los sistemas bancarios hasta que se recuperara el mercado interbancario, llevó a cabo dos operaciones de financiación a largo plazo conocidas como LTRO (*Long Term Refinance Operations*), por un importe total de un billón de

euros²¹. Estas operaciones suponían también un apoyo a la recuperación de los márgenes bancarios, ya que el tipo de préstamo muy bajo se canaliza a través del sistema bancario en activos con rentabilidad más alta. Los fondos se podrían haber canalizado hacia el préstamo a empresas y hogares, pero los bancos con balances deteriorados por el peso de los activos inmobiliarios, buscarían activos de menor riesgo con menor peso en el coeficiente de solvencia, y entre ellos estaba la deuda pública.

Los bancos españoles acudieron a esas subastas y se transforman, a mediados de 2012, en los mayores tomadores de fondos del Eurosistema, en torno al 33% del préstamo agregado del mismo estaba en manos de las entidades bancarias españolas (Berges et al., 2013, p. 140). Una buena parte de esa financiación iría a la compra de deuda pública española, convirtiéndose los bancos en los principales tomadores de deuda pública (gráfico 13) mientras descendía la compra de los inversores extranjeros.

En la medida en que la calificación de la deuda pública descienda, el riesgo se trasladará también hacia las entidades bancarias, ya que en sus balances figura una proporción creciente de deuda pública.

Gráfico13: Tenencia de deuda pública española.
Entidades de crédito e inversores no residentes.



Fuente: Tesoro Público. Elaboración propia.

²¹ Las principales características de ambas operaciones son: plazo de devolución de 3 años, no existe límite cuantitativo, siempre que se contase con colateral, y a un tipo de interés inicial del 1%, con posibilidades de reducción a medida que lo hiciera el tipo de intervención.

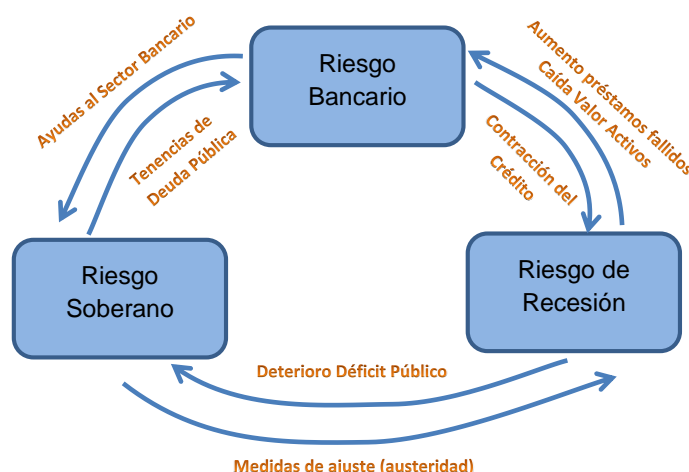
En resumen, las ayudas al sistema bancario aunque sean indirectas, como son la concesión de avales, pueden también ocasionar un deterioro en las finanzas públicas. Si las entidades avaladas resultaran “quebradas”, el estado tendría que hacer frente a estos pagos, por tanto, la simple desconfianza sobre la solvencia del sistema bancario, puede generar desconfianza en la deuda pública²².

A su vez, en la medida que las entidades bancarias se conviertan en financiadores de los estados mediante la compra de deuda pública, una bajada de calificación de la misma afecta a las entidades bancarias en la búsqueda de financiación ya que ésta adquiere un peso importante entre los activos que actúan como garantía.

Finalmente, el entorno de recesión origina deterioro en los balances bancarios y en los públicos. La desviación de los recursos bancarios a la financiación del sector público hace que disminuya, o se contraiga, el crédito al sector privado, lo que agrava la recesión. Por último, el deterioro de las finanzas públicas, materializado en incremento del déficit y de la deuda, conlleva políticas de ajuste que no ayudan a la salida de la recesión.

En la siguiente figura esquematizamos el círculo de retroalimentación entre la crisis económica, la crisis bancaria y la crisis de la deuda.

FIGURA 1: Riesgo Bancario, Soberano y de Recesión



Fuente: Elaboración propia

²² En este sentido, la ayuda tiene que ser contundente de forma que se despeje la duda sobre el sistema bancario ya que si no es así, y la desconfianza persiste, se puede ver comprometida la solvencia de los estados.

3.- Evolución de las entidades de depósito. Crisis y reestructuración.

Los desarrollos normativos que afectan al sector bancario español tras la incorporación de España a la Unión Europea, debido a los requisitos de armonización y la incorporación al Área Monetaria Común, conducen, desde mediados de la década de los noventa del pasado siglo, a cambios en el sector de entidades financieras de depósito, que suponen, hasta el estallido de la crisis financiera, un auge del sector de cajas de ahorros y, tras el proceso de reestructuración bancaria, casi la completa desaparición de este conjunto de entidades en la forma jurídica que ostentaban anteriormente. Estos aspectos serán desarrollados en los dos siguientes apartados.

3.1.- Las entidades de crédito en el periodo previo a la crisis bancaria.

En 2008, según datos de la Memoria de la Supervisión Bancaria en España del Banco de España, el conjunto de entidades de depósito estaba formado por 153 bancos, de los que 48 eran nacionales, 46 cajas de ahorros²³ y 81 cooperativas de crédito. El sector de bancos representaba en ese momento el 54,7% del activo (el 44,2% los bancos nacionales), las cajas de ahorros el 39,4% y las cooperativas de crédito el 3,6%²⁴. Los bancos poseían el 46,1% de la cartera de créditos (38,3% para los nacionales), el 45,9% estaba en manos de las cajas y el 4,8% para las cooperativas de crédito. Las cajas han sido tradicionalmente tomadoras de depósito, por lo que agrupaban en ese año el 50,8% de los depósitos a la vista y el 56% de los depósitos a largo plazo. Los fondos propios de los bancos representaban el 56,5% (52,7% el de los bancos nacionales) de los fondos propios totales de las entidades de crédito y el de las cajas el 35,8%. El mayor volumen de cédulas hipotecarias emitidas por las entidades financieras correspondía a las cajas de ahorros, el 61,3%, los bancos representaban el 36,7% y las cooperativas de crédito un 2%.

Al comienzo de la década, en 2001, tras la integración de España en la Unión Monetaria, el sector de bancos nacionales representaba un 48,5 % del activo, el sector de cajas de ahorros un 36,5% y el de cooperativas de crédito el 3,6%²⁵.

²³ Incluida la Confederación Española de Cajas de Ahorros.

²⁴ El resto corresponde al Instituto de Crédito Oficial (ICO) y a un conjunto de entidades financieras no tomadoras de depósito.

²⁵ Los bancos ya habían cedido participación con respecto a lo que representaban en 1997 un 51,3% frente a un 32% del activo que representaban las cajas.

Pese al número de entidades existentes en 2008, que se recogen en el primer párrafo de este epígrafe, el sector financiero español presentaba, en el inicio de la crisis, dos potenciales debilidades, por un lado, un elevado grado de concentración, y por otro, un elevado número de entidades de mediano y pequeño tamaño. Dentro del grupo de bancos, se sitúa a la cabeza el grupo Santander seguido del grupo BBVA, y más alejado el Banco Popular. En el sector de cajas de ahorros, dos grandes cajas, La Caixa y Caja Madrid poseían casi el 50% de los activos y de los préstamos del sector de cajas de ahorros.

En el transcurso de esos años se había producido una fuerte expansión del sector²⁶, que se refleja en el incremento de su capacidad instalada, oficinas y empleados (gráficos 14 y 15), en el crecimiento del volumen de crédito (gráfico 16) y también del volumen de depósitos (gráfico 17) aunque en menor proporción, tal y como muestra la evolución del ratio crédito/depósitos (gráfico 18).

Gráfico 14: Entidades de Depósitos. Número de oficinas.

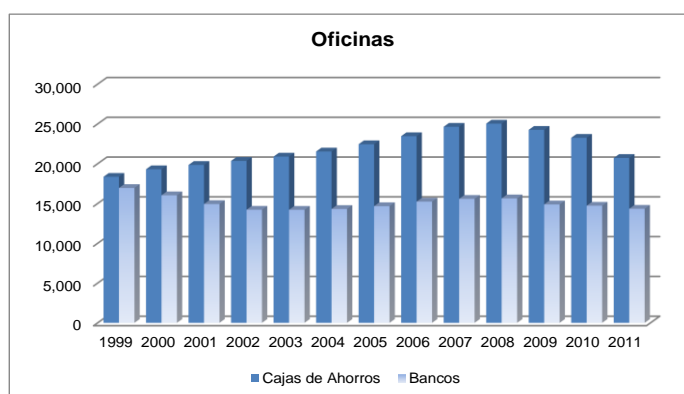
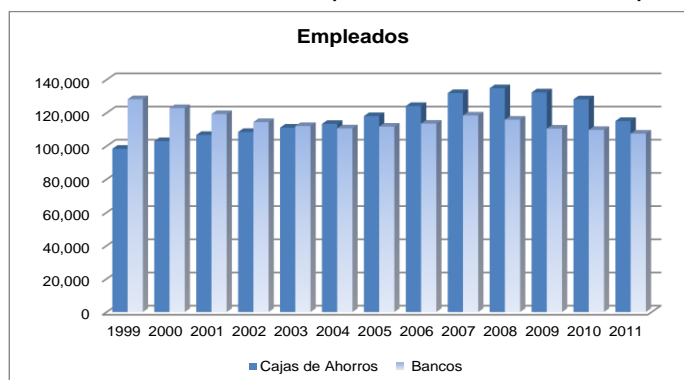


Gráfico 15: Entidades de Depósitos. Número de empleados.



Fuente: CECA y AEB. Elaboración propia.

²⁶ La expansión se inicia años antes, en la segunda mitad de la década de los 80, con la posibilidad de expansión por el territorio de la región, y a partir de la entrada en vigor de la Segunda Directiva de Coordinación Bancaria que posibilita la expansión por todo el territorio nacional.

Gráfico 16: Entidades de Depósitos. Créditos

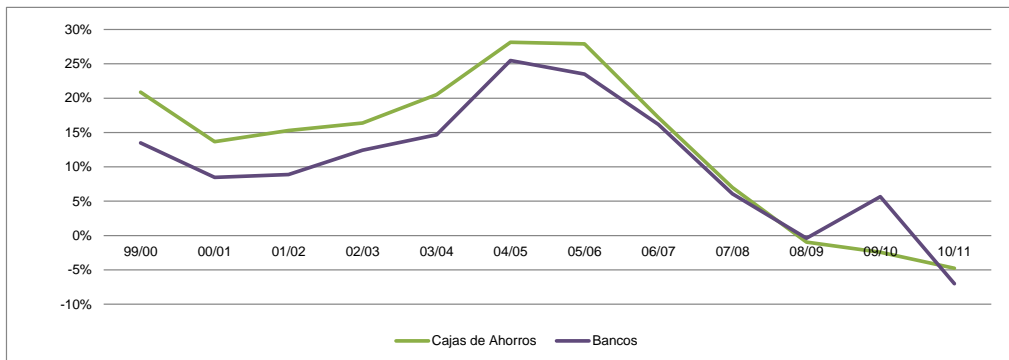


Gráfico 17: Entidades de Depósitos. Depósitos

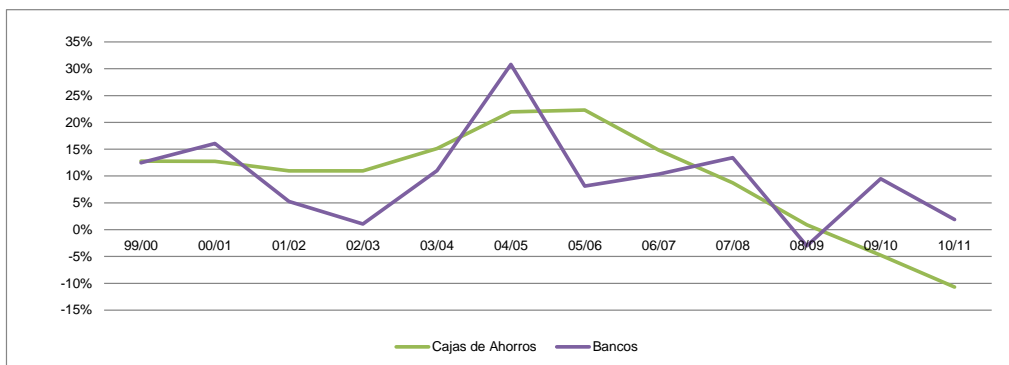
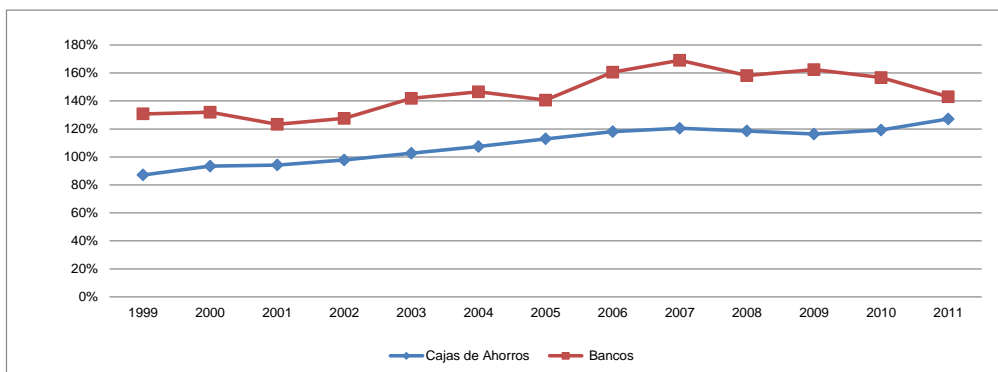


Gráfico 18: Entidades de Depósitos. Ratio Créditos/Depósitos



Fuente: CECA y AEB. Elaboración propia.

El proceso de expansión de cajas por todo el territorio hizo que el número de oficinas no parara de crecer entre 1999 y 2008. Se abrieron en total, en esos años, 6.685 oficinas, lo que supone un incremento del 36,43%. A partir de 2009 comienza a desinstalarse capacidad, acelerándose entre 2010 y 2011; en total, en los tres años, el número de oficinas se redujo en 4.316 oficinas. Paralela a la evolución en el número de oficinas, se produce la variación en el número de empleados. En el periodo 1999 a 2008 el crecimiento fue del 37%, y desde 2008 hasta 2011 la reducción es algo superior al 14,5%.

En el caso de los bancos el crecimiento tanto en el número de oficinas como en el de empleados es mucho menor. El de oficinas se produce en el periodo 2003 a 2008, y el crecimiento registrado es del 10%. El número de empleados sin embargo se reduce entre 1999 y 2004, y desde este último año hasta 2008 se produce un incremento del 4,7%.

Las tasas de crecimiento del crédito tienen un comportamiento creciente en el periodo 2001 a 2006, aunque son mayores en el caso de las cajas, así, por ejemplo, en 2004 la tasa de crecimiento del crédito de las cajas es algo superior al 20,5%, casi 6 puntos por encima del crecimiento de los bancos. A partir de 2006, año en el que la tasa de crecimiento del crédito rondó el 28%, se ralentiza el crecimiento de forma acusada y se torna negativo en 2009. Jimeno y Santos (2014, p. 134) indican que la mayoría del préstamo se concentraba en préstamo hipotecario al sector de la construcción, al sector inmobiliario, y para la adquisición y rehabilitación de vivienda, concretamente el 62% y el 70% de la cartera de préstamos de bancos y cajas respectivamente.

Por otro lado, los depósitos, que habían sido la forma de financiación habitual de la actividad crediticia en las cajas, aunque presentan un comportamiento creciente para ambos tipos de entidades hasta 2008²⁷, ha sido menor que el del crédito, por lo que el comportamiento del ratio créditos-depósitos es creciente. La mayor actividad crediticia se hizo mediante la emisión de cédulas hipotecarias. En las cajas, a partir de 2009 se produce una pérdida de depósitos.

Ambos grupos de entidades estaban legalmente equiparadas desde el punto de vista operativo, realizando las mismas actividades en el marco de la banca universal. Tradicionalmente, las cajas de ahorros se habían centrado más en la banca al por menor y en la relación de proximidad con su clientela, mientras que en los bancos, también con actividad en la banca al por menor, existía una tradición mayor de financiación industrial.

Aun así, entre cajas de ahorros y bancos existe una diferencia importante en cuanto a su forma jurídica. Las primeras son entidades de crédito constituidas como fundaciones especiales de naturaleza privada y los bancos tienen la forma jurídica de sociedades anónimas, lo que representa un problema para las primeras ante una eventual necesidad de recapitalización.

²⁷ Las tasas de crecimiento se ralentizan a partir de 2006.

Mientras que las cajas desarrollaron su actividad, vinculada fundamentalmente a su área geográfica, con productos bancarios no complejos y entre su tradicional clientela, su particular forma jurídica no constituyó un problema, y se podían obtener recursos propios a partir de los beneficios generados.

Pero la actividad de las entidades de depósito en el periodo de expansión acumuló desequilibrios que se pusieron de manifiesto cuando se entró en recesión, entre estos destacan la excesiva concentración de riesgo en el mercado inmobiliario, la excesiva dependencia de la financiación en los mercados mayoristas, el exceso de capacidad instalada, el elevado riesgo de morosidad, pues el pinchazo de la burbuja inmobiliaria representaba una pérdida de valor en los activos que actuaban como colateral de los préstamos hipotecarios, la disminución de márgenes y la baja capitalización ante un escenario adverso (Maudos, 2011; Vives, 2011).

3.2.- Crisis bancaria, reestructuración y costes.

En el contexto de las tensiones financieras globales y de crisis económica en España y en los países de la eurozona, se toman las primeras medidas, ante la aparición de problemas en el sistema bancario español, en 2008.

Ante la sequía en los mercados internacionales en el otoño de 2008, las primeras medidas adoptadas están encaminadas a la resolución del problema de liquidez. Los problemas de solvencia todavía tardarían en reconocerse, aunque ya se había apercibido a Cajasur de una excesiva concentración de crédito en el sector inmobiliario.

Entre estas primeras medidas destaca la creación del Fondo de Adquisición de Activos Financieros (FAAF) con el objetivo de apoyar la oferta de crédito de las entidades bancarias (posteriormente en el cuadro 3, se recogen los cambios normativos más significativos). Se articula mediante la compra de activos de máxima calidad a estas entidades, por un importe máximo de hasta 30.000 millones de euros y con un plazo de vigencia hasta diciembre de 2009. Se acuerda la liquidación del Fondo en Consejo de Ministro de 30 de marzo de 2012 y el 1 de junio se procede a dicha acción por parte de su consejo rector. Durante su vigencia se produjeron en total 4 subastas por un importe total de 19.300 millones (aproximadamente el 64% del volumen máximo asignado), a éstas concurren 54 entidades de crédito.

Otra de las medidas adoptadas es la concesión de avales para entidades financieras, regulada en el Real Decreto Ley (RDL) 7/2008, en la línea del Plan de Acción Concertada de los Países de la Zona Euro de apoyo a las entidades financieras, y en el RDL 3/2009 de 27 de marzo. La concesión de avales iba destinada a emisiones de deuda de las entidades financieras distintas de la deuda subordinada y no garantizadas con otro tipo de garantías, además debían ser valores admitidos a cotización en algún mercado secundario oficial español.

El importe máximo del programa de 2008 se fijó en 100.000 millones de euros y el de 2009 en 64.000 millones. De estas emisiones avaladas se beneficiaron 44 entidades, y se avalaron 224 emisiones por un nominal de 46.196.927,70 millones de euros en 2008 y 22.371.150 millones en 2009, lo que representa respectivamente el 46,2% y el 35% del máximo de cada programa (Caamaño y Komilova, 2013, pp. 103-104).

Por tipo de entidad los mayores importes avalados corresponden a las cajas de ahorros (cuadro 2). De las 44 entidades sólo 7 fueron bancos²⁸ y 36 cajas de ahorros, además entre éstas se encuentran las cuatro entidades que absorbieron los mayores avales²⁹.

Cuadro 2: Cantidades avaladas 2008-2009 por tipo de entidad (miles de millones)

Tipo de Entidad	2008	2009
CAJAS	35.955,6 (77,8%)*	19.618,15 (87,7%)
BANCOS	10.107,33 (21,9%)	2.753 (12,3%)

*Porcentaje del total avalado en este programa.

Fuente: Caamaño y Komilova (2013). Elaboración propia.

En marzo de 2009 se hacen públicos los graves problemas de solvencia en una caja de ahorros. Caja Castilla-La Mancha (CCM) es intervenida por el Banco de España

²⁸ El Banco Popular (5,1%), Bankinter (5%), Banco Corporativo Español (3,35%), Banco Pastor (2,4%), Banco Sabadell (2,2%), Banco Guipuzcoano (0,58%) y Banco March (0,15%). Un 0,2% corresponde a la entidad LICO LEASING.

²⁹ Caja Madrid (15,1%), Bancaja (10,7%), Caja del Mediterraneo (7,2%) y Caixa Catalunya (6,5%). La siguiente entidad en porcentaje es el Banco Popular.

ante el temor de que las retiradas de depósitos de la entidad, que el Banco de España había tratado de compensar con préstamos de urgencia para evitar un colapso de liquidez, contagiara a otras entidades. De su rescate se ocupó el Fondo de Garantía de Depósitos en Cajas de Ahorro (FGDCA). Los problemas, que ya se conocían en 2008, se habían intentado solucionar vía fusión, primero con Ibercaja y después con Unicaja (De Barrón, 2012). La entidad es adjudicada en septiembre de 2010 a Cajastur y se le concede un esquema de protección de activos (EPA) por importe de 2.475 millones de euros para las posibles pérdidas de los créditos clasificados como dudosos de CCM.

La situación que se produce con CCM, muy expuesta en el sector inmobiliario y con un riesgo elevado de morosidad en su cartera, era un problema presente en otras cajas, por lo que se plantea, a partir de ese momento, un esquema de actuación diferente, no basado simplemente en la visión de restricción de liquidez.

En junio de 2009 se crea el Fondo de Reestructuración Ordenada Bancaria (FROB) mediante Real Decreto Ley 9/ 2009. Nace con un doble objetivo, a) facilitar la integración de las entidades viables, ayudar a su reestructuración y reforzar su solvencia, y b) resolver, a la mayor brevedad, la situación de las entidades que no fueran viables, completando la capacidad de los Fondos de Garantía para resolver la crisis (Banco de España, 2010) . En la primera fase se instan los procesos que dan lugar en 2010 a los grupos Unnim, Catalunya Caixa, CEISS y NovaCaixaGalicia (recogidos en el cuadro 4, pp. 38-39) y que reciben ayudas del FROB (cuadro 5, p. 40); en este mismo periodo se llevan a cabo la fusión por absorción de Caixa Girona por la Caixa, Caja Jaén por Unicaja y Caja Guadalajara por Cajasol, sin necesidad de ayuda pública.

Los procesos de fusión en los que interviene el FROB tienen por objetivo facilitar la reestructuración de las entidades fusionadas y solucionar los problemas de solvencia. Las aportaciones del FROB en forma de cuotas participativas confieren a éste derechos políticos y económicos. Sin embargo, no sortea las peculiaridades asociadas a la forma jurídica de las cajas de ahorros, que hace que en sus órganos de gobierno participen Comunidades y Ayuntamiento, ni tampoco el peso de la regulación autonómica de las cajas de su territorio. Estos aspectos dificultan la integración entre cajas de distintas Comunidades.

Cuadro 3: Normativa adoptada en el proceso de resolución de la crisis.

Norma y fecha	Contenido
RDL 6/2008 10/10	Creación del FAAF.
RDL 7/2008 13/10	Desarrolla el Plan de Acción Concertada de los Países de la zona Euro, mediante avales a emisiones de deuda y reforzamiento de los recursos propios de las entidades financieras.
RDL 3/2009 27/3	Programa de avales del 2009 modificando el RDL 7/2008.
RDL 9/2009 26/6	Crea el Fondo de Reestructuración Ordenada Bancaria (FROB).
RDL 11/2010 9/7	Reforma los órganos de gobierno y otros aspectos del régimen jurídico de las cajas de ahorros.
RDL 2/2011 18/2	Medidas para reforzar el sistema financiero: <ul style="list-style-type: none"> • Elevación requerimiento de capital y nueva definición de capital principal. • Aumento de las exigencias de transparencia. • Reforma del FROB.
RDL 16/2011 14/10	Fusión de los tres fondos existentes, el de bancos, cajas de ahorros y cooperativas de crédito en uno solo.
RDL 2/2012 3/2	Saneamiento del sector financiero con nuevos coeficientes de cobertura para activos y capital.
RDL 18/2012 11/5	Saneamiento y venta de activos inmobiliarios del sector financiero.
RDL 24/2012 (31/8)	Reestructuración y resolución de entidades de crédito. Traspone al ordenamiento jurídico compromisos asumidos en el Memorando de entendimiento.
Ley 8/2012 30/10	Saneamiento y venta de los activos inmobiliarios del sector financiero.
Ley 9/2012 14/11	Reestructuración y resolución de entidades de crédito.
RD 1559/2012 15/11	Régimen jurídico de las sociedades de gestión de activos procedentes de la reestructuración bancaria (SAREB).
Ley 26/2013 27/12	Cajas de ahorros y fundaciones bancarias. Viene a ordenar la configuración de este sector tan afectado por la crisis.

Fuente: Elaboración propia.

El problema se intenta solucionar mediante la creación de una nueva figura, el Sistema Institucional de Protección (SIP), regulado en el capítulo VI del Real Decreto Ley 6/2010 de 9 de abril. El SIP permite la unión de entidades de diferentes Comunidades

Autónomas mediante una entidad única con estatuto de banco a la que se le cede la gestión de la liquidez y la solvencia, aportando cada entidad al menos el 40% de sus fondos propios al SIP. Las entidades que se agrupan en esta nueva figura conservaban su personalidad jurídica.

En paralelo se produce la reforma del régimen jurídico de las cajas de ahorros y de sus órganos de gobierno, que se aprueba mediante el Real Decreto Ley 11/2010, con el objetivo de facilitar el proceso de reestructuración de las cajas de ahorros.

El primer SIP que se creó en junio de 2010 es el de Banca Cívica, al que siguieron el de Banco Mare Nostrum, Banco Financiero y de Ahorros (BFA-Bankia) con ayudas públicas y el de Caja 3 sin ayudas públicas³⁰.

Con el FROB en funcionamiento, y en medio de la reforma de las cajas de ahorros, se produce la segunda intervención por parte del Banco de España, esta vez en Cajasur el 21 de mayo de 2010. Los problemas de elevada concentración de riesgo en Cajasur habían sido apercebidos por el supervisor en 2004 (Martín-Aceña et al., 2013a, p. 264). Además en 2007 y 2008 surgen discrepancias en los órganos de dirección y se producen sucesivos cambios de director general; en 2009, tal y como aparece recogida en la cuenta de pérdidas y ganancias publicada por la CECA, las pérdidas eran superiores a los 596 millones de euros. Se instó la fusión con Unicaja, que finalmente fracasó y se produjo la intervención de la entidad. El FROB asumió la administración de la Caja y le aportó 800 millones de euros en concepto de cuotas participativas. La entidad fue adjudicada a BBK en julio de 2010. BBK terminó devolviendo al FROB los 800 millones inyectados.

En 2010 se desarrollan, por parte del comité europeo de supervisores bancarios, las primeras pruebas de resistencia. Los resultados para España no revelaban problemas en las entidades en el escenario normal, pero sí necesidades de recapitalización en el escenario adverso por cuantía total de 1.835 millones repartidos en cinco entidades, Banca Cívica, Catalunya Caixa, Caja España-Duero, Unnim y Cajasur³¹. Estas pruebas tuvieron por objetivo hacer un ejercicio de transparencia y despejar las dudas

³⁰ Otro SIP que se 'aprobó' ese año sería el de BASE integrado por Cajastur, las cajas de Cantabria y Extremadura y la Caja del Mediterráneo, sin embargo fracasó cuando las tres cajas se retiraron al conocer que la situación de la Caja de Ahorros del Mediterráneo haría necesaria unas ayudas que convertirían al Estado en el principal accionista del banco.

³¹ La recogida de resultados es anterior a la adquisición por BBK.

sobre los sistemas financieros de la Unión Europea, pero en el caso de España no se consiguió más que momentáneamente (Pérez y Trucharte, 2011).

En 2011 se intenta reforzar la credibilidad en el sistema financiero con el RDL 2/2011. La norma trata de impulsar la transparencia y aflorar el riesgo inmobiliario, así como reforzar el capital de las entidades bancarias. Se reforma el papel del FROB, hasta ese momento las ayudas otorgadas lo fueron en forma de deuda, a partir del Real Decreto, las ayudas pueden ser en forma de capital, aunque previamente el negocio de las cajas deberá ser traspasado a un banco de nueva creación. De esta forma el FROB se convierte en accionista de las entidades a las que presta ayuda.

En el mes de julio se realizan las segundas pruebas de resistencia por parte de la Autoridad Bancaria Europea (EBA por sus siglas en inglés). De nuevo se obtienen buenos resultados en materia de solvencia, con cinco entidades con necesidades de capital: Banco Pastor, Catalunya Caixa, Caja de Ahorros del Mediterráneo (CAM), Caja3 y Unnim.

Entre junio y septiembre se produce la intervención en 4 entidades bancarias: CAM, Novagalicia Banco, Catalunya Banc y Unnim. Todas habían formado parte, con menos o más éxito, en procesos de reestructuración, lo que a nuestro juicio implica que los problemas existían desde temprano y se dilató su resolución.

La CAM (Martín-Aceña et al., 2013a) había intentado la fusión con Caja Madrid y Bancaja, fracasó en el SIP BASE y se transformó en el Banco CAM solicitando al FROB 2.800 millones de euros para su recapitalización. Fue intervenido por el Banco de España el 22 de julio de 2011, su rescate costó 5.249 millones de euros y, a finales de ese año, fue adjudicado al Banco Sabadell por el precio de 1 euro.

Unnim nace mediante fusión de las cajas de Sabadell, Terrasa y Manlleu; la negociación de la fusión se inicia en 2009 y se hace efectiva en Mayo de 2010. En julio recibe 380 millones de euros del FROB en forma de participaciones preferentes. En 2011, Unnim Caixa se transforma en Unnim Banc con el objeto de captar capital. El 30 de septiembre de 2011 se produce la nacionalización de Unnim Banc, siendo necesaria una inyección de capital de 568 millones de euros. En julio de 2012 BBVA completa la compra de UNNIM y en 2013 decide la absorción por parte de la matriz y la desaparición de la marca.

CATALUNYA CAIXA nace mediante fusión en 2010 de tres cajas catalanas (cuadro 4) con una ayuda inicial del FROB de 1.250 millones de euros en forma de participaciones preferentes convertibles. El negocio financiero se transforma en banco, denominado Catalunya Banc, con el objetivo de recapitalizarse en el mercado privado, al no lograrlo necesita una nueva intervención del FROB por 1.718 millones, lo que deja al banco bajo propiedad del Fondo. En julio de 2014 el banco es adjudicado mediante subasta al banco BBVA, el proceso se completa en abril de 2015, por una cuantía de 1.165 millones de euros.

NOVACAIXAGALICIA nace de la fusión en 2010 de dos cajas gallegas (cuadro 4) con la ayuda inicial del FROB que fue de 1.162 millones de euros. A mediados de septiembre de 2011 la entidad se transforma en banco y es intervenida a finales de mes. En abril de 2014 el Banco es adjudicado mediante subasta al grupo BANESCO a través del Banco Echeverría, y cambia su nombre comercial a ABANCA.

En noviembre de 2011 también se produce la intervención de Banco de Valencia, cuyo primer accionista era Bancaja. El banco es absorbido por Caixabank en abril de 2013. Las ayudas recibidas por el banco se recogen en el cuadro 5.

En febrero de 2012 se produce un nuevo impulso con el Real Decreto ley 2/2012 sobre saneamiento del sector financiero. Su principal objetivo era aflorar el riesgo inmobiliario en los balances y reforzar el capital. La norma aprobada estableció nuevos requerimientos de capital destinados a cubrir los riesgos de los activos vinculados a la actividad inmobiliaria, incidiendo especialmente en los de más riesgo. Se establecieron distintos porcentajes de cobertura según la calificación del activo (normal, subestándar, dudosa), según el tipo de activo (financiación o recibido en pago de deuda) y según el desarrollo inmobiliario (suelo, promoción, vivienda acabada). Los porcentajes de cobertura oscilaban entre el 7% para los activos con calificación normal, y el 80% si el activo era suelo, calificado como subestándar o dudoso, o había sido recibido en pago. En el real decreto también se introducen limitaciones en la remuneración de administradores y directivos de entidades ayudadas por el FROB.

El 9 de mayo se nacionaliza Bankia sustituyéndose a su Consejo de Administración. Las estimaciones sobre los recursos necesarios para reflotar la entidad (entre 3.000 y 10.000 millones de euros) estuvieron muy por debajo de las que finalmente resultaron necesarias (cuadro 5). Bankia era una institución muy grande, de las consideradas sistémicas, había surgido de la agrupación de 7 cajas (cuadro 4), dos de ellas, Caja

Madrid y Bancaja, de gran tamaño y muy expuestas en el sector inmobiliario (Martín-Aceña, 2013a).

El Real Decreto-ley 18/2012 de 11 de mayo sobre saneamiento y venta de los activos inmobiliarios del sector financiero, supuso un aumento de las exigencias que afectaba a las provisiones de capital para cubrir la actividad inmobiliaria calificada como normal. En el decreto anterior había quedado establecido, para estos activos de menor riesgo, un porcentaje general del 7%, y en el nuevo decreto este porcentaje quedaba reservado únicamente para las promociones terminadas y con garantía hipotecaria, elevándose en los demás casos. Establece también el traspaso de los activos vinculados al sector inmobiliario que hayan sido adjudicados o recibidos en pago de deuda, a una sociedad de gestión independiente de la entidad financiera para su gestión y venta.

El 21 de junio se conocen los resultados del análisis realizado a los balances de las instituciones bancarias que fueron encargados un mes antes a las consultoras Roland Berger y Oliver Wyman y que determinaron unas necesidades de capital para el conjunto que iban desde un mínimo de 16.000 millones de euros en el escenario base a un máximo de 62.000 millones de euros en el adverso³².

Estas necesidades de capitalización obligan al gobierno a recurrir a la Unión Europea para solicitar ayuda para el rescate del sistema bancario, petición que se realiza el 25 de junio. El 23 y 24 de julio de 2012 se firman, respectivamente, el Memorando de Entendimiento (MoU)³³ y el Acuerdo Marco de Asistencia Financiera para España. En este marco la Comisión Europea, el Banco Central Europeo y el Fondo Monetario Internacional comprometieron una línea de crédito condicionada al cumplimiento de diversos criterios en distintos ámbitos, entre ellos el financiero. Los criterios que afectan al sector financiero, y las directrices acordadas en materia de gestión de crisis y resolución, se plasman en el Real Decreto Ley 24/ 2012 de 31 de agosto y posteriormente en la Ley 9/2012 de 14 de noviembre.

Esta normativa establece el régimen de reestructuración y resolución de entidades de crédito en tres etapas. Una etapa de actuación temprana reservada para las entidades que no cumplen, o es razonable que no cumplan, con los requisitos de solvencia pero

³² Se examinaron 14 grupos bancarios y 7 son los que mostraban necesidades de capital adicional.

³³ Publicado en BOE nº 296 de 10 de diciembre, pp. 84550-84564. En el mismo BOE se publica el Acuerdo de Asistencia Financiera, pp. 84565-84620.

que pueden superarlo bien por sus propios medios o con ayuda excepcional. La etapa de reestructuración para entidades que requieran apoyo público, pero que se prevea que pueden reintegrar dichos apoyos en los plazos que se establezcan, o bien las que puedan originar riesgo sistémico. Y con la condición de que las entidades que cumplen los requisitos de reestructuración deben plantear el plan viable para la misma, correspondiendo al FROB la determinación de los instrumentos idóneos para conseguirla. La tercera etapa de resolución es para las entidades no viables³⁴, para las que se articula un proceso paraconcursal. La norma modifica también el régimen jurídico del FROB, le confiere un mayor grado de facultades administrativas y mercantiles y lo más destacado, para evitar injerencias, las entidades de depósito dejan de estar representadas en los órganos de gobierno del FROB³⁵. Se recoge en la Ley la creación de la sociedad de gestión de activos a la que las entidades en reestructuración o resolución traspasarán los activos problemáticos por indicación del FROB. Mediante Real Decreto (cuadro 3) se desarrolla el régimen jurídico de la Sociedad de Gestión de Activos procedentes de la Reestructuración Bancaria (SAREB).

El acuerdo implicaba un examen, entidad a entidad, de la calidad de los activos para poder estimar la necesidad de capitalización. El examen debía de realizarlo un auditor externo. Las entidades aparecerían clasificadas con arreglo a ese informe en cuatro grupos: El grupo cero, integrado por las que no necesitan capital adicional; el grupo 1 por las cinco entidades en manos del FROB; el grupo 2 por aquellas entidades que necesitasen capital pero no lo pudieran obtener sin ayuda estatal y el grupo 3 por las entidades que necesitan y presentan plan de recapitalización en el que no es necesaria la ayuda estatal.

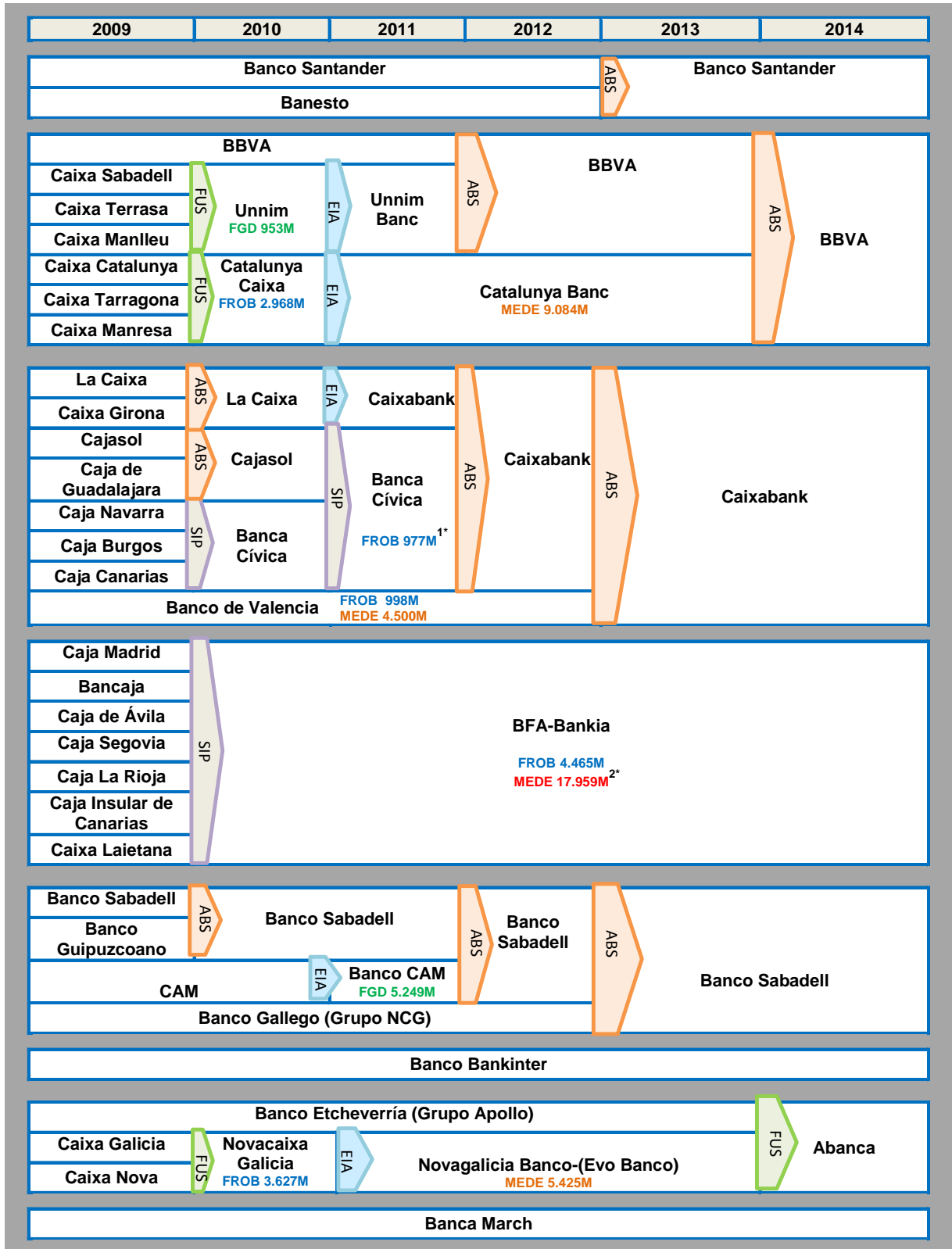
A finales de 2012 el SAREB recibió los activos del grupo 1 y en febrero de 2013 los del grupo 2 por las cuantías que se recogen en el cuadro 5. Uno de los objetivos de este sistema es proporcionar liquidez a las entidades a través de los bonos que reciben a cambio de los activos que pueden utilizar en operaciones de descuento en el Banco Central europeo. Desde su creación, el SAREB ha vendido ya algunas carteras, así por ejemplo, a finales de 2014 enajenó carteras valoradas en 847 millones de euros (Carbó y Rodríguez, 2015). La sociedad de gestión de activo tiene hasta 2027 para

³⁴ Entidades en las que no se cumplen los requisitos de solvencia, o su pasivo exigible es superior al activo exigible y no pueden superarlo por sus propios medios.

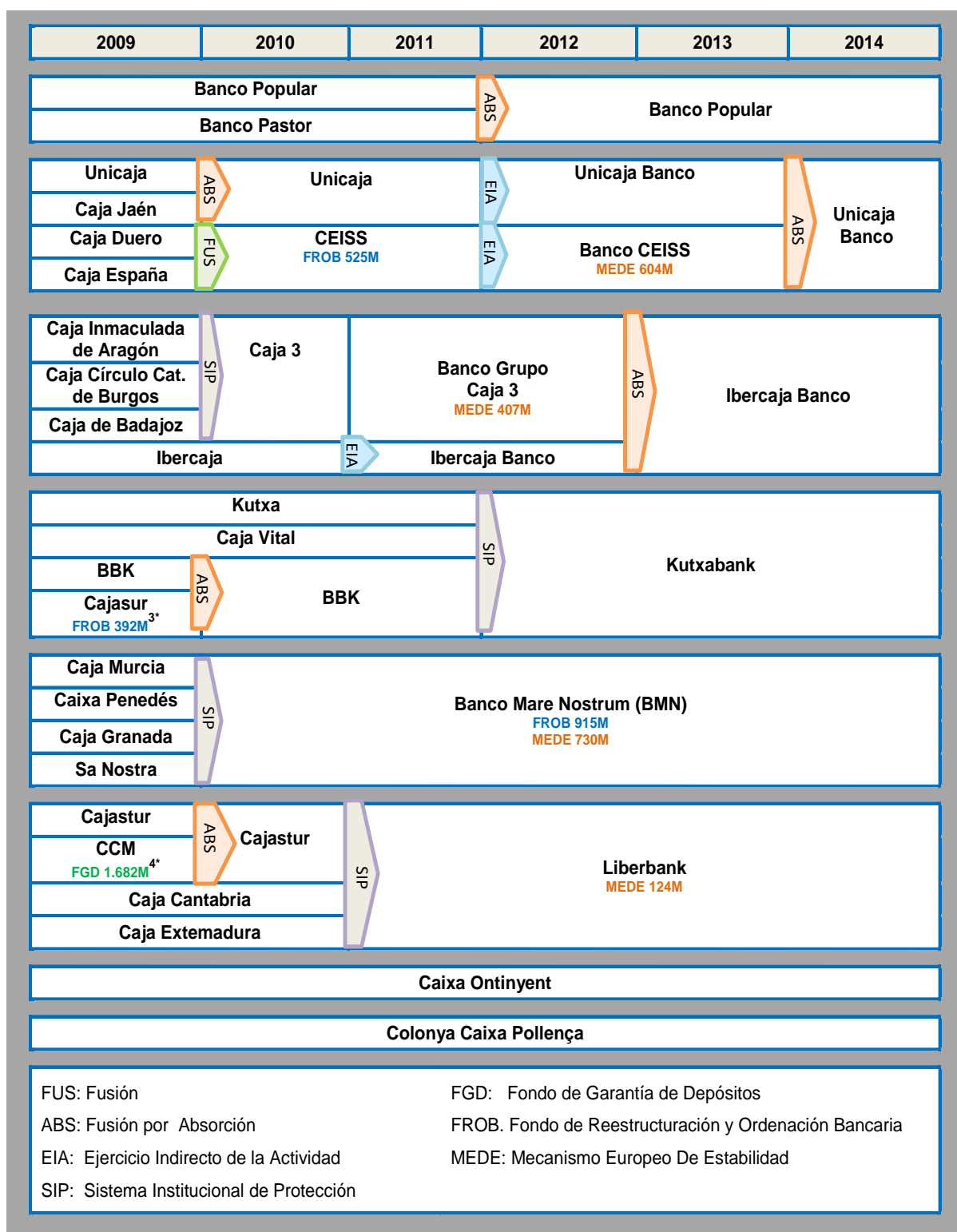
³⁵ Hasta el momento lo estaban por la participación que el Fondo de Garantía de Depósitos ostentaba en el FROB.

llevar a cabo su cometido y disolverse, hasta entonces no se sabrá el coste directo de la crisis bancaria.

Cuadro 4: Reestructuración Bancaria en España (2009-20014)



Cuadro 4 (continuación)



^{1*} Devuelto por Caixabank tras la fusión por absorción.

^{2*} Nacionalizada en mayo de 2012 recibiendo estos fondos por el MEDE.

^{3*} Recibe este fondo del FROB como EPA (esquema de protección de activos)

^{4*} Devuelto tras la fusión por absorción por Cajastur.

Fuente: Banco de España, CECA, Climent-Serrano (2013), Redondo y Rodríguez (2014).
 Elaboración Propia.

Cuadro 5: Recapitalización del sector financiero

	Neces Capit.	FROB I	FROB II	FGD	EPA	MEDE	TOTAL	SAREB	Devolu- ción
BFA-Bankia	24.743	(4.465)	4.465			17.959	22.424	22.317	
Catalunya Banc	10.825	(1.250)	2.968			9.084	12.052	6.708	
NCG	7.176	(1.162)	3.627			5.425	9.052	5.097	
Banco de Valencia	3.462		998		FROB	4.500	5.498	1.962	
Banco Gallego		--	--		FROB	245	245	1.025	
GRUPO 1	46.206	(6.877)	12.058			37.213	49.271	37.109	
SAREB						2.500			
Liberbank-CMM	1.198			1.682	FGD	124	1.806	2.917	
Caja 3	779	--	--			407	407	2.212	
BMN	2.208	(915)	915			730	1.645	5.819	
CEISS	2.063	(525)	525			604	1.129	3.137	
GRUPO 2	6.248	(1.440)	1.440			1.865	4.987	14.085	
Banco Popular	3.223								
Ibercaja	225								
GRUPO 3	3.448								
Otros (fusionados)									
UNIMM-BBVA		[380]	[568]	953	FGD		953		
BBK-Cajasur					FROB		0		
CAM-B Sabadell		--	--	5.249	FGD		5.249		
Cívica-Caixaabank		977	--						989
TOTAL	55.902	977	13.498	7.942		41.578	61.437	51.194	
(): Conversión de participaciones preferentes -FROB I- en capital -FROB II- [] : Capitalización de participaciones preferentes y asunción de la inversión									
FGD: Fondo de Garantía de Depósitos.					EPA: Esquema de Protección de Activos.				
FROB: Fondo de Reestructuración Ordenada Bancaria.					MEDE: Mecanismo Europeo De Estabilidad				

Fuente: Banco de España³⁶, García-Montalvo (2014). Elaboración Propia.

Por su parte, el FROB tiene hasta 2017 para privatizar las participaciones en su poder, casi la totalidad de Bankia y el 65% del Banco Mare Nostrum, en febrero de 2014, se privatizó el 7,5% de Bankia. La resolución de estas participaciones también influirá en el coste.

En el proceso de reestructuración han participado todas las cajas menos Caixa Ontiyent y Colonya Caixa Pollença, aunque no todas lo han hecho por presentar problemas de solvencia, sino que algunas han absorbido a entidades que habían tenido problemas, tal es el caso de La Caixa, Unicaja o Ibercaja. Los bancos también han sido partícipes del proceso de reestructuración, principalmente han acudido a las subastas de las entidades nacionalizadas a las que han integrado en su institución. También se han producido algunas fusiones entre bancos, en 2010 se inicia la oferta pública de adquisición del Banco Guipuzcoano por el Sabadell, la absorción finaliza en 2012; la fusión del Banco Pastor y el Popular se inicia en 2011 y culmina el 2012; entre

³⁶ La cuantía de las ayudas vienen recogidas en "Nota informativa sobre las ayudas financieras públicas en el proceso de recapitalización del sistema bancario español (2009-2013)" publicado por el Banco de España, disponible en: http://www.bde.es/ff/webbde/GAP/Secciones/SalaPrensa/NotasInformativas/Briefing_notes/es/notabe02-09-2013.pdf

2012 y 2013 se produce la absorción de Banesto³⁷ por parte del banco Santander. Tanto el proceso de reestructuración, como los costes públicos en los casos en los que han necesitado ayuda pública se recogen en los cuadros 4 y 5 respectivamente.

Debido a que el sector de cajas ha sido el más afectado y que la mayoría se han transformado en bancos era necesario proceder a una reordenación de esta figura que se materializa en la Ley 26/2013 de 27 de diciembre de Cajas de Ahorros y Fundaciones Bancarias. En virtud de esta regulación, las cajas de ahorros se transforman en fundaciones bancarias u ordinarias. Aparece en el ordenamiento jurídico, de esta forma, una nueva figura jurídica, la de la Fundación Bancaria³⁸, que no pueden realizar actividad directa de intermediación, pero seguirán desarrollando la obra social y gestionando su participación como accionista en la entidad de la que forme parte. Mediante esta Ley la ordenación del crédito, la banca y los seguros es competencia exclusiva del Estado.

En cuanto a las cajas de ahorros existentes, y las que pudieran surgir en el futuro dentro del marco normativo, se les imponen restricciones en el marco operativo y de expansión. Las cajas de ahorros mantendrán su carácter fundacional y finalidad social, sus operaciones estarán dirigidas a la captación de depósitos y prestación de servicios bancarios y de inversión a clientes minoristas y pequeña y mediana empresa; su ámbito territorial será primordialmente una Comunidad Autónoma³⁹. Las fundaciones bancarias serán aquellas que mantengan una participación significativa en una entidad de crédito, al menos un 10% del capital o del derecho de voto de la entidad en la que participan o que puedan designar o destituir a un miembro en el Consejo de Administración, el resto se tendría que transformar en fundación ordinaria⁴⁰. Estas fundaciones dejan de tener la condición de entidad de crédito.

A comienzos de 2014 se da por cerrado el rescate a la banca española, aunque seguirá bajo seguimiento hasta la total devolución de la cuantía del rescate. También a finales de octubre de ese año se conocen los resultados de las pruebas de resistencia y la revisión de la calidad de activo realizada a la banca europea. La revisión se hace sobre los datos de 2013 y los bancos españoles superan los niveles de solvencia y no necesitan capital adicional. Las dos entidades que revelaron niveles más bajos de

³⁷ Banesto era filial del banco Santander desde que éste lo adquirió en 1994 tras la intervención de Banesto en 1993.

³⁸ La inspiración de esta nueva figura en el ordenamiento jurídico es tratada por Ariño (2014).

³⁹ Se les permite operar fuera de la comunidad en un conjunto de 10 provincias limítrofes entre sí.

⁴⁰ En Funcas (2015) se recoge el resultado hasta el momento del proceso de transformación.

solvencia fueron Liberbank y el Banco Popular. En el caso de Liberbank aparece, con datos de 2013, un déficit de capital de 32 millones de euros, pero se cataloga a la entidad como suficientemente capitalizada puesto que en 2014 había llevado a cabo medidas de recapitalización muy por encima de ese valor. Estos resultados son muy positivos después del largo proceso de reestructuración y del costoso proceso de capitalización llevado a cabo.

El proceso de reestructuración y resolución de la crisis en España, inspira el mecanismo para disponer de un marco equiparable de resolución elaborado en la Unión Europea en el marco de la Unión Bancaria. El 15 de mayo de 2014 se aprueba la Directiva 2014/59/UE del Parlamento Europeo y del Consejo sobre la reestructuración y resolución de entidades de crédito y empresas de servicio de inversión. Esta directiva se traspone al ordenamiento español, mediante la Ley 11/2015 de 18 de junio de recuperación y resolución de entidades de crédito y empresas de inversión que deroga casi totalmente la ley 9/2012.

4.- Conclusiones.

En el apartado primero de este capítulo se documenta cómo las crisis bancarias han sido un fenómeno recurrente desde la década de los noventa del pasado siglo. El hecho de que la mayoría de los episodios de la década de los noventa se produzcan en las denominadas economías emergentes, pudo llevar a pensar que las economías avanzadas estaban más protegidas de grandes crisis bancarias, pues se suponía que contaban con mecanismos de supervisión más adecuados. Los sucesos acontecidos en los sistemas bancarios de las economías europeas tras el estallido de la crisis financiera internacional, ponen de manifiesto que ningún sistema bancario está suficientemente protegido de las perturbaciones exógenas y de los desequilibrios internos.

El análisis de la crisis bancaria española, en cuanto a los factores que contribuyeron a su desarrollo, no difiere mucho del análisis de otros episodios de crisis. Así, por ejemplo, se pone de manifiesto la existencia de burbujas de activos inmobiliarios, en el caso de España, y burbujas de crédito que comienzan a desinflarse antes de que se reconozca la crisis bancaria.

También aparece, unido a la existencia de esas burbujas, comportamientos de mayor riesgo en la gestión de las entidades, como es la excesiva concentración del riesgo de crédito.

Otro factor destacable en el caso español, pero que aparece también en otras crisis, es la expansión desordenada tras una desregulación que afecta al sector bancario, o a una parte de él. Este factor está presente en el fuerte proceso de expansión de capacidad y operativa del sector de cajas de ahorros.

La inferencia de las instituciones es otro factor que puede explicar la ocurrencia de la crisis bancaria en lo que se refiere a las cajas de ahorros, no tanto por la presencia de políticos en sus asambleas como por la designación al frente de las entidades de equipos, siguiendo criterios distintos de los de la formación o la experiencia y conocimiento en la particular gestión de una entidad financiera. Este último factor ha sido estudiado empíricamente por Cuñat y Garicano (2010).

También está presente en el desarrollo de la crisis bancaria española, las perturbaciones exógenas. El aumento de la inestabilidad financiera a nivel global, tras la crisis de las subprime, y la posterior quiebra de Lehman Brothers, suponen una restricción de liquidez importante para el sector bancario español que había apoyado su expansión en la financiación en los mercados internacionales. A su vez, la existencia de esta restricción va a suponer un retraso en el reconocimiento de la crisis, al pensarse que se trataba de un problema de liquidez y no de solvencia.

La recesión de la economía española a partir de 2008, los problemas en el sector bancario, que aminoran los flujos de crédito a la economía, y los desequilibrios en las finanzas públicas crean un bucle que se retroalimenta. Así por ejemplo, la crisis de la deuda de la eurozona en 2010, incide en la incipiente recuperación que parecía estaba ocurriendo en el sector bancario, revierte de nuevo la confianza y se generan nuevas restricciones de liquidez que se trasladan en una disminución del crédito que afecta a la recuperación del crecimiento económico.

Esta crisis, en la que se combina la recesión económica, con la crisis bancaria y con crisis de la deuda, ha sido más costosa en términos de PIB que la crisis de la segunda mitad de los setenta y principios de los 80 del pasado siglo y que la crisis de 1992; en la primera, el PIB apenas descendió y, en la de 1992, la caída acumulada en el

mínimo fue de sólo 2 puntos porcentuales, mientras que en ésta, en términos anuales, ha sido muy superior.

Pero aunque los factores exógenos tuvieron su peso en el desarrollo de la crisis bancaria y desencadenaran un ajuste brusco, los desequilibrios internos ya se habían manifestado, tal y como se reconoce en el Informe Anual del Banco de España 2008.

Cuando aparecen los primeros problemas de solvencia en las cajas se opta por un proceso de reestructuración mediante fusiones y la prestación de ayudas en forma de deuda. Las fusiones entre cajas encuentran limitaciones en las normativas de las Comunidades Autónomas a la que pertenece la caja, situación que conduce a que algunos intentos de fusión fracasasen y que se produzcan otros, entre entidades de la misma Comunidad, que no resultaron los más idóneos. Si cada una de las cajas que se fusionaban poseía una proporción importante de activos problemáticos en su balance, el resultado era una entidad más grande, con mayor riesgo para el conjunto del sistema.

La resolución de la crisis hasta el año 2012 se fue articulando conforme aparecían los problemas, como se pone de manifiesto en el hecho de que cada paso que se daba era “a golpe” de Real Decreto. Hasta el año 2012 no se inicia en profundidad, el proceso para identificar la dimensión de los activos inmobiliarios problemáticos que figuraban en los balances bancarios y la necesidad de recapitalización. También hasta ese año, concretamente hasta junio, se intentó que la solución de la crisis bancaria se realizara dentro del ámbito nacional, pero, tras la solicitud del rescate financiero, el proceso estuvo guiado internacionalmente, fundamentalmente por la Unión Europea.

Durante los años que precedieron a la crisis bancaria, las cajas de ahorros fueron actores importantes del mapa financiero español; en la actualidad, prácticamente han desaparecido como entidades de crédito, sólo perviven dos de tamaño muy pequeño. El nuevo mapa está formado por los grupos bancarios que hemos recogido en el cuadro 4 del capítulo, algunos de los cuales están participados por fundaciones bancarias.

Quedan pendientes por determinar los costes directos del rescate, que se conocerán una vez que el FROB privatice las entidades en su poder, y el SAREB, una vez cumplidos los 15 años de funcionamiento previstos, liquide los resultados de su gestión y se disuelva.

CAPÍTULO 2

SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA DE CRISIS BANCARIA

El desarrollo y globalización del sistema bancario, en que ha jugado un papel importante la desregulación del sector y la innovación de los productos financieros objeto de su actividad, han hecho que el negocio bancario sea más complejo y haya asumido cada vez mayores riesgos.

La necesidad de controlar el riesgo asumido por las entidades bancarias, por parte de los supervisores bancarios, hace que sea necesario poner a su disposición mecanismos y herramientas que les ayuden en la tarea de supervisión y control, salvaguardando así el sistema bancario.

La reciente crisis financiera, que ha tenido importantes consecuencias económicas en muchos países, ha dado lugar a que haya aumentado la preocupación y el interés por parte de los supervisores bancarios en encontrar y desarrollar nuevos métodos y procedimientos para realizar un seguimiento y evaluación continua de los bancos, de forma que los exámenes y test de estrés a los que éstos son sometidos permitan ayudarles a identificar, lo antes posible, los cambios que puedan dar lugar a un deterioro en su situación financiera. En este sentido, numerosos profesionales del sector e investigadores han puesto especial atención en el desarrollo de técnicas, métodos y procedimientos, que puedan ayudar a predecir situaciones de insolvencia en las entidades financieras, y pongan en alerta a las autoridades para que puedan tomar las medidas oportunas y se corrija esta situación con la suficiente antelación, evitando así que la salud de todo el sistema bancario se vea comprometida; técnicas, métodos y procedimientos que, en su conjunto, vienen a constituir lo que se ha denominado Sistema de Alerta Temprana, SAT (*Early Warning System, EWS*).

En este capítulo analizaremos los SAT que han venido desarrollándose para el pronóstico de las crisis bancarias. Comenzaremos en el primer apartado recogiendo

los principales aspectos conceptuales y metodológicos, seguido de un breve recorrido histórico de los mismos en el apartado dos. En el siguiente apartado nos ocuparemos de los principales indicadores y variables indicativas de las crisis bancarias utilizadas y a continuación, en el apartado cuatro, hablaremos de las principales técnicas aplicadas en los estudios sobre predicción de crisis. En el quinto apartado exponemos un resumen de los principales trabajos empíricos sobre SAT de crisis bancarias, distinguiendo entre los trabajos dedicados a la predicción de crisis bancarias sistémicas y los que analizan las crisis bancarias de las entidades consideradas individualmente. Termina este apartado con la consideración de los estudios que se han realizado específicamente para analizar las crisis bancarias ocurridas en España. En el último apartado del capítulo presentamos algunas conclusiones.

1.- Sistemas de Alerta Temprana: aspectos conceptuales y metodológicos.

En términos generales, un SAT es cualquier herramienta que permita anticiparse suficientemente a la ocurrencia de un suceso

Para nuestro propósito podemos definirlos como el conjunto de técnicas y métodos estadísticos y econométricos que, a través de una serie de indicadores de diferente naturaleza (económicos, financieros, corporativos, bursátiles...), permiten valorar si la “salud” de una entidad financiera o de un sistema financiero presenta algún tipo de problema.

En definitiva, lo que se pretende con los sistemas de alerta temprana es, a partir del análisis de los episodios de crisis ya producidos, establecer cuáles son los indicadores de crisis más significativos, y cuáles son las técnicas más apropiadas para predecir con suficiente antelación la posible presencia de situaciones adversas que puedan dar lugar a una crisis futura.

Para elaborar un SAT es necesario comenzar estableciendo los siguientes conceptos y aspectos metodológicos (Johnson, 2005). En primer lugar, es importante delimitar cuál va a ser el alcance del mismo, y establecer si está orientado a predecir una situación de fracaso en una entidad bancaria considerada individualmente, estaríamos hablando en este caso de crisis individual, o bien, si está orientado a poder anticipar la crisis del sistema bancario en su conjunto, en cuyo caso se estaría hablando de crisis sistémica.

De cualquiera de las formas es importante definir qué se entiende por crisis. No es fácil establecer una única definición de crisis que permita fijar con precisión el inicio de la misma, pudiendo encontrar en la literatura diferentes definiciones. Así, algunos autores, para determinar el momento en el que se empieza a generar una crisis, establecen una serie de indicadores que denominan líderes, como son el aumento de las tasas de interés, la tasa de cambio, los depósitos, etc., que permiten detectar cuándo se está produciendo algún tipo de turbulencia que pueda dar lugar a la desestabilización del sector bancario (Demirgüç-Kunt y Detragiache, 1998a). Otros autores como Kaminsky y Reinhart (1999), consideran que se inicia una crisis cuando se produce un gran número de fusiones, adquisiciones o intervenciones de entidades financieras por parte del gobierno. Johnson (2005), en la misma línea de la definición dada por Kaminsky y Reinhart, señala que éstas se inician y son identificadas cuando ocurren dos tipos de eventos: por un lado, si se producen retiradas masivas de depósitos y el banco es liquidado, o bien fusionado o adquirido por una o varias instituciones financieras o bien por el sector público, y por otro lado, cuando no se producen dichas retiradas masivas, pero sí numerosas fusiones y adquisiciones entre las entidades bancarias, produciéndose además un rescate o ayuda financiera de gran magnitud. No obstante, estas últimas definiciones no están exentas de controversia, pues en este caso, sólo es posible identificar el momento de la crisis cuando ésta ya ha tenido lugar.

Otro aspecto importante es el tipo de información de salida que proporciona el sistema de alerta. En este sentido, se pueden diferenciar dos tipos: aquellos en los que la salida que se genera es una señal indicadora de posible crisis y aquellos sistemas cuya salida proporciona la probabilidad de crisis. En los sistemas en los que la salida se interpreta como una señal indicadora, los valores del indicador suelen venir definidos a través de una variable binaria que toma un valor para crisis y otro para no crisis, o bien a través de un valor umbral que discrimina o distingue entre una situación y otra. En el caso en el que la salida que proporciona el sistema sea la probabilidad de fracaso, el valor, obviamente como corresponde a una probabilidad, será una variable continua comprendida entre 0 y 1.

De cualquiera de las formas en que se presente la salida, el principal objetivo de un SAT es ser capaz de generar predicciones a partir de las variables introducidas en el sistema, por ello es de todo punto necesario seleccionarlas con especial cuidado. En este sentido parece lógico recomendar que estas variables recojan aquellos aspectos importantes referentes al funcionamiento de las entidades, sobre todo aquellos que los

hacen especialmente vulnerables, tales como los que reflejan el riesgo de liquidez, el riesgo de crédito, el riesgo de la cartera o portafolio, etc. Esto unido a otras variables que recojan aspectos relativos al sector y que también hacen aumentar la vulnerabilidad de los mismos de forma significativa, como son los relacionados con la liberalización financiera, la reestructuración del sistema o los cambios de régimen, y cualquier perturbación exógena que pueda afectar a la actividad..

El último aspecto a tener en cuenta, y no por ello el menos importante, se refiere a la medición de la eficiencia del modelo de alerta temprana y la evaluación de la exactitud de sus predicciones, al margen de la bondad de ajuste del modelo si se trata de una técnica estadística paramétrica. La predicción con la suficiente antelación de la quiebra es fundamental para el éxito de un sistema de alerta temprana, pero también es importante el nivel de precisión en la clasificación de las entidades como quebradas o sanas, pues un exceso de errores en la clasificación, ya sea clasificando entidades fracasadas como entidades sanas o clasificando entidades sanas como fracasadas, dará lugar a que el sistema no resulte fiable. Por ello es necesario medir el poder de predicción y el grado de precisión tanto para los elementos que se han utilizado para la elaboración del modelo como para los que se denominan “out of sample”, es decir, aquellos que no se han usado para la elaboración pero de los que se conoce a priori el resultado y se han reservado para tal fin⁴¹.

2.- Breve historia del desarrollo de los Sistemas de Alerta Temprana.

A principios de los años 70 del pasado siglo, y apoyándose en la literatura sobre el fracaso empresarial, surgen una serie de trabajos dedicados al análisis y pronóstico del fracaso bancario en Estados Unidos (Meyer y Pifer, 1970; Sinkey, 1975 y Martin, 1977).

Teniendo como base estos trabajos, se han utilizado técnicas que pueden servir a las autoridades bancarias en su labor de supervisión, siendo para ellas de gran utilidad disponer de sistemas de alerta temprana que les ayude a supervisar la salud y controlar el riesgo que asumen las entidades bancarias en particular, y el sistema bancario en general.

⁴¹ Si no se dispone de estos otros elementos y todos se han utilizado para la elaboración del modelo, siempre se podrá acudir a validaciones cruzadas o a procedimientos de bootstrapping.

En los años 80 del pasado siglo, los tres organismos encargados de la regulación y supervisión bancaria en Estados Unidos⁴², popularizaron una serie de indicadores que les permitían analizar “in-situ” la salud de las entidades bancarias, evaluando el desempeño financiero, la situación financiera, la solidez operativa y el cumplimiento normativo por parte de las instituciones bancarias. Con este sistema, cada una de las instituciones bancarias objeto de examen era evaluada en base a cinco criterios: la adecuación de capital, la calidad de los activos, el desempeño de la gestión, la rentabilidad y la liquidez, conocidos con el nombre de indicadores CAMEL (acrónimos de los términos en inglés *Capital, Asset Quality, Management, Earning, Liquidity*). Posteriormente, en 1996 se incorporó un sexto indicador con el objetivo de introducir en el sistema una medida que recogiese la sensibilidad al riesgo de mercado, pasando a denominarse sistema de indicadores CAMELS⁴³.

Este sistema consiste en una evaluación para cada componente individual usando una escala de 1 a 5, siendo el valor 1 el mejor y el valor 5 el peor. Del valor promedio de los componentes individuales se calcula un índice compuesto, que junto con los valores individuales, servirán al supervisor para decidir si la entidad necesita más supervisión, o requiere realizar alguna acción específica⁴⁴.

Aunque la valoración de las variables CAMEL se realiza individualmente, esto no debe implicar un análisis separado, pues el comportamiento de unas puede repercutir en otras, dado que algunos indicadores, por ejemplo los que aproximan la gestión y administración, están relacionados con las políticas llevadas a cabo por la entidad, de forma que una mala administración puede conllevar por ejemplo una inadecuada composición de activos (préstamos de alto riesgo, alta concentración de préstamos, etc.), que puede incidir en una menor liquidez y llegar a traducirse en la obtención de menores ganancias o incluso en pérdidas para la compañía.

La popularidad de estos indicadores entre los organismos encargados de la supervisión bancaria en los diferentes países, dieron lugar a que en algunos de ellos se desarrollaran sistemas de alertas específicos, basados en indicadores de tipo CAMEL y que han tomado otras denominaciones, tales como PATROL introducida en

⁴² En Estados Unidos hay tres organismos encargados de la regulación y supervisión bancaria y cada uno está encargado de un sector diferente dependiendo del tipo de banco: la Oficina de Control de la Moneda (OCC) está encargada de supervisar los bancos nacionales, el Sistema de Reserva Federal (FED) es el encargado de la supervisión de los bancos estatales miembros de la Reserva Federal, y la Corporación Federal de Seguro de Depósito (FDIC) supervisa a los bancos estatales que no son miembros de la Reserva Federal.

⁴³ Se incorpora a las siglas (S) el acrónimo de *Sensitivity to market risk*

⁴⁴ Este sería el caso, por ejemplo, si la puntuación obtenida tomase un valor entre 4 y 5.

Italia en 1993, ORAP introducido por la Comisión Bancaria Francesa en 1997, o RATE implementado por las autoridades de servicios financieros en el Reino Unido en 1998⁴⁵.

En opinión de muchos profesionales, estos sistemas de evaluación específica de las entidades bancarias son, sin duda, medidas efectivas para determinar la situación financiera actual de las entidades, constituyéndose en una herramienta fundamental para la supervisión bancaria. No obstante, estos sistemas también presentan algunas limitaciones. En primer lugar, proporciona una media ex-post de los problemas financieros que presenta la entidad, por lo que puede ocurrir que los resultados se obtengan demasiado tarde como para poder tomar medidas preventivas sobre alguna entidad; y por otra parte, esta valoración refleja la situación de la entidad en el momento en que se realiza la valoración, por lo que dicha valoración es válida durante un corto periodo de tiempo, siendo además especialmente sensible a los cambios en las políticas de la entidad así como a las condiciones económicas. Cobra relevancia, además del valor del indicador o indicadores, la evolución temporal.

Otro de los sistemas de evaluación específica utilizado por parte de las entidades de supervisión bancaria, es el que constituyen los denominados test de estrés. Desde finales de 2007, cuando se produjeron varios episodios de colapsos de entidades financieras, se ha ido generalizando en diversos países la ejecución de “pruebas de resistencia” sobre las entidades, con el objetivo de evaluar su robustez e identificar el origen de posibles debilidades que pudieran acarrear nuevos eventos adversos susceptibles de contagio al resto del sistema.

En este ámbito, las “pruebas de resistencia” o “test de estrés” son una serie de técnicas que tratan de medir la sensibilidad de la situación de una cartera, entidad o sistema financiero ante variaciones de determinados factores de riesgo, generalmente a través de herramientas tales como la valoración de carteras bajo distintos supuestos o el análisis de la solvencia y la liquidez de las entidades financieras, entre otros.

Los “test de estrés” fueron impulsados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, dentro del segundo pilar del acuerdo de capital conocido como Basilea II

⁴⁵ En el ANEXO I se recogen en un cuadro los sistemas de supervisión y de alerta temprana desarrollados por los organismos de supervisión bancaria en varios países del G10.

(2004)⁴⁶, y que mantienen la estructura en Basilea III (2010)⁴⁷, en el que se requiere la ejecución periódica de un proceso de autoevaluación de capital por parte de las propias entidades bancarias, y de un proceso de revisión del capital por parte de las entidades supervisoras.

De hecho, al principio, las “pruebas de resistencia” surgieron como una herramienta de gestión interna de las entidades, vinculadas estrechamente a la gestión de riesgos y a la planificación. Sin embargo, en los últimos años, dada la situación económica internacional, lo que antes constituía un ejercicio de diagnóstico interno se ha ido convirtiendo en una herramienta supervisora para evaluar la suficiencia del capital de las entidades a medio plazo.

Así, las entidades supervisoras, en su función de supervisión, utilizan los “test de estrés” en el proceso de revisión y evaluación, centrándose en aspectos concretos de la solvencia y la liquidez de las entidades bancarias y del sistema financiero en su conjunto, teniendo como principal objetivo diagnosticar y, en caso de ser necesario, reforzar la estabilidad del sistema tomando medidas como la recapitalización o la liquidación ordenada de las entidades que no obtengan un resultado satisfactorio. Las entidades supervisoras las utilizan de forma habitual para garantizar que las entidades presentan una solvencia suficiente como para sobrevivir a posibles escenarios adversos, y prevenir, de esta forma, posibles episodios de crisis bancarias.

Junto a ello, las instituciones encargadas de la supervisión bancaria en los países desarrollados han realizado durante todos estos años continuos esfuerzos por buscar herramientas que les permita pronosticar la situación financiera futura de las entidades bancarias, y desarrollar modelos de alerta temprana que les permita detectar con suficiente antelación los problemas financieros de las entidades bancarias y del sistema bancario en su conjunto.

Los Sistemas de Alerta Temprana de crisis bancarias pueden clasificarse atendiendo a distintos criterios, en función de: 1) si están enfocadas al pronóstico de crisis de bancos individuales o al pronóstico de crisis del sistema bancario de un país (crisis sistémica), 2) según si las variables utilizadas son de tipo macroeconómicas (enfoque

⁴⁶ En Junio de 2004, se elaboró el documento Basilea II con el objeto de garantizar la convergencia internacional en el proceso de revisión de las normas supervisoras para la suficiencia de capital en bancos con actividad internacional.

⁴⁷ El comité de Basilea se reunió de nuevo en septiembre de 2010, editando una guía de buenas prácticas, Basilea III, especialmente en la gestión de riesgos de liquidez y la valoración del valor razonable.

macro) o de tipo microeconómicas (enfoque micro), o ambos (enfoque mixto), ó 3) según los modelos estadísticos utilizados distinguiendo entre técnicas paramétricas (SAT paramétricos) y no paramétricas (SAT no paramétricos).

En este trabajo nos centraremos en el estudio de los sistemas de alerta temprana para detectar crisis de entidades bancarias individuales, si bien haremos también algunas referencias a las crisis sistémicas.

Recogeremos en los siguientes apartados de este capítulo, en primer lugar, las principales variables explicativas utilizadas en los sistemas de alerta temprana, a continuación realizaremos una breve descripción de los métodos y técnicas más utilizados en los estudios sobre la predicción del fracaso bancario, y dedicaremos la última parte de este capítulo a realizar un breve análisis de los sistemas de alerta temprana propuestos en numerosos trabajos de la literatura científica.

3.- Variables utilizadas en los Sistemas de Alerta Temprana.

Unos de los objetivos que se persigue en la elaboración de un SAT, es poder determinar cuáles son los factores que pueden desencadenar la quiebra de una entidad bancaria o de una crisis en un sistema bancario. Numerosos trabajos han enfocado su estudio a determinar cuáles son los que se podrían considerar indicadores líderes de crisis bancarias, dada la multiplicidad de causas que pueden llegar a originarla.

Al igual que no es posible encontrar una definición exacta del concepto de crisis bancaria, no existe un consenso en la literatura científica sobre cuáles deben ser las variables a utilizar en los sistemas de alerta temprana de crisis bancaria.

En la mayoría de los trabajos empíricos, la selección del conjunto de variables ha estado guiada por el estudio de los distintos episodios de crisis bancarias que se han producido anteriormente y por la teoría económica. Entre ellas se incluyen variables más específicas del sector bancario, que tratan de recoger los riesgos inherentes a su actividad a través de indicadores económicos y financieros extraídos de los estados contables y de los informes de auditoría, y también variables de naturaleza macroeconómica, ya que la actividad bancaria también se ve influenciada por los ciclos económicos. No obstante, insistimos en la ausencia de consenso a la hora de

especificar las variables que se deben seleccionar para el éxito de un sistema de alerta.

En general, en la literatura empírica se pueden distinguir fundamentalmente dos tipos de enfoques en función del tipo de variables que utilicen (enfoque macro y enfoque micro). En el primero, se utilizan variables e indicadores macroeconómicos que tratan de explicar y predecir las crisis sistémicas, por lo que estos estudios se centran, por regla general, en evaluar un gran número de países, en los que, al menos en algunos de ellos, se ha producido alguna crisis bancaria en algún momento anterior.

Por otro lado encontramos el enfoque micro, en el que se utilizan variables específicas para las instituciones bancarias, que normalmente se elaboran a partir de sus estados financieros, y que se utilizan como indicadores de alerta de fragilidad financiera de las entidades consideradas individualmente. Estas variables también se pueden considerar a nivel agregado para el conjunto del sistema bancario.

También encontramos trabajos que combinan ambas (enfoque mixto), utilizando las variables específicas y algunas variables macroeconómicas, así como variables propias del sector. En este caso se suele analizar entidades bancarias a nivel individual, pero de un conjunto de países, y se estudian los factores que están asociados a los riesgos que pueden afectar a la actividad bancaria, tales como el riesgo de liquidez, el riesgo de mercado y el riesgo de crédito, y algunas variables macroeconómicas relevantes que se utilizan como variables de entorno y que pueden llegar a condicionar el negocio bancario.

Revisamos a continuación los más usados siguiendo la clasificación general.

3.1.- Indicadores Macroeconómicos.

Es indudable que la situación económica de un país influye directamente en la actividad del sistema financiero y, en particular, en su sistema bancario. Es por eso por lo que también hay que tener en cuenta las variables macroeconómicas que pueden llegar a afectar a su actividad. Estas variables, que están relacionadas con la actividad económica, con el flujo de capitales y con el mercado monetario, se pueden agrupar dentro de un conjunto de indicadores macroeconómicos como son el crecimiento económico, la balanza de pagos, la inflación, los tipos de interés y tipos de cambio, y

los auges del crédito y del precio de los activos. Recogemos a continuación las variables más representativas dentro de cada indicador.

Crecimiento Económico.

Tasas de crecimiento agregadas.

Si se analizan los numerosos episodios de crisis financieras ocurridos en los últimos cuarenta años, se puede observar que muchos de ellos han estado precedidos de recesiones económicas, que se ponen de manifiesto, fundamentalmente cuando se produce un bajo crecimiento o directamente una bajada de las *tasas de crecimiento agregadas*. Durante los periodos de recesión, las entidades prestatarias suelen tener serias dificultades para atender debidamente las operaciones de deuda, lo que además contribuye a incrementar el riesgo de crédito.

Crecimiento sectorial.

Un bajo crecimiento o una caída en sectores económicos donde se concentran los préstamos e inversiones de las instituciones financieras, puede llegar a tener un fuerte impacto en la solvencia del sistema financiero, por lo que también es importante considerar como indicador el *crecimiento sectorial*. La caída de estos sectores puede llegar a producir un deterioro de la cartera de la entidad, una reducción de los márgenes de rentabilidad, y una disminución en el “cash flow” y en las reservas. Sobre todo habría que tener en cuenta los sectores que se financian principalmente con deuda bancaria.

Balanza De Pagos.

Dentro de este indicador son varias las variables que se pueden considerar, nosotros destacamos las siguientes:

Déficit por cuenta corriente.

Por regla general, la subida del ratio de déficit por cuenta corriente sobre el PIB suele estar acompañada por grandes entradas de capital que se realizan a través de los intermediarios financieros, y ello puede dar lugar a que se produzca un auge en el crédito y una elevada subida en el precio de los activos. Por otro lado, un elevado déficit puede ocasionar un deterioro en la liquidez del sistema financiero, fundamentalmente cuando éste se financia con entradas de capital a corto plazo. Si

además los inversores consideran que el déficit es insostenible, podrían tomar la decisión de invertir fuera del país.

Reservas.

El ratio de reservas internacionales en el Banco Central, así como en el sistema financiero en su conjunto, cuando presenta valores bajos, es considerado por parte de los inversores como un indicador de vulnerabilidad.

Deuda.

Otro importante indicador de vulnerabilidad puede ser el nivel de Deuda externa total y su estructura de vencimientos.

Condiciones comerciales.

Las condiciones comerciales es otro aspecto importante a tener en cuenta. El deterioro de estas condiciones en muchos países ha dado lugar a la aparición de problemas bancarios, sobre todo en aquellos países donde su actividad está muy concentrada en las exportaciones y por tanto son más vulnerables a que un deterioro importante en sus condiciones comerciales pueda llegar a originar una crisis en su sector bancario.

De otro lado, también se puede considerar como indicador de vulnerabilidad un cambio en las condiciones comerciales en el sentido contrario, es decir, importantes mejoras en las condiciones comerciales, pueden llegar a ocasionar un aumento de la inflación y de los precios de los activos, pudiendo llegar a producirse burbujas de precios en estos sectores, que pudieran llegar a dar lugar a graves problemas en el sistema financiero.

Composición y vencimientos de los flujos de capital.

La composición de los flujos de capital según el tipo y plazo de las inversiones también se puede considerar como un buen indicador. De hecho, aquellos países que presentan déficit por cuenta corriente, acompañados de ratios de inversión bajos o de inversiones de baja productividad, han sido particularmente vulnerables a sufrir una crisis bancaria.

Inflación.

Una alta volatilidad en la tasa de inflación, al estar relacionada positivamente con una elevada volatilidad de los precios relativos, dificulta la valoración del riesgo de crédito y

de mercado, y eleva además el riesgo de la cartera. Por el contrario, una caída rápida y brusca de la inflación puede dar lugar a bajos ingresos nominales y bajo cash flow, pudiendo afectar gravemente a la liquidez y la solvencia de la entidad, y por otro lado, pudiera ocurrir que el valor de la garantía de los préstamos cayese en relación al importe del préstamo, sobre todo en los casos de préstamos imprudentes concedidos con anterioridad al cambio de comportamiento en las tasas de inflación.

Tipos de interés y tipos de cambio.

Tasas de interés real interna.

Un valor elevado de las tasas de interés real interna puede llegar a contribuir a que aumente el número de préstamos fallidos. Por otro lado, tasas de interés reales negativas persistentes pueden ser señal de distorsiones en el sistema financiero.

Tipos de interés internacionales.

Por otro lado, se puede observar que una elevación de los tipos de interés internacionales incrementa la vulnerabilidad de los sistemas financieros, fundamentalmente en las economías emergentes, por ejemplo a través de los mecanismos de sustitución de activos y del impacto adverso en la solvencia de sus prestatarios. Por otro lado, la caída en los tipos de interés internacionales favorece la entrada de capitales que puede contribuir al auge del préstamo de mayor riesgo. Además, tipos de interés volátiles provocan el deterioro de la calidad de los préstamos.

Volatilidad en los tipos de cambio.

La volatilidad en los tipos de cambio puede originar dificultades para las instituciones financieras debido a los desajustes entre activos y pasivos bancarios denominados en moneda extranjera.

Importantes variaciones en el tipo de cambio pueden dar lugar a presiones en el sistema financiero, por un lado, porque ello da lugar a una variación en el valor de los activos y, por otro lado, a través de posibles efectos en la economía real.

Auges del crédito y del precio de los activos.

Ratio de crédito bancario sobre el PIB.

En muchos casos, los episodios de crisis financieras han venido precedidos por el auge en el crédito. Estos auges del crédito, en los que se observan importantes

crecimientos de los créditos hipotecarios y créditos al consumo, así como en los préstamos denominados en moneda extranjera, han sido particularmente significativos en las economías de los mercados emergentes que han experimentado crisis, aunque también han sido significativos en las economías avanzadas, como recientemente se ha puesto de manifiesto en España.

Auge del precio de los activos.

Las políticas monetarias expansivas pueden contribuir a un excesivo auge en los mercados bursátiles e inmobiliarios, de forma que un posterior endurecimiento de estas políticas ha conducido, a menudo, a una amplia reducción en los valores de las acciones y activos inmobiliarios y a una reducción en la actividad económica. Una caída de las cotizaciones en los mercados de capitales reduce normalmente los ingresos de las instituciones financieras y el valor de la cartera de inversiones.

Estas variables macroeconómicas a las que hemos hecho referencia se pueden traducir en una serie de indicadores. Basándonos en los estudios empíricos previos que utilizan variables macroeconómicas recogemos en el siguiente cuadro los indicadores que usualmente se utilizan:

Cuadro 1: Variables e Indicadores, enfoque macro

VARIABLE MACROECONÓMICA	INDICADORES
Auges del crédito y del precio de los activos	<ul style="list-style-type: none"> • Multiplicador de M2 • Crédito interno respecto al PIB nominal
Tipos de interés real y de cambio	<ul style="list-style-type: none"> • Tipo de interés real de los depósitos • Relación entre el tipo de interés de los préstamos y de los depósitos
Balanza de pagos por cuenta corriente	<ul style="list-style-type: none"> • Desviación porcentual del tipo de cambio real en relación a la tendencia • Valor de las exportaciones (en \$) • Valor de las importaciones (en \$) • Relación real de intercambio
Balanza de pagos por cuenta de capital	<ul style="list-style-type: none"> • Reservas extranjeras • Diferencial entre los tipos de interés reales de los depósitos nacionales y extranjeros
Sector real	<ul style="list-style-type: none"> • Índice de producción industrial • Índice de las cotizaciones bursátiles
Fiscalidad	<ul style="list-style-type: none"> • Déficit presupuestario global como porcentaje del PIB
Otros	<ul style="list-style-type: none"> • Exceso de saldos reales de M1 • Depósitos reales de los bancos comerciales • Relación entre M2 y las reservas de divisas

Fuente: Kamisky y Reinhart (1999). Elaboración Propia.

3.2.- Indicadores Microeconómicos

La primera información que alerta de problemas en las instituciones bancarias puede provenir del análisis de sus estados contables, la evolución de su activo y pasivo y de cómo éste puede afectar a su patrimonio neto, cuyo valor, en definitiva, es el que distingue la quiebra de la no quiebra. Así, el enfoque micro se basa fundamentalmente en la utilización de datos procedentes de los estados contables de las entidades financieras, completados, cuando se dispone de ellos, con informes de auditoría, datos de mercado y aquellos procedentes del proceso de supervisión.

El objetivo de estos indicadores es determinar la situación financiera, así como la solidez operativa de las instituciones bancarias. Para ello, las variables que se suelen utilizar son las variables consideradas dentro de los denominados indicadores CAMELS y que, como dijimos anteriormente, se dividen en seis categorías: Adecuación de capital, Calidad de activo, Calidad de la gestión, Rentabilidad, Liquidez y Sensibilidad al riesgo de mercado.

Dentro de cada categoría se pueden considerar un conjunto de indicadores que recogemos a continuación.

Indicadores de Adecuación de capital.

La adecuación de capital determina la solidez con la que las instituciones financieras se enfrentan a las posibles perturbaciones que pueden afectar a sus balances. Las principales variables dentro de esta categoría son:

Ratios de capital sobre activos ajustados por riesgo.

Una tendencia a la caída en el ratio puede indicar un incremento de la exposición al riesgo, y por tanto, problemas en la adecuación de capital.

Coefficiente de apalancamiento.

El apalancamiento se mide a través del ratio de Activos sobre Capital, por lo que se producirá un incremento de este ratio cuando los activos tengan una tasa de crecimiento superior a la del capital.

Dentro de esta categoría, y manteniendo esta definición de ratio de apalancamiento, es posible establecer una gran variedad de indicadores cuando se consideran distintas categorías de capital.

Indicadores de Calidad del activo.

El riesgo de insolvencia de las instituciones financieras frecuentemente deriva del deterioro de los activos. Además de los indicadores que reflejan directamente el estado de la cartera de créditos, debe tenerse en cuenta también el riesgo de crédito que proviene de las operaciones fuera de balance, como puede ser por ejemplo el de las operaciones con derivados financieros, cada vez más complejos.

Indicadores de préstamos fallidos.

Una tendencia creciente en el ratio de préstamos fallidos sobre préstamos totales (o sobre activos totales) indica un deterioro de la cartera de préstamos y en definitiva de la institución financiera, afectando al “cash flow”, al ingreso neto y a la solvencia. Dentro de los préstamos fallidos, se podrían considerar distintos indicadores más específicos como por ejemplo *préstamos pendientes de cobrar a entidades del sector público que tienen pérdidas*, fundamentalmente empresas públicas y gobiernos regionales, dado que su presencia puede ser un indicio de riesgo de crédito.

Por otra parte, es necesario tener en cuenta indicadores que midan la probabilidad de que los prestatarios puedan atender al pago de sus préstamos. En este conjunto de indicadores podemos considerar los siguientes:

Indicadores de distribución sectorial de préstamos y créditos.

Una gran concentración del préstamo o del crédito agregado en un sector o actividad económica específica puede ser indicativa de una vulnerabilidad importante de las entidades bancarias a los desarrollos en este sector o actividad, como ha ocurrido cuando se ha producido una excesiva concentración del préstamo para inversiones inmobiliarias.

Préstamos denominados en moneda extranjera sobre el total de las operaciones de préstamo.

Varias crisis financieras han estado precedidas de periodos de gran crecimiento del crédito denominado en moneda extranjera a empresas nacionales que a menudo carecen de fuentes de ingreso en moneda extranjera. Estas transacciones trasladan el

riesgo de tipo de cambio al prestatario, pero a menudo entrañan un elevado riesgo de crédito para el prestamista.

Ratios capital-crédito a las empresas.

En muchas ocasiones un periodo de problemas en el sistema financiero ha sido precedido de un excesivo crecimiento del crédito a las empresas. Así, un elevado crecimiento de las deudas de las empresas podría indicar que se han relajado los procedimientos de selección de préstamos. Es importante controlar si este crecimiento de la deuda se produce en un sector especialmente vulnerable a cambios en la actividad económica, como ocurre por ejemplo en el sector inmobiliario.

Otros ratios que informan sobre la vulnerabilidad financiera de las empresas, son los *ratios de cobertura de intereses*, entre los que podemos destacar el *margen de explotación sobre costes financieros*.

Indicadores de Gestión e indicadores de Rentabilidad.

Los indicadores de gestión son normalmente de carácter cualitativo, no obstante es cierto que una gestión apropiada está directamente relacionada con los resultados de una institución financiera, por lo que ambos aspectos están íntimamente relacionados.

Ratios de ingresos y gastos.

Este ratio puede entenderse como medida de gestión. Así, un ratio de gastos sobre ingresos totales creciente o elevado puede ser indicativo de ineficiencia operativa y además afectaría negativamente a la rentabilidad.

Rentabilidad de los activos (ROA).

El ratio más utilizado es el ratio de beneficios sobre activos totales medios. Se puede calcular con varias medidas de beneficio, antes o después de provisiones, antes o después de impuestos, con o sin tener en cuenta los beneficios extraordinarios.

Rentabilidad del capital o rentabilidad de los recursos propios (ROE).

Viene definido a través del ratio de beneficios sobre fondos propios medios. Hay que tener en cuenta a la hora de su interpretación que un valor alto puede indicar una alta rentabilidad pero también una baja capitalización, mientras que si el valor del ratio es bajo, puede ser indicativo de una baja rentabilidad pero también de un alto nivel de capitalización.

Indicadores de Liquidez.

Una de las principales funciones de las entidades bancarias es atender a las demandas de efectivo por parte de sus clientes. La necesidad de liquidez de los depositantes suele aumentar en épocas anteriores a las crisis, y una mala gestión de liquidez a corto plazo puede llegar a imposibilitar a la entidad a atender esas demandas de efectivo de sus clientes, pudiendo llegar a desencadenar retiradas masivas de dinero que podrían debilitar excesivamente a la entidad, pudiendo incluso llevarla a la quiebra. Entre los indicadores de liquidez podemos considerar los siguientes:

Estructura de vencimientos de activos y pasivos.

Dentro de este grupo están el ratio de activos líquidos sobre activos totales, la madurez promedio de los activos y la madurez promedio de los pasivos. Así, por ejemplo, la cuota de activos líquidos sobre activos totales puede poner al descubierto excesivos desfases en los vencimientos y poner de relieve la necesidad de una gestión de la liquidez más cuidadosa. Si la estructura de vencimientos de los pasivos de la institución financiera es mucho más corta, ello puede implicar un riesgo de liquidez elevado y puede también tener su reflejo en la incertidumbre de los depositantes y otros acreedores sobre la viabilidad futura de la institución.

Ratio de préstamos sobre depósitos.

Este ratio puede ser un indicador de la habilidad de la entidad bancaria para movilizar depósitos y convertirlos en demanda de créditos. No obstante, un valor elevado puede ser indicativo de presión en el sistema bancario y escasa liquidez para responder a las perturbaciones.

Indicadores de Sensibilidad al Riesgo de Mercado.

Las entidades bancarias dedican su actividad a diferentes operaciones que están sujetas a los distintos aspectos del riesgo de mercado, tales como el riesgo de tipo de interés y el riesgo de tipo de cambio, que tienen un gran impacto en los activos y pasivos de las instituciones financieras. Dentro de los indicadores de sensibilidad al riesgo de mercado se pueden considerar los siguientes:

Ratio de activos totales en moneda extranjera sobre fondos propios y Ratio de posiciones netas en moneda extranjera sobre fondos propios.

Un valor alto de estos ratios supone una gran vulnerabilidad ante oscilaciones en los tipos de cambio y reversión en los flujos de capital.

Periodo promedio de ajuste del tipo de interés de los activos y periodo promedio de ajuste del tipo de interés de los pasivos.

Dado que las subidas en las tasas de interés se trasladan de forma más inmediata a los pasivos que a los activos, un desfase importante en el periodo promedio de ajuste de ambas masas patrimoniales hace que las entidades estén más expuestas al riesgo de tipo de interés.

Indicadores de las posiciones de las entidades bancarias en el mercado de valores y en los mercados de opciones y futuros frente a sus recursos propios.

Una alta cuota de inversión en activos volátiles es significativa de alta vulnerabilidad a las fluctuaciones en el precio de estos activos.

Finalmente, además de los indicadores CAMELS pueden considerarse otros indicadores que también se muestran útiles para valorar la vulnerabilidad del sistema financiero, como pueden ser los indicadores del mercado. Entre ellos destacan:

Precios de mercado de las acciones de las instituciones financieras.

Una caída en el precio de las acciones de la institución financiera, con relación al precio medio de las acciones, puede ser indicativa de una percepción negativa de la salud de la institución financiera por parte del mercado.

Ratings de crédito.

Una caída en el grado de calificación de las instituciones financieras locales elaborado por las agencias de calificación internacional puede indicar percepciones del mercado negativas a nivel internacional.

Delimitar, dentro de cada uno de los grupos, las variables con las que se va a trabajar lleva a la elección de ratios que recojan los aspectos más importantes que se quieren medir dentro de un determinado grupo. Dado que muchos de ellos están conformados por partidas que exigen de una desagregación en los datos que no siempre está disponible, la elección se hace más complicada.

Como una primera aproximación, y basándonos en las variables más utilizadas en los trabajos empíricos sobre predicción de quiebra bancaria, elaboramos el siguiente cuadro.

Cuadro 2: Indicadores CAMELS, enfoque micro

CATEGORÍA	INDICADORES
Adecuación de capital	<ul style="list-style-type: none"> • Fondos propios/activos totales • Fondos propios/ préstamos totales • (Fondos propios +beneficio neto) / (activos totales + obligaciones fuera de balance)
Calidad de activo	<ul style="list-style-type: none"> • Activo fijo/activos totales • Préstamos totales/activos totales • Préstamos de dudoso cobro/préstamos totales • Provisiones préstamos no cobrados/préstamos totales • Provisiones préstamos a la clientela/préstamos de dudoso cobro
Calidad de la gestión	<ul style="list-style-type: none"> • Gastos de personal/activos totales medios
Rentabilidad	<ul style="list-style-type: none"> • Beneficio neto/activos totales netos (ROA) • Beneficio neto/Fondos propios (ROE) • Ingresos antes de impuestos/activos totales medios • Ingresos por intereses recibidos/ingresos totales de explotación • Gastos financieros/depósitos totales • Gastos no financieros/ingresos totales de explotación (operativos) • Gastos totales/ingresos totales
Liquidez	<ul style="list-style-type: none"> • Activos líquidos/activos totales • Activos líquidos/depósitos y fondos a corto plazo • Préstamos totales/ depósitos totales
Sensibilidad al riesgo de mercado	<ul style="list-style-type: none"> • Títulos negociables/activos totales • Activos en moneda extranjera/pasivos en moneda extranjera • Ingresos financieros netos/activos totales medios • Posición neta del balance/ patrimonio total neto (accionistas)

Fuente: Boyacioglu et al. (2009). Elaboración propia.

Cuando se trabaja con indicadores CAMELS, puesto que el número que se puede elaborar por cada categoría es amplio, el debate en la literatura reside en si considerar un elevado conjunto de ratios o uno más reducido. Tal como se argumenta en documentos de investigación del Fondo Monetario (Sundararajan et al., 2002) no es necesario trabajar con un número tan elevado de indicadores. Así, se propone un número más reducido (15 indicadores agrupados en cinco categorías), que son

considerados claves en el control periódico de la salud de las entidades bancarias, que reciben el nombre de *Conjunto de indicadores núcleo* (cuadro 3)

Cuadro 3: Indicadores núcleo de crisis bancaria

Categoría	Conjunto de indicadores núcleo
Adecuación de capital	<ul style="list-style-type: none"> • Capital regulatorio sobre activos ponderados por riesgo • Capital regulatorio (Tier I) sobre activos ponderados por riesgos
Calidad de activo	<ul style="list-style-type: none"> • Préstamos fallidos sobre activos totales • Préstamos fallidos netos de provisiones sobre capital • Distribución sectorial de los préstamos sobre el total de préstamos • Préstamos de gran cuantía sobre el total de préstamos
Rentabilidad y Competitividad	<ul style="list-style-type: none"> • Rentabilidad sobre activos (ROA) • Rentabilidad sobre recursos propios (ROE) • Ratio de Ingresos financieros sobre beneficios • Ratio de costes operativos sobre ingresos
Liquidez	<ul style="list-style-type: none"> • Ratio de liquidez • Ratio de activos líquidos sobre pasivos a corto plazo
Sensibilidad al riesgo de mercado	<ul style="list-style-type: none"> • Posición neta en moneda extranjera sobre fondos propios • Duración de los activos • Duración de los pasivos

Fuente: Sundararajan et al. (2002). Elaboración propia.

La consideración de un conjunto u otro de ratios dentro de estas categorías va a estar condicionada por la información de que se disponga, por la composición en cuanto a tamaño de las entidades bancarias de un país y también en función del grado de desarrollo del país, pues como señala Rojas-Suárez (1998), hay unos ratios más apropiados que otros para medir la vulnerabilidad de las entidades financieras en países emergentes. Así, para estos países, particularmente para los países latinoamericanos, propone otro conjunto de indicadores que, según este autor, permite obtener un sistema de alerta temprana de posibles problemas financieros más realista en las economías en desarrollo. Estos indicadores fueron la tasa de interés de los depósitos, el diferencial entre la tasa de préstamos y la tasa de depósitos, la tasa de crecimiento de crédito y la tasa de crecimiento de los préstamos interbancarios. Comparando los valores que presentaron estos indicadores a nivel de banco individual con los valores medios del sistema bancario, este autor obtuvo mejores resultados en la identificación de los bancos débiles dentro del sistema bancario.

Actualmente y a raíz de los últimos episodios de crisis bancarias en los que las entidades se han visto afectadas por el entorno macroeconómico, han proliferado trabajos sobre predicción de crisis, en los que, además de las variables que tratan de examinar y evaluar el funcionamiento de las entidades bancarias, se incorporan variables macroeconómicas como indicadores de vulnerabilidad del sistema bancario. Como autores pionero en este tipo de aproximaciones podemos citar a González-Hermosillo et al. (1997) y González-Hermosillo (1999) que introducen tres tipos de variables: variables específicas de los bancos individuales, variables propias del sector bancario, y variables macroeconómicas, que recogemos en el siguiente cuadro.

Cuadro 4: Variables explicativas enfoque mixto

Variables específicas de bancos individuales	<ul style="list-style-type: none"> • Ratio capital-activos ponderados en función del riesgo • Ratio de préstamos fallidos sobre préstamos totales • Ratio de préstamos sin garantía sobre préstamos totales • Préstamos hipotecarios sobre préstamos totales • Préstamos al consumo • Préstamos al sector agrícola sobre préstamos totales • Margen de beneficios • Depósitos sobre préstamos totales • Depósitos interbancarios sobre préstamos totales • Gastos operativos sobre activos totales • Activos líquidos sobre activos totales • Activos del banco sobre activos del sistema bancario
Variables de sector bancario	<ul style="list-style-type: none"> • Préstamos fallidos totales del sector bancario sobre préstamos totales del sector • Proporción de préstamos clasificados como de alto riesgo sobre capital • Préstamos totales del sector bancario sobre el PIB • Recursos del fondo de garantía de depósitos aportados por los bancos sobre fallidos
Variables macroeconómicas	<ul style="list-style-type: none"> • Depreciación del tipo de cambio • Tipo de interés real • Actividad económica • Inflación

Fuente: González-Hermosillo et al. (1997)

La incorporación de variables macroeconómicas al análisis del fracaso bancario individual, cuando se consideran bancos de varios países, incluye que las variables macro pierdan potencial explicativo frente a las variables micro, aunque las primeras influyan en las segundas⁴⁸.

⁴⁸ Otros trabajos realizados bajo este mismo enfoque llegan a la conclusión de que las variables macroeconómicas introducidas como variables explicativas no son significativas en la explicación de las crisis bancarias (Konstandina, 2006; Cole y Wu, 2010)

Una vez realizado este breve repaso sobre las variables introducidas en los SAT, pasamos a comentar, someramente, las distintas técnicas empleadas.

4.- Técnicas utilizadas en los estudios sobre predicción del fracaso.

En primer lugar, debemos hacer notar que no existe ningún marco teórico en el que puedan enmarcarse los modelos de predicción de la insolvencia empresarial y, por ende, de la bancaria. Esto puede achacarse al hecho de que no existe ninguna teoría económica sobre la solvencia de una empresa, ni alguna que establezca qué variables deben utilizarse en los modelos de predicción. De aquí se deriva el hecho de que los investigadores utilicen lo que podríamos denominar el “método de prueba y error”: se prueban distintas técnicas con distintas variables en la búsqueda de un buen modelo predictivo. Al no existir una base económica racional que determine la metodología a utilizar y ni tan siquiera las variables explicativas que se deben considerar, existe una amplia proliferación de trabajos empíricos con un elevado grado de incertidumbre relacionado con ambos aspectos, las variables a examinar y la técnica a emplear, aunque esto, como argumenta Jones (1987), no es un impedimento para investigar en este campo, siempre y cuando puedan interpretarse económicamente los modelos resultantes.

Se pueden encontrar excelentes revisiones de la literatura empírica en los trabajos de Balcaen y Ooghe (2006), Ravi-Kumar y Ravi (2007), Bellovary et al. (2007), Tascón y Castaño (2012), que recogen diversos estudios que incorporan diferentes técnicas estadísticas y econométricas, siempre en la búsqueda del mejor modelo que permita predecir el fracaso de una empresa, y en particular el de una entidad bancaria.

Por todo ello, una revisión exhaustiva de la literatura previa se escapa de los objetivos de este epígrafe, limitándonos a una somera exposición de los fundamentos de las metodologías más empleadas y remitiendo al lector a trabajos de revisión que han ido surgiendo a lo largo del tiempo.

Siguiendo el trabajo de Min et al. (2006) podemos agrupar las diferentes técnicas en dos grupos: los modelos estadísticos (técnicas paramétricas), entre los que se encuentran el análisis de regresión, el análisis factorial, el análisis discriminante y los modelos de regresión logística (análisis logit y probit), y los modelos que se incluyen dentro de lo que se conoce como Minería de datos (técnicas no paramétricas), dentro de la que podemos destacar las principales técnicas de Inteligencia Artificial, como son

las redes neuronales, los árboles de decisión, la técnica Rought Set, los algoritmos genéticos y las máquinas de vectores soporte.

Recogeremos a continuación una breve descripción de las mismas.

4.1.- Modelos que implementan técnicas paramétricas.

Dentro de estos nos referiremos al análisis discriminante, y a los análisis logit y probit.

4.1.1.- Análisis univariante.

Uno de los primeros trabajos que estudió el fracaso empresarial fue el realizado por Beaver (1966), en el que, usando ratios financieros, desarrolló un indicador que diferenciaba con éxito las empresas con problemas de las empresas sanas, usando como técnica el análisis univariante. A través de esta técnica se puede determinar, para cada ratio, cuál es su nivel de significatividad a la hora de explicar el fracaso de la entidad, llegando con ello a determinar entre los ratios más significativos cuáles son los mejores predictores del fracaso.

Así, Beaver, en su primer trabajo, y a través del estudio de los valores de los ratios en un grupo de empresas sanas y fracasadas, pudo establecer el perfil que diferencia los dos grupos. Con una muestra de 79 empresas sanas y 79 empresas fracasadas en diferentes sectores, compara los valores que toman en cada grupo un conjunto de 30 ratios financieros, comprobando además el poder predictivo de cada uno de los ratios considerados individualmente⁴⁹.

Evidentemente, esta técnica aunque de enorme simplicidad, aporta importante información inicial a la hora de establecer un punto de partida en este tipo de investigaciones, si bien presenta muchas limitaciones, pues considera que existe una relación lineal entre las variables explicativas y la situación de fracaso de la entidad.

Posteriormente este enfoque fue extendido a la utilización de múltiples variables, siendo Altman (1968) el que introdujo el análisis multivariante como una extensión del anterior. Como señaló este autor, puede ocurrir que variables que pueden resultar

⁴⁹ Los ratios que presentaron un mayor poder de predicción fueron: Ingresos netos/Deudas totales; Ingresos netos/Ventas; Cash Flow/Deudas totales y Cash Flow/Activos totales.

insignificantes en el análisis univariante, pueden aportar información significativa cuando se combinan con otras variables.

4.1.2.- Análisis Discriminante Multivariante (MDA)

El análisis discriminante (*Multivariate Discriminant Analysis, MDA*) es una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí (Fisher, 1936).

El análisis discriminante tiene un objetivo doble. Por una parte, trata de obtener una combinación óptima de variables independientes que maximicen la diferencia entre los grupos definidos a priori. Estas combinaciones reciben el nombre de funciones discriminantes. Por otro lado, pretende predecir la pertenencia de cada caso a uno de los grupos mutuamente excluyentes, evaluando así la fortaleza discriminante del modelo. Los pesos de las variables dentro de las funciones discriminante se obtendrán maximizando la separación entre grupos y minimizando las diferencias intragrupos.

En términos matemáticos, dadas dos muestras aleatorias independientes, con n_1 y n_2 casos respectivamente, $(n_1 + n_2) = n$, en las que se han medido p variables predictivas cuantitativas, provenientes de poblaciones normales multivariantes de medias $\hat{\mu}_1$, y $\hat{\mu}_2$, respectivamente, y con la misma matriz de varianzas-covarianzas $\hat{\Sigma}$, la regla de clasificación del análisis discriminante asigna un vector x de p dimensiones a la clase 2 si

$$x' \hat{\Sigma}^{-1} (\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1) > \frac{1}{2} \hat{\mu}_2' \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_2 - \frac{1}{2} \hat{\mu}_1' \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_1 + \log \hat{\pi}_1 - \log \hat{\pi}_2$$

donde $\hat{\pi}_i$ es la probabilidad a priori de pertenencia del vector x a la clase i ($i = 1, 2$) y suele estimarse mediante la proporción observada en la muestra, $\hat{\pi}_i = n_i/n$. El modelo minimiza la probabilidad de clasificación incorrecta, y por lo tanto, es óptimo bajo las hipótesis de normalidad y homocedasticidad descritas.

Cuando las matrices de varianzas-covarianzas no son iguales, se utiliza el análisis discriminante cuadrático⁵⁰ en el que la regla de clasificación depende de funciones cuadráticas, obtenidas resolviendo el problema:

⁵⁰ Zavgren (1983) utiliza el modelo cuadrático, pero según Balcaen y Ooghe (2006), éste resulta muy complejo y sólo en condiciones muy concretas consigue mejores resultados que el modelo lineal.

$$\arg \max_i \delta_i(x), \quad \delta_i(x) = -\frac{1}{2} \log |\hat{\Sigma}_i| - \frac{1}{2} (x - \hat{\mu}_i)^t \hat{\Sigma}_i^{-1} (x - \hat{\mu}_i) + \log \hat{\pi}_i$$

Tanto el análisis discriminante lineal como el cuadrático son muy utilizados, y presentan un buen rendimiento en diversos problemas de clasificación, además, sus resultados son fácilmente interpretables. Por contraste, en su sencillez radica también su inconveniente ya que el análisis discriminante es insuficiente para capturar estructuras más complejas en el análisis de los datos. Además, en la mayoría de los casos se vulnera la hipótesis de normalidad de las variables predictoras y es frecuente la multicolinealidad entre las mismas. Esto no ha impedido que siga utilizándose pues aunque no predice bien, sí que da buenos resultados en la clasificación.

Los métodos más utilizados para determinar las variables que conforman finalmente los modelos discriminantes han sido el método “directo” y el método “paso a paso”. El primero se basa en un modelo construido ex-ante en base a razonamientos teóricos. El segundo, sin embargo, selecciona un subconjunto de variables para producir el modelo discriminante, utilizando la selección “por pasos hacia adelante o hacia atrás”. En la primera de ellas, se va introduciendo en cada paso la variable con mayor poder discriminatorio, medido por la lambda de Wilks (o la F de Snedecor). Cuando todas las variables en el modelo cumplen el criterio para quedarse y ninguna de las otras variables reúne el criterio para entrar, el proceso de selección por pasos se detiene. En algunos contextos se ha afirmado la desventaja que supone el procedimiento por pasos, al no tener en cuenta la importancia económica de las variables y utilizar sólo razones estadísticas. La estrategia de modelado de Hosmer y Lemeshow (1989) viene a paliar esta circunstancia al ser menos mecánica, permitiendo el juicio del analista relativo a las variables que deben ser incluidas en el modelo.

Altman (1968), reconocido como el primer investigador⁵¹ que utiliza análisis multivariante para la predicción de quiebra, desarrolló un modelo que permitía diferenciar empresas sanas de empresas fracasadas a partir de un conjunto de indicadores⁵².

⁵¹ En realidad, sus trabajos fueron precedidos por los de Beaver en 1966, pero de carácter univariante, quien utilizó un test de clasificación dicotómica para identificar los ratios financieros predictores de la quiebra de una empresa. En Bellovary et al. (2007) se puede encontrar un resumen histórico de los estudios de carácter univariante sobre predicción de quiebras realizados entre 1930 y 1965.

⁵² En el modelo utilizó cinco indicadores, resultando tener un alto poder de predicción presentando como resultado el 95% de aciertos un año antes de la quiebra, si bien este porcentaje disminuía a medida que se alargaba el periodo predictivo a dos, tres y hasta cinco años antes de la quiebra.

En general, el objetivo de este método es obtener una función a partir de los valores de un conjunto de dos o más variables cuantitativas o cualitativas, que permita clasificar las observaciones en dos o más grupos definidos previamente, en nuestro caso entidades sanas y entidades quebradas, en función de la puntuación que se obtenga a partir de la función discriminante. La función discriminante puede expresarse a través de la siguiente expresión:

$$Z = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_sx_s$$

donde Z es la puntuación discriminante (*Z-score*)⁵³, w_i ($i = 1, 2, \dots, s$) representa los pesos de cada variable y x_i ($i = 1, 2, \dots, s$) son las variables independientes, en nuestro caso los ratios financieros. De esta forma, a través de esta función discriminante, cada entidad obtiene una puntuación que es comparada con el valor de corte que separa los dos grupos, y con esta información se puede determinar a cuál de los dos grupos pertenece la entidad.

Estos modelos han tenido un gran peso y una importante tradición en la literatura. Tras el trabajo de Altman (1968), han sido muchos otros los que se han desarrollado y que han utilizado el análisis discriminante múltiple para el estudio de la predicción del fracaso empresarial, obteniendo además resultados satisfactorios, entre los que podemos destacar los trabajos de Altman et al. (1994), Eisenbeis (1978), Peel et al. (1986), Falbo (1991).

No obstante, uno de los principales inconvenientes que presenta este modelo es que parte de la hipótesis de normalidad en las variables. Normalmente, cuando todas las variables siguen una distribución normal y además la matriz de varianza-covarianza es la misma en todos los grupos, este método arroja muy buenos resultados. Sin embargo, estas hipótesis son muy restrictivas y no es fácil que al trabajar con datos reales se cumplan estas características, de hecho, los ratios financieros se alejan de forma clara del patrón de normalidad. Lo mismo ocurre con la condición de igualdad de la matriz de varianza-covarianza de los grupos, que de la misma forma, es frecuente que no se cumpla.

⁵³ El modelo desarrollado por Altman se conoce como *Z-score*, siendo considerado, aun hoy día, como uno de los mejores modelos de predicción de la quiebra empresarial desarrollados a lo largo de la historia. A partir de su publicación, y durante muchos años, a pesar de sus importantes limitaciones estadísticas, el análisis discriminante múltiple fue considerado como la técnica estadística prevaeciente en el campo de la predicción del fracaso.

En algunas ocasiones, para evitar estos inconvenientes, es posible realizar alguna transformación previa de los datos para normalizarlos, aunque a la hora de realizar el análisis de los resultados, esta transformación podría dificultar su interpretación al haber perdido su significado real como ratio. Además estas transformaciones en los datos también podrían llegar a ocultar algunas relaciones que se puedan dar entre los mismos.

Debemos hacer notar que, aunque como hemos dicho anteriormente, el análisis discriminante descansa sobre unos supuestos estrictos (Lachenbruch, 1975; Stevens 1986; Bisquerra, 1989), no existe unanimidad entre los expertos sobre la sensibilidad de la técnica con respecto a estos requisitos básicos (Wahl y Kronmal, 1977; Huberty 1984).

Por todo ello, comenzaron a emplearse en los problemas de predicción del fracaso modelos alternativos que venían a salvar los inconvenientes que presentaba el análisis discriminante. Martin, en 1977, con el fin de evitar estas hipótesis tan restrictivas, aplica la regresión logística a la predicción de crisis bancaria.

4.1.3.- Análisis de Regresión Logística.

Dentro de los modelos paramétricos, el análisis de regresión logística, se presenta como una buena alternativa al análisis discriminante en los estudios de quiebra bancaria.

4.1.3.1- Análisis Logit.

El análisis de regresión logística, o análisis logit, cumple objetivos similares al análisis discriminante, pero con la ventaja de ser más flexible (Hair et al., 1999). Sus premisas son menos estrictas: no requiere que las variables se distribuyan con normalidad multivariante ni que las matrices de dispersión sean iguales (Ohlson, 1980; Zavgren, 1983). Se mantienen, en cambio, algunas limitaciones en común con la metodología anterior. Así, se asume que la variable dependiente es dicotómica, siendo los dos grupos identificables, discretos y sin solapamiento.

Al igual que en el análisis discriminante, este modelo establece un peso a cada variable independiente y asigna una puntuación Z a cada entidad de la muestra, que representa la probabilidad de que la compañía quiebre. El análisis Logit incorpora los

efectos no lineales, utilizando la función acumulativa logística en la predicción de la quiebra, es decir:

$$\text{Probabilidad de quiebra}^{54} (p) = \frac{1}{1+e^{-Z}} = \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\dots+w_sx_s)}}$$

el modelo se puede expresar de forma equivalente a partir del logaritmo del odd ratio:

$$\ln \frac{p}{1-p} = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_sx_s$$

donde β_0 es el término independiente y β_i ($i = 1, 2, \dots, s$) representa el valor del coeficiente β asociado a cada variable explicativa x_i ($i = 1, 2, \dots, s$).

Para seleccionar las variables (ratios financieros) que se introducen en el modelo, el análisis logístico aplica los mismos métodos de selección que el análisis discriminante presentado anteriormente. Para el método “paso a paso” se inicia el procedimiento con la estimación de los parámetros de las variables forzadas a entrar en el modelo, es decir, la intercepción y los coeficientes de las primeras posibles variables explicativas. A continuación se calcula el estadístico chi-cuadrado (o t-student,...) de las variables que no están dentro del modelo y entre todas las variables que hayan resultado significativas, generalmente se utiliza al nivel 0,05, se introduce aquella que haya presentado un mayor valor. Después de cada etapa en la que se ha seleccionado una nueva variable se realiza una etapa de eliminación en la que sale del modelo la menos significativa. El proceso finaliza cuando en una etapa de selección no se pueden introducir más variables, o cuando en una etapa de eliminación sólo puede eliminarse la variable que acaba de introducirse en la etapa de selección anterior.

La principal contribución de este método es que proporciona una estimación de la posibilidad de que una empresa fracase a través de probabilidades, y esto le confiere una mayor flexibilidad pues, a diferencia del análisis discriminante, no aporta una clasificación exhaustiva de empresas fracasadas y sanas, sino que establece una medida que indica la probabilidad de pertenencia a uno u otro grupo, así como el riesgo relativo asociado a cada variable.

⁵⁴ La probabilidad condicional se puede expresar a través de la siguiente expresión:

$$\text{Probabilidad de fracaso} \frac{e^Z}{1+e^Z} = \frac{e^{(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\dots+w_sx_s)}}{1+e^{(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\dots+w_sx_s)}}$$

Aunque el análisis logit también es ampliamente utilizado por los investigadores, no siempre llega a mejorar los resultados del análisis discriminante⁵⁵, lo que lleva a algunos investigadores a afirmar que sus bondades están sobrevaloradas (Morris, 1997). Balcaen y Ooghe (2006) señalan que los modelos de análisis logístico son muy sensibles a la multicolinealidad, a la existencia de valores extremos y a la falta de datos desaparecidos.

4.1.3.2.- Análisis Probit

Podemos decir que los modelos *probit*, al igual que ocurre con los modelos *logit*, modelizan la quiebra como una variable dependiente categórica (y), siendo realizada la estimación de los parámetros también por el método de máxima verosimilitud. La principal diferencia del *probit* respecto del *logit* se encuentra en su función de densidad y en la función de distribución acumulada. Mientras que el modelo *logit* utiliza la función de distribución logística, el *probit* hace lo propio con la función de distribución normal. Así, si una variable ξ es normal, con $E(\xi)=0$ y $\text{var}(\xi)=1$, su función de densidad es:

$$\phi(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\xi^2}{2}}$$

Y su función de distribución acumulada

$$\Phi(\xi) = \int_{-\infty}^{\xi} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

En términos de probabilidad el modelo probit establece que :

$$P[y = 1|x] = \int_{-\infty}^{x'\beta} \phi(t)dt = \int_{-\infty}^{x'\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \Phi(x'\beta)$$

Zmijewski (1984) fue el autor pionero en aplicar el análisis probit en la predicción de la quiebra empresarial. No obstante, hasta el momento, no ha sido una técnica que haya sido muy utilizada en este campo de investigación, dado que la distribución normal y la función logística acumulada están muy próximas entre sí, excepto en los extremos⁵⁶; es poco probable obtener resultados muy diferentes aplicando el análisis probit o el logit. Por tanto, uno u otro método, a menos que las muestras sean grandes, y desde

⁵⁵ Se puede encontrar una descripción y una comparación de ambas técnicas en Lo (1986).

⁵⁶ La diferencia entre los modelos probit y logit se encuentra en que el logit tiene colas ligeramente más planas.

una perspectiva teórica, ofrecerán resultados similares en términos de probabilidad de fracaso.

A medida que se desarrollaban nuevas técnicas y se iban incorporando a los estudios sobre predicción del fracaso, los investigadores también iban aumentando el número de indicadores y el número de entidades que se introducían en la muestra. Esto daba lugar a la necesidad de trabajar con una gran cantidad de datos, y para el tratamiento de los mismos, se hacía necesaria la utilización de las nuevas técnicas conocidas por el nombre de Minería de datos (no paramétricas).

4.2.- Modelos que Implementan Técnicas No Paramétricas.

Dentro de la amplia variedad de modelos no paramétricos vamos a detenernos, por su vasta aplicabilidad, en las técnicas de inteligencia artificial (*artificial intelligence, AI*) o aprendizaje inductivo, que se introducen con fuerza en el estudio del fracaso empresarial, a partir de la década de los 90 del pasado siglo XX, habiendo dado previamente muy buenos resultados en el campo de la medicina. De entre ellas nos detendremos en las redes neuronales, los árboles de clasificación/decisión, y la teoría de conjuntos borrosos, que actualmente se están utilizando en los estudios sobre predicción de la quiebra bancaria.

La inteligencia artificial aplicada al fracaso empresarial consiste en elaborar programas de ordenador capaces de generar conocimiento, fundamentalmente a través del análisis de los ratios, utilizando posteriormente ese conocimiento para realizar inferencias sobre nuevos datos. Un trabajo pionero en estas técnicas es el de Bell et al. (1990).

Las redes neuronales surgieron con el deseo de replicar el comportamiento del cerebro humano. Así, fueron desarrollándose diferentes técnicas como los sistemas expertos basados en reglas, el sistema de razonamiento basado en casos, y las técnicas de aprendizaje de máquinas como las Redes Neuronales Artificiales⁵⁷ (*Artificial Neural Network, ANN*), que a su vez fueron siendo cada vez más precisas ayudadas por el avance de los sistemas tecnológicos, y obteniendo buenos resultados aplicados al campo de la predicción de las crisis bancarias.

⁵⁷ Los elementos y algoritmos matemáticos que se utilizan en estos modelos intentan replicar la red de neuronas del sistema nervioso del ser humano, de aquí su nombre.

4.2.1.- Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Una de las técnicas más ampliamente aplicadas al campo de la predicción del fracaso son las Redes Neuronales (*Neural Network, NN*). Éstas se han ido desarrollando dando lugar a varias técnicas más específicas a partir de ellas. Dentro de estos modelos, las técnicas más utilizadas en el ámbito de los estudios de la predicción del fracaso empresarial son las Redes Neuronales con base radial, el Perceptrón Multicapa, los Mapas Autoorganizativos, y las Redes Neuronales con Retropropagación. Odom y Sharda (1990) son los que introducen las redes neuronales en la predicción de quiebras empresariales.

Esta técnica está inspirada en las neuronas de las estructuras nerviosas de los seres vivos. Una red neuronal artificial consiste en una red formada por una serie de unidades de proceso, denominadas neuronas artificiales, relacionadas entre ellas a través de conexiones ponderadas. Cada neurona recibe señales de entrada a las que responde enviando una señal a neuronas que estén conectadas a ellas a través de una conexión de salida. La técnica trata de implementar una función f que transforme un conjunto dado de inputs x en una salida y tal que $y = f(x)$, la red trata de encontrar la mejor aproximación para esta función f .

A efectos prácticos, una neurona artificial puede ser formulada como la composición de dos funciones (Hawley y Johnson, 1994): la *función de estado*, que es una función lineal de las variables de entrada de la neurona, ponderadas por unos coeficientes que se determinan durante el proceso de aprendizaje o entrenamiento de la red, y cuyo resultado indica el nivel de estímulo alcanzado por la neurona, el cual, a través de la *función de transferencia* o *regla de activación*, proporciona la respuesta que experimenta la neurona ante dicho estímulo.

Una neurona es un elemento que como input toma un vector p -dimensional $[x_1, \dots, x_p]^t$, con una componente constante $x_0 = 1$. En cada neurona se obtiene $w^t x$ donde $w = [w_0, \dots, w_p]^t$ es el vector de pesos almacenados en la neurona. En el caso más simple la salida de la neurona viene dada por $y = \text{signo}(w^t x)$. Esta neurona clasifica a un vector p -dimensional en la clase 1 si $y = 1$ y en la clase 2 si $y = -1$.

Los distintos tipos de neuronas artificiales dependen de la función que se escoja como regla de activación, siendo las más usuales, la función escalón, la lineal por intervalos, la lineal simple, la tangente hiperbólica y la sigmoideal.

De todas ellas la función escalón fue la primera en ser considerada, en el trabajo pionero de McCulloch y Pitts (1943). Posteriormente se fueron incorporando a las formulaciones los otros tipos de regla de activación, de los cuales el más interesante, por la versatilidad que ofrece, es la función sigmoideal, que está caracterizada por la siguiente expresión:

$$f(x) = \frac{1}{e^{-x/T} + 1}$$

En esta fórmula, T es un parámetro que indica la intensidad del estímulo necesario para activar la neurona. Se observa que si T=1 esta curva coincide con la función logística, de lo que se deduce que esta última es un caso particular de la sigmoideal. Por ello se puede afirmar que un modelo clasificador *logit* es una red con una sola neurona o, alternativamente, que las redes neuronales son extensiones de los modelos clasificadores procedentes de la Estadística.

Los pesos de las neuronas se “aprenden” utilizando un procedimiento iterativo con ejemplos de asociaciones inputs-outputs correctas que se introducen en la red con ese fin (entrenamiento supervisado). Ésta va modificando los pesos con cada ejemplo introducido tratando de replicar acertadamente el comportamiento input-output observado. El aprendizaje de la red consiste pues en encontrar el conjunto de pesos apropiados. Se persigue que la red sea hábil en su aprendizaje de los ejemplos introducidos, a la vez que sea capaz de generalizar sus resultados con nuevas situaciones. Para una descripción más exhaustiva de las redes neuronales nos remitimos a Hecht-Nielsen (1991), y Hertz et al. (1991).

Hay que hacer notar tres hechos importantes. En primer lugar, los nodos están conectados entre sí, en el sentido de que la salida de un nodo puede servir como la entrada a otros nodos. Cada nodo transforma una entrada en una salida con una función específica (es decir, la transferencia o la función de activación). En segundo lugar, la arquitectura de red es la organización de los nodos y de los tipos de conexiones permitidas. Y en tercer lugar, los algoritmos de entrenamiento se pueden definir como cualquier procedimiento de optimización que trata de encontrar un vector de pesos que proporcione el mínimo de un criterio de error previamente seleccionado.

Téngase en cuenta que no se dispone de una solución analítica para este problema, y por lo tanto, se necesita algún procedimiento iterativo numérico.

Existen muchos tipos de redes en función de los diferentes algoritmos y de la arquitectura de red empleada. Como ya hemos comentado, las arquitecturas más utilizadas son el perceptrón multicapa (MLP), la red de funciones de base radial (RBFN), la red neural probabilística (PNN) y el mapa de rasgos autoorganizativos (SOM). Respecto a los diferentes algoritmos, el grupo más amplio de trabajos utiliza redes neuronales de aprendizaje con retropropagación (BPNN) (Bell et al. 1990; Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992; Fletcher y Goss, 1993; Altman et al., 1994; Wilson y Sharda, 1994; Tsukuda y Baba, 1994; Leshno y Spector, 1996; Barniv et al., 1997; Piramuthu et al., 1998; Zhang et al., 1999; Atiya, 2001; Swicegood y Clark, 2001; Lee et al., 2005).

En líneas generales, se puede hablar de dos tipos de redes, *redes clasificadoras*, que permiten clasificar cada elemento o entidad que presente determinados patrones dentro de cada grupo o conjunto finito de categorías, y las *redes optimizadoras*, las cuales tratarán de optimizar una función objetivo.

Las redes clasificadoras son las más adecuadas para propósitos relacionados con el estudio de la solvencia o el fracaso empresarial, y dentro de éstas el modelo *perceptrón*, que es la red clasificadora por excelencia, es el que con mayor frecuencia se ha utilizado en los trabajos que pretendían determinar la salud financiera de las empresas a través de redes neuronales artificiales.

4.2.1.1.- Perceptrón Multicapa (MLP)

El Perceptrón Multicapa (*Multilayer Perceptron*, MLP) es la red neuronal más utilizada en los estudios de corte empresarial (Vellido et al., 1999; Zhang, 1998). La arquitectura de esta red consta de varias capas de neuronas (perceptrones simples) en las que la salida de una capa es la entrada de la siguiente. Una primera distinción es que un MLP puede ser total o localmente conectado. En el primer caso, cada salida de una neurona de la capa i es entrada de todas las neuronas de la capa $i + 1$, mientras que en el segundo, cada neurona de la capa i es entrada de una serie de neuronas (región) de la capa $i + 1$.

Típicamente, las conexiones entre neuronas tienen un valor de ponderación o peso, y cada neurona tiene una función de activación con la que genera su salida en función de sus entradas. Las capas pueden clasificarse en tres tipos:

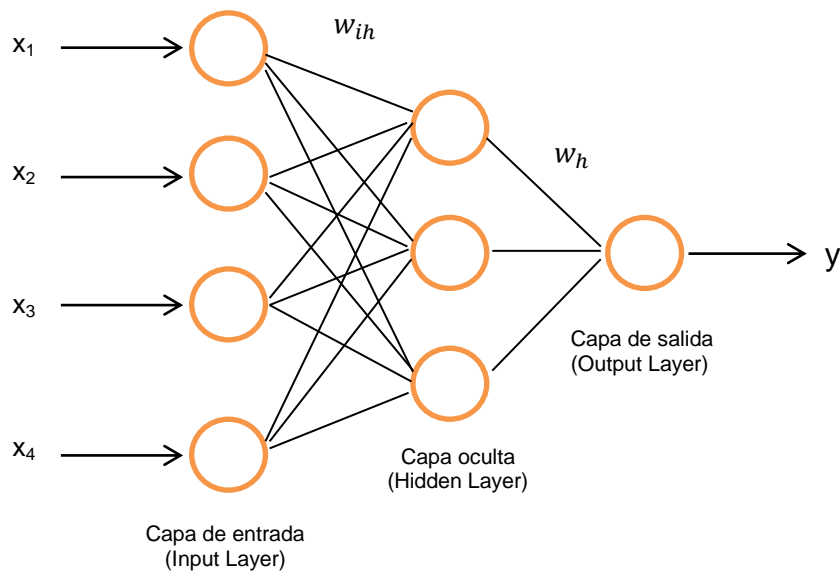
1. Capa de entrada: Constituida por aquellas neuronas que introducen las variables de entrada en la red. En estas neuronas no se produce procesamiento.
2. Capas ocultas: Formada por aquellas neuronas cuyas entradas provienen de capas anteriores y las salidas pasan a neuronas de capas posteriores.
3. Capa de salida: Neuronas cuyos valores de salida se corresponden con las salidas de toda la red.

La popularidad de la arquitectura MLP se debe al hecho de que con una única capa oculta se puede aproximar cualquier función continua en un intervalo hasta el nivel deseado (Funahashi, 1989). Este resultado, sin embargo, no proporciona información alguna sobre el número de nodos ocultos necesarios para llevar a cabo la aproximación. Por tanto, generalmente se utiliza una arquitectura de red totalmente conectada con 1 capa oculta de N neuronas con funciones de activación sigmoideal y 1 neurona en la capa de salida con función de agregación lineal. El número de neuronas N puede determinarse mediante diversos métodos, por ejemplo, la validación cruzada.

Matemáticamente, y para problemas de clasificación, el objetivo de la red es minimizar un criterio de error, como puede ser la suma de los cuadrados de los errores (Zhang et al., 1999). Así, si tenemos n elementos caracterizados por p atributos de los que conocemos sus resultados y_1, \dots, y_n , tratamos de determinar el vector de pesos $W = (W_1, \dots, W_p)$, de tal forma que
$$\underset{W}{\text{Min}} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$
 donde \hat{y}_i es el resultado obtenido para el elemento i .

Si denotamos por N al tamaño de la capa oculta, $\{w_{ijh}, i = 0, 1, 2, \dots, n, h = 1, 2, \dots, N\}$ son los pesos que conectan la neurona i de la capa de entrada con la neurona h de la capa oculta y $\{w_{jh}, h = 0, 1, 2, \dots, N\}$ son los pesos que conectan la neurona h de la capa oculta con la neurona j de capa de salida, en tal caso, para un vector de inputs (x_{i1}, \dots, x_{ip}) resulta
$$\hat{y}_j = g\{w_{0j} + \sum_{h=1}^N w_h g(v_{0h} + \sum_{k=1}^p v_{ih} x_{ik})\}$$
 siendo v_{ih} el peso asignado a cada input, v_{0h} el umbral o sesgo permitido en la neurona h y $g(\cdot)$ la función de activación para las neuronas en las distintas capas.

Figura 1: Red neuronal con una capa oculta y una neurona en la capa de salida.



Fuente: Elaboración Propia

El modelo de perceptrón multicapas es una red neuronal con alimentación hacia adelante, en la que la transferencia se realiza desde la capa de las unidades de entrada hacia las capas de salida pasando por las capas intermedias o capas ocultas. No obstante, el algoritmo de aprendizaje más habitual para este tipo de redes es el algoritmo de retropropagación (*back-propagation, BP*) en el que el ajuste comienza en la capa de salida, donde el error es medible, y se va propagando hacia las capas anteriores hasta llegar a las unidades de entrada.

La aplicación de estas técnicas al estudio del fracaso, comenzó a partir de los años 80, cuando se desarrolló el algoritmo de redes neuronales con retropropagación, con el deseo de mejorar los resultados que se obtenían con la aplicación de los modelos estadísticos, fundamentalmente con el análisis discriminante y el análisis logit, pues tal y como señala De Andrés-Suarez (2000) estos modelos proporcionan regiones de decisión definidas a través de funciones lineales, mientras en los modelos de perceptrón multicapas, la introducción de capas ocultas permite definir regiones más complejas, lo que permitirá reducir considerablemente el número de entidades mal clasificadas. En Li y Ma (2010) podemos encontrar un resumen de las aplicaciones de las redes neuronales artificiales a la economía financiera. Uno de los trabajos más

recientes que aplican este modelo a la predicción de las crisis bancarias es el de Erdal y Ekinci (2013).

De acuerdo con Sarle (1994), las redes neuronales más utilizadas (perceptrón multicapa o BPNN) no son más que regresiones no lineales, y de hecho, el análisis discriminante logístico puede verse como un caso particular de red neuronal sencilla. Las redes neuronales presentan la ventaja adicional de su robustez: no se asume ninguna distribución de probabilidad o iguales dispersiones para los grupos, las funciones *input* y *output* no están sujetas a restricciones salvo que sean continuas y diferenciables (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992; Wilson y Sharda, 1994). Por otra parte, hay que destacar su capacidad de adaptación a cambios en la realidad que analizan, los nuevos ejemplos van ajustando el modelo, de manera que una proporción de la muestra anterior se mantiene en función de la estabilidad de la distribución y el nivel de ruido de dicha muestra (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992).

A cambio, presentan algunas limitaciones propias de este tipo de métodos. Al no haber un método formal para obtener la configuración de la red a partir de una determinada tarea de clasificación, las neuronas ocultas pueden ser arbitrariamente numerosas (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992). Además pueden llegar a presentar un problema de sobreentrenamiento. Esto puede ocurrir debido a que, al tener la posibilidad de introducir regiones de decisión más complejas, puede dar lugar a que el sistema esté excesivamente adaptado a los datos concretos que permitieron obtener los pesos en la fase de entrenamiento, por lo que podría no funcionar de una manera adecuada cuando se introduzcan nuevas entidades para su evaluación.

En cuanto a la capacidad explicativa de los modelos, los coeficientes de las variables resultan difíciles de interpretar especialmente cuando el método incorpora un mecanismo para reducir la dimensión del espacio de variables, no permitiendo determinar cuál es la importancia que tiene cada variable y su relación con el resultado que se desea estudiar, es decir, con la situación de crisis de la entidad, lo que limita el alcance del análisis, y su utilidad como sistema de alerta. Otro gran inconveniente es que no permite calcular una probabilidad de fallido.

No obstante, a pesar de estos inconvenientes, son muchos los trabajos que, al aplicar estas técnicas en el estudio del fracaso, están obteniendo resultados satisfactorios, y posiblemente estos resultados puedan mejorarse si se desarrollan modelos híbridos combinados con técnicas estadísticas. De hecho, a la hora de determinar las variables

que forman parte de los vectores inputs, éstas se pueden seleccionar mediante una búsqueda exhaustiva de entre todas las variables disponibles, o bien aplicar un procedimiento determinado de selección. En este sentido encontramos aplicaciones recientes que utilizan los algoritmos genéticos.

4.2.2.- Algoritmos Genéticos (GA).

John Holland asienta en 1962 las bases para sus posteriores desarrollos hasta llegar a lo que se conoce hoy por algoritmos genéticos.

Un algoritmo genético es un método de búsqueda, que imita la teoría de la evolución biológica de Darwin, para la resolución de problemas. Para ello, se parte de una población inicial de la cual se seleccionan los individuos más capacitados para luego reproducirlos y mutarlos, y finalmente obtener la siguiente generación de individuos que estarán más adaptados que la anterior generación.

En la terminología de los algoritmos genéticos, cada posible solución al problema propuesto recibe el nombre de cromosoma. Cada cromosoma es una cadena (a los que se denominan genes) de valores (alelos) relacionados con el problema a estudiar, pudiendo estar compuestas por números decimales, cadenas de caracteres o incluso una combinación de varios de ellos. Asociado a cada cromosoma existe un valor de “ajuste” que expresa la bondad de dicho cromosoma para el problema en cuestión.

Los pasos básicos del algoritmo genético son:

- Generar una población P de cromosomas.
- Evaluar la puntuación de cada uno de los cromosomas generados.
- Permitir la reproducción de los cromosomas, siendo los más aptos los que tengan más probabilidad de reproducirse.
- Con cierta probabilidad de mutación, mutar un gen del nuevo individuo generado.
- Obtener la nueva población P´.

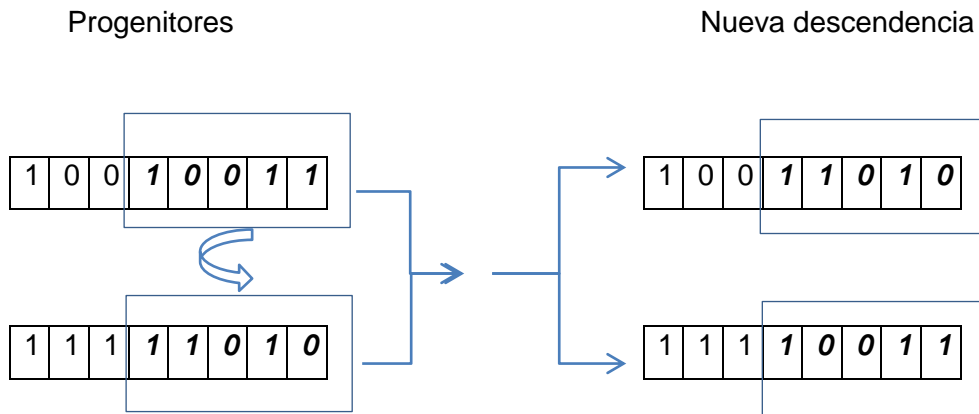
Estos pasos se repetirán hasta que se cumpla una condición de terminación. Se puede fijar un número máximo de iteraciones antes de finalizar el algoritmo genético o detenerlo cuando no se produzcan más cambios en la población (convergencia del algoritmo). Esta última opción suele ser la más habitual.

Los cromosomas de alguna manera deberán contener información acerca de la solución que representan. Ésta suele reflejarse mediante la codificación. En la aplicación de las redes neuronales suele utilizarse la Codificación por Valor Directo. Así, si disponemos de N variables, generamos una población de P cromosomas, cada uno de ellos con N genes que toman el valor 1 en la posición k si la variable k entra en el modelo, y 0 en caso contrario. De esta forma, se genera la población de elementos $(1,0,1,0,\dots)$. Para cada uno de ellos se entrena la red y se calcula el porcentaje de elementos correctamente clasificados, que puede utilizarse como bondad de ajuste de este cromosoma. A continuación se ordenan los cromosomas según los porcentajes que se obtienen con ellos y se aplica el procedimiento de selección para la reproducción.

Pueden utilizarse diferentes esquemas para determinar qué individuos sobreviven para la siguiente generación. La selección se realiza “con remplazamiento”, es decir, que el mismo cromosoma puede ser seleccionado en más de una ocasión para ser padre. El método más utilizado en la selección es el denominado “ruleta” en el que a cada cromosoma se le asigna una porción de la ruleta proporcional a su ajuste, es decir, cuanto mayor sea su función de aptitud, mayor proporción de la ruleta le corresponde. Después se toma un número al azar entre 1 y 100, y el individuo que posea ese número será seleccionado como padre de la siguiente generación. Esto se repite hasta alcanzar la cantidad de población que será sustituida.

Una vez se realiza la selección de los cromosomas, se procede a realizar la reproducción o cruce entre dos de estos cromosomas. Más concretamente, el “crossover” consiste en el intercambio de material genético entre dos cromosomas. El objetivo del cruce es conseguir que el descendiente mejore la aptitud de sus padres. Se trata de un operador cuya labor es elegir un lugar, y cambiar las secuencias antes y después de esa posición entre dos cromosomas, para crear nueva descendencia (por ejemplo, las cadenas (10010011) y (11111010) pueden cruzarse después del tercer lugar para producir la descendencia (10011010) y (11110011) , es decir, el procedimiento más generalizado para la reproducción consiste en elegir hasta el puesto i de uno de los padres y del $i+1$ al N del otro, se obtiene así una nueva generación que se somete a mutación.

Figura 2: Algoritmo Genético. Esquema de generación de nueva descendencia.



Fuente: Elaboración Propia

Si tenemos en cuenta la evolución de la especie, se pueden producir mutaciones, aunque éstas se manifiestan de forma extraordinaria. La mutación consiste en modificar ciertos genes de forma aleatoria atendiendo a la probabilidad de mutación establecida con anterioridad. La mutación depende de la codificación y de la reproducción. En general, las mutaciones suelen ser beneficiosas pues contribuyen a la diversidad genética de la especie. Además previenen a las soluciones de la población de verse limitadas por un óptimo local. No obstante, si se abusa de la mutación, podemos caer en el uso del algoritmo genético como una simple búsqueda aleatoria. Por lo tanto antes de aumentar las mutaciones, conviene estudiar otras soluciones que aporten diversidad a la población como podría ser el aumento del tamaño de la población o garantizar la aleatoriedad de la población inicial.

Para un desarrollo matemático de la técnica nos remitimos a Goldberg (1989) y Mitchell (1996).

4.2.3.- Árboles de Clasificación (CART).

Junto con las redes neuronales, los árboles de clasificación forman el otro gran bloque dentro de los procedimientos de aprendizaje automático, aunque por tener un desarrollo más reciente no se encuentran tan implantados como las anteriores en la resolución de problemas de clasificación en el ámbito profesional.

Los árboles de clasificación vienen a salvar el inconveniente planteado por las redes neuronales, dado que a través de ellos es posible realizar una clasificación, por ejemplo de empresas fracasadas y solventes, que a su vez permita determinar cuál es la importancia que tiene cada variable considerada en el proceso de asignación.

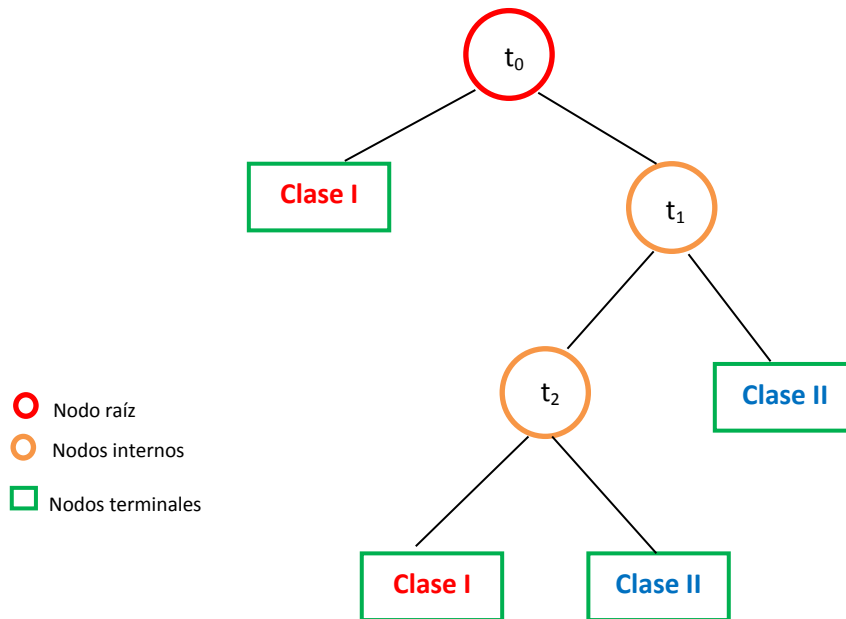
Fue a mediados de los años 80 del pasado siglo, cuando Frydman et al. (1985) introdujeron los algoritmos de particiones recursivas, basados en los árboles de clasificación binaria aplicándolos a los problemas de predicción de fracaso empresarial.

Los árboles de clasificación y decisión proporcionan un mecanismo que permite clasificar un conjunto de datos siguiendo diferentes caminos posibles. Como todos los árboles de clasificación binaria, su estructura general consta de tres tipos de nodos: raíz, interno y terminal. Existe un único nodo raíz que contiene a todas las observaciones. A partir de él se bifurcan dos ramas, cada una de las cuales da lugar a un nodo que puede ser interno o terminal. El nodo se dirá interno cuando, a su vez, se bifurca en dos ramas, en caso en que no se divida se dirá terminal. Cada nodo viene descrito por el subconjunto de la muestra que contiene. Este subconjunto, a su vez, viene descrito por intervalos de valores a los que pertenecen determinadas características o combinaciones lineales de las mismas. Así, si t es un nodo interno, se verá ramificado en dos nodos hijos, t_d y t_i , en base a una característica x o a una combinación lineal de características, $C(x_1, x_2, \dots, x_s)$, y un valor k .

La característica x , o la combinación de características $C(x_1, x_2, \dots, x_s)$, se selecciona de entre todas las existentes y el valor k se toma de tal forma que minimice la heterogeneidad dentro de las dos submuestras resultantes. De esta forma se irán realizando particiones sucesivas en el espacio de variables explicativas, empleando en cada partición una sola variable.

Con el algoritmo CART (Classification And Regression Trees), la selección de las características que se incluirán en el árbol y la estructura del mismo es automática: en cada nodo interno se busca el mejor valor de k para cada característica x y se queda con aquel que produce el menor grado de diversidad.

Figura 3. Esquema de la arquitectura de un árbol de clasificación binaria



Fuente: Elaboración Propia

La diversidad de un nodo está en relación con el valor de la función de impureza en el mismo (Breiman et al., 1984). Pueden definirse varias funciones de impureza, de entre ellas la más utilizada es la de Gini, definida de la siguiente forma: $g(t) = p_{1/t} p_{2/t}$ donde $p_{j/t}$ representa la proporción de elementos de la clase j ($j = 1,2$) que ha sido asignada al nodo t .

La reducción del grado de diversidad viene medida por:

$$g(t) - p_d g(t_d) - p_i g(t_i)$$

donde p_r es la proporción de casos que van al nuevo nodo t_r ($r = d, i$). Los nodos siguen subdividiéndose mientras existan observaciones pertenecientes a varias clases y pueda reducirse el grado de diversidad.

Una vez que tengamos construido el árbol T con T' nodos terminales, necesitamos una regla para asignar cada nodo terminal a una clase y una estructura de coste de clasificación errónea para evaluar los resultados del árbol.

Usualmente cada nodo terminal se asigna a la clase a la que mayoritariamente pertenecen sus elementos.

El coste esperado de clasificación errónea del árbol T se define como:

$$R(T) = \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1, i \neq j}^2 c(i/j)q(i/j)p(j)$$

donde $c(i/j)$ es el coste de clasificar una observación de la clase j en la clase i , $q(i/j)$ es la proporción de casos de la clase j clasificados erróneamente en la clase i y $p(j)$ es la probabilidad a priori de pertenencia a la clase j . Este es un estimador mínimo del coste de clasificación errónea del árbol T .

Para mejorar la estimación suele utilizarse el método de “validación cruzada”. Este método selecciona aleatoriamente k submuestras de la muestra original y construye k árboles utilizando $k-1$ de las submuestras y validándolo para la que quedó fuera. De esta forma se obtienen k tasas de error, cuya media, $q^{cv}(i/j)$ reemplaza el valor de $q(i/j)$ en $R(T)$ permitiéndonos obtener la variable aleatoria $R^{cv}(T)$ que mejor estima el coste de clasificación errónea del árbol T .

La variable $R^{cv}(T)$ se utiliza también como criterio de parada en la poda del árbol máximo. Para ello se calcula el error estándar de la variable ($SE(T)$) y se va podando el árbol hasta conseguir un subárbol cuyo R^{cv} tenga una desviación estándar próxima a $SE(T)$ ⁵⁸.

Obviamente, dependiendo de diferentes medidas de impureza, diferentes estructuras de costes, diferentes probabilidades a priori y varios niveles de SE , van obteniéndose distintos árboles.

Un criterio que puede seguirse para elegir el mejor árbol es el de combinar la sensibilidad con la especificidad del mismo. La sensibilidad de un árbol hace referencia a la probabilidad estimada de clasificar un nuevo caso “malo”⁵⁹ como “malo”, mientras que la especificidad consiste en la probabilidad contraria, es decir, clasificar un caso “bueno” como “bueno”.

Para el problema que nos ocupa, el de clasificación de empresas como sanas o fracasadas, la estructura de condición y ramificación de un árbol es idónea, pues puede clasificar una empresa concreta comenzando en su raíz y siguiendo el camino

⁵⁸ El algoritmo implementado en el software Salford System Data Mining permite elegir la Regla x *SERULE*, donde x toma valores entre 0 y 1 e indica la desviación permitida para el subárbol.

⁵⁹ Un caso se considera “malo” cuando representa una situación que no es deseable que ocurra.

determinado por las respuestas a las preguntas de los nodos internos acerca de un atributo particular hasta llegar a una hoja del árbol, que finalmente la clasifica.

Las sucesivas ramas del árbol van realizando una serie de divisiones excluyentes y exhaustivas en el conjunto de elementos que se quiere clasificar. La diferencia básica entre los distintos algoritmos empleados radica en el criterio utilizado para realizar las particiones mencionadas.

La clasificación en base a reglas y árboles coincide con la forma de operar de la mayoría de los sistemas expertos, pues estos también están basados en reglas, con la diferencia de que, en este caso, las reglas se extraen directamente de la base de datos empleada por procedimientos automáticos, lo que reduce enormemente el tiempo de procesamiento.

Aunque los fundamentos teóricos de los árboles de clasificación se desarrollan en 1960, y son aplicados por primera vez a las ciencias sociales en el trabajo de Morgan y Sonquist (1963), los requerimientos computacionales limitan sus aplicaciones en los primeros tiempos. Breiman et al. (1984) fueron los responsables de introducirlos dentro de las técnicas estadísticas, indicando que la idea que dio origen a este enfoque fue introducida y elaborada por Hunt et al. (1966). Posteriormente, este enfoque fue desarrollado por otros autores obteniendo métodos similares, destacando el trabajo de Friedman (1977), que fue el que construyó el sistema de clasificación CART. Posteriormente, a partir del CART se desarrollaron otros algoritmos. El primero que se elaboró fue el algoritmo ID3 (*Iterative Dichotomizer 3*), desarrollado por Quinlan (1986), que permite construir de forma automática un árbol de clasificación a partir de un conjunto de datos. Posteriormente, y con objeto de superar estas limitaciones, Quinlan (1993, 1997) elabora sucesivamente los algoritmos C4.5 y See5. Estos dos algoritmos son versiones mejoradas del ID3, que incorporan además funcionalidades adicionales, como el tratamiento de valores perdidos o un método para evitar el sobreajuste del modelo a los datos empleados en la estimación del mismo⁶⁰. Como una generalización del CART, también surge el algoritmo MARS⁶¹ (Multivariate Adaptive Regression Splines) que fue utilizado por Olmeda y Fernández (1997) para realizar un estudio sobre la predicción de la quiebra bancaria en España del periodo 1977-85.

⁶⁰Hoy en día existen varios algoritmos que formulan árboles, CART, C4.5, DTREG, y software que posibilitan su desarrollo, como el SPSS.

⁶¹ Desarrollado por Friedman (1991).

Como principales ventajas destacamos, entre otras, que: 1) no necesita hipótesis acerca de la distribución de las variables, 2) puede trabajar con datos de distintos tipos: categóricos y continuos, 3) sus resultados son robustos a los outliers, 4) son invariantes a transformaciones monótonas de los datos, tales como el logaritmo neperiano, 5) permite combinaciones lineales entre las variables, y 6) selecciona automáticamente las variables que más reducen los errores de clasificación.

4.2.4.- Metodología Rough Set.

La metodología de los rough set se puede encuadrar dentro de los métodos de Inteligencia Artificial que modelizan el comportamiento inteligente de los humanos elaborando programas capaces de generar conocimiento a través de datos empíricos y que, posteriormente, usan este conocimiento para realizar inferencias sobre nuevos datos. Este enfoque transformará una base de datos en una base de conocimiento e inferirá reglas de decisión del tipo “SI...ENTONCES...” a partir de los datos de la base. Estas reglas de decisión permitirán adquirir nuevo conocimiento, y encontrarlas se convierte en el objetivo básico del método.

La teoría Rough Set, introducida por Pawlak en 1982, está diseñada para tratar con la ambigüedad y la incertidumbre de la información y es efectiva para el análisis de los sistemas de información financiera de una colección de objetos descritos por un conjunto de ratios y variables cualitativas (Pawlak et al., 1995). La idea básica descansa en la relación de indiscernibilidad que describe elementos indistinguibles. Sus conceptos básicos son 1) la discernibilidad, 2) la aproximación, 3) los reductos y 4) las reglas de decisión.

Mosqueda (2010) distingue tres categorías generales de imprecisión en el análisis científico. La primera ocurre cuando un acontecimiento es aleatorio por naturaleza, en tal caso puede describirse por la teoría estadística de la probabilidad. La segunda surge del hecho de que los objetos pueden no pertenecer exclusivamente a una única categoría, sino a varias categorías aunque con diferentes grados; en este caso, la imprecisión toma forma de pertenencia difusa a un conjunto y es el objeto de la lógica difusa. La tercera categoría es la teoría Rough Set que es útil cuando las clases en las que han de catalogarse los objetos son imprecisas, pero, sin embargo, pueden aproximarse mediante conjuntos precisos. Estas diferencias muestran una de las principales ventajas de la teoría Rough Set: no se necesita ninguna información

adicional acerca de los datos, tales como una distribución de probabilidad en estadística, o el grado o probabilidad de pertenencia en la teoría de lógica difusa.

El punto de partida del método es la existencia de una tabla de información/decisión, donde cada elemento viene caracterizado por un conjunto de variables y una variable de decisión, que clasifica al elemento en una de dos o más categorías. La indiscernibilidad se produce cuando dos elementos vienen caracterizados por los mismos valores de las variables y, sin embargo, no coinciden las categorías en las que se clasifican. Esta es la base de los conjuntos rough set. En tal caso, y para cada clase de decisión o categoría, y cada subconjunto B de variables, se construyen dos conjuntos, denominados respectivamente aproximaciones por debajo y aproximaciones por encima de la clase de decisión. El conjunto aproximación por debajo de la clase de decisión X respecto a las variables B , $\underline{B}X$ viene dado por el conjunto de todos los elementos que, caracterizados por B , con toda seguridad pertenecen a X . El conjunto aproximación por encima de la clase X , $\overline{B}X$ viene dado por el conjunto de elementos que, en base a la información B que poseemos, no podemos asegurar que estén en X . La diferencia entre los dos conjuntos la forman los elementos “dudosos”, es decir, aquellos que no sabemos con toda certeza, usando sólo la información contenida en B , si pertenecen o no pertenecen a X . Cuando esta diferencia es no vacía se dice que X es un rough set respecto a B . Este conjunto puede ser caracterizado numéricamente por el cociente entre el cardinal del conjunto aproximación por debajo y el cardinal del conjunto aproximación por encima. A este cociente se le denomina precisión. Si existen varias clases de decisión, a la suma de los cardinales de todas las aproximaciones por debajo dividida por el total de elementos se denomina calidad de la clasificación por medio del conjunto B . Es el porcentaje de elementos correctamente clasificados.

Otro aspecto importante es la reducción de la tabla intentando eliminar aquella información redundante. Este proceso se realiza a través de los reductos. Un reducto B es un conjunto mínimo de variables que conserva la misma habilidad de clasificación de los elementos que la tabla completa de información. Un reducto es pues la parte esencial del conocimiento. Constituyen la manera más concisa mediante la cual podemos distinguir las clases de decisión. Para determinar los reductos comenzamos construyendo la matriz de discernibilidad, formada por los elementos

$$c_{ij} = \{\text{atributos de información/valor del atributo en } x_i \neq \text{valor del atributo en } x_j\},$$

obviamente la matriz es simétrica, a partir de ella, incluimos el valor del atributo de decisión, y definimos la matriz de discernibilidad relativa a la decisión d como

$$c_{ij}^* = \begin{cases} 0 & \text{cuando las decisiones no coinciden} \\ c_{ij} & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

a partir de esta matriz se define la función de discernibilidad, una función booleana definida para un problema general como

$$f(a_1, a_2, \dots, a_m) = \bigcup \{ \bigcap c_{ij}^* / 1 \leq i \leq j \leq n, c_{ij} \neq 0 \}$$

el conjunto de todos los prime implicantes⁶² determina el conjunto de todos los reductos.

La etapa final del análisis es la creación de reglas de decisión, es decir, reglas que nos permitan decir si un elemento dado pertenece a una determinada clase de decisión. Estas reglas representan el conocimiento y se generan combinando los reductos con los valores de los datos. Una regla de decisión se presenta como una sentencia lógica del tipo SI (se cumplen determinadas condiciones) ENTONCES (el elemento pertenece a una determinada clase de decisión). Estas reglas nos permitirán, de manera fácil, clasificar a nuevos elementos.

Una vez analizados los procedimientos clásicos aplicados a la solvencia empresarial, y aunque, como comentamos al principio, la revisión exhaustiva es prácticamente imposible, pues los autores, en su búsqueda de una teoría conjunta, no dejan de experimentar con nuevas metodologías, terminaremos este epígrafe con la consideración de las más novedosas. Estas son la metodología apoyada en los vectores soporte, incipiente aún y de la que están actualmente apareciendo generalizaciones, el método del *k-vecinos más próximos* y la metodología de *análisis envolvente de datos (DEA)*, de la que, de momento, sólo se está haciendo uso de la frontera eficiente estática, pero que también va extendiéndose hacia la búsqueda de una frontera difusa o estocástica.

4.2.5.- Modelo de Maquinas de Vectores Soporte (SVM)

El método de máquinas de vectores soporte (*Support Vector Machines, SVM*) tiene su origen en la teoría del aprendizaje estadístico, siendo los primeros trabajos que introducen esta técnica los de Boser et al. (1992) y Cortes y Vapnik (1995). Inicialmente se utilizaron como modelos de clasificación binaria, si bien posteriormente

⁶² Un implicante de una función booleana es un conjunto de literales tales que si sus valores son verdad para una valoración arbitraria v de variables, entonces el valor de f en v también es verdad. Un prime implicante es un implicante mínimo.

han sido desarrollados para resolver problemas de regresión, de agrupamiento o multclasificación.

Desarrollada por Vladimir Vapnik surge como alternativa que combina las fortalezas de los métodos estadísticos convencionales, más orientados hacia procedimientos teóricos y fáciles de analizar, y los métodos de aprendizaje, más orientados al tratamiento de datos, que no tienen hipótesis tan restrictivas y son más robustos (Ravi-Kumar y Ravi, 2007).

Este método permite realizar clasificaciones lineales, introduciendo un separador lineal o hiperplano que permite separar las observaciones del espacio inicial, si éstas son linealmente separables, en dos categorías, o bien permite separar los atributos del espacio transformado o espacio de características, cuando las observaciones no son linealmente separables en el espacio original.

El método consiste en determinar el hiperplano de separación óptimo de todos los posibles, de forma que éste permita separar todas las observaciones de la muestra en las dos clases consideradas con el mayor margen⁶³ de separación posible, minimizando el error en la separación de las mismas (error en clasificación).

Partimos de un conjunto de k observaciones en la muestra de entrenamiento, que constituyen el conjunto de entrada del modelo ($X \subseteq R^n$) etiquetados con el valor -1 y $+1$ en función del grupo al que pertenezcan. Así, el conjunto de entrenamiento vendrá dado por: $L = \{(\vec{x}_1, y_1), (\vec{x}_2, y_2), \dots, (\vec{x}_k, y_k)\}$ con $\vec{x}_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, k$; $y_i \in Y = \{-1, +1\}$

En los problemas que son linealmente separables existen infinitos hiperplanos que separan los elementos de las muestras de entrenamiento. De entre todos ellos se desea obtener el que mejor separe a los elementos de la muestra.

La expresión del hiperplano de decisión viene dada por $h(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b$ donde \vec{w} es el vector normal al hiperplano y b es el valor del umbral. Los elementos de la prueba de entrenamiento estarán bien clasificados si se verifica

$$y_i(\vec{w} \cdot x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, k$$

⁶³ En un hiperplano de separación se define el concepto de margen como la mínima distancia entre el hiperplano y el elemento más cercano de cualquiera de las dos clases.

Aquellos elementos que verifiquen $y_i(\vec{w} \cdot x_i + b) = 1$, se denominan *vectores soportes* (ilustrados en la figura 4 rodeados con un círculo), siendo el hiperplano de margen máximo⁶⁴ el que viene dado por $h(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$, de forma que la búsqueda del hiperplano óptimo se formula a través del siguiente problema de optimización⁶⁵:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \\ \text{s. a.} \quad & y_i(\vec{w} \cdot x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

Este es un problema de optimización cuadrática y se puede resolver mediante la teoría de la optimización⁶⁶ a partir de su función Lagrangiana.

$$L(\vec{w}, b, \vec{\lambda}) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^k \lambda_i [y_i(\vec{w} \cdot \vec{x} + b) - 1]$$

o el problemas simplificado a través del problema dual asociado:

$$\begin{aligned} \text{Max } L(\lambda) = & \sum_{i=1}^k \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \lambda_j y_i y_j (x_i x_j) \\ \text{s.a. } & \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i = 0, \text{ con } \lambda_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

Con el fin de reducir las posibilidades de sobreajuste, se puede permitir cierto grado de error en el hiperplano de separación. Así, denotamos por ξ_i la holgura admitida para el ejemplo $(\vec{x}_i, y_i) \in L$, y por C la cota máxima de pérdida permitida. De esta forma el planteamiento del problema a resolver será:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i \\ \text{s. a.} \quad & y_i(\vec{w} \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0 \quad \forall i = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

⁶⁴ La distancia de los vectores soportes al hiperplano óptimo viene dada por $d = \frac{1}{\|\vec{w}\|}$, por lo que el margen será igual a $2d = \frac{2}{\|\vec{w}\|}$.

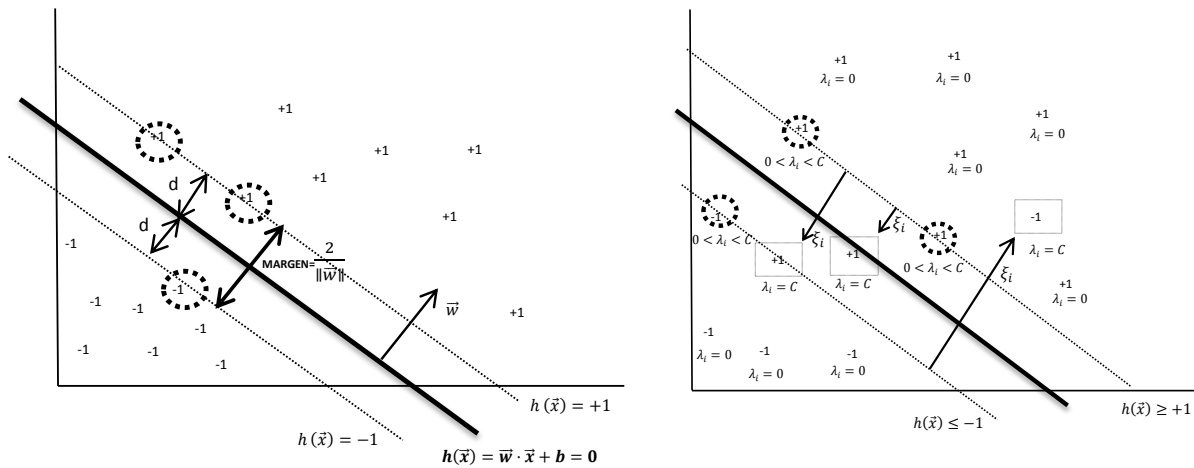
⁶⁵ Si el objetivo es maximizar el margen esto se podrá conseguir minimizando $\|\vec{w}\|$. El problema se plantea minimizando la función $\frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2$, por resultar equivalente al anterior y permitir simplificar la notación, obteniendo así expresiones más reducidas en el desarrollo posterior.

⁶⁶ La teoría de la optimización establece que un problema denominado primal, tiene una forma dual si la función a optimizar y las restricciones son funciones estrictamente convexas, verificándose estas condiciones en el problema planteado. Por tanto, se puede resolver este problema a través de su problema dual.

O en su forma dual:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \sum_{i=1}^k \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \lambda_j y_i y_j (x_i x_j) \\ \text{s. a.} \quad & \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \lambda_i \leq C \quad \forall i = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

Figura 4: SVM. Caso linealmente separable y caso linealmente separable parcialmente

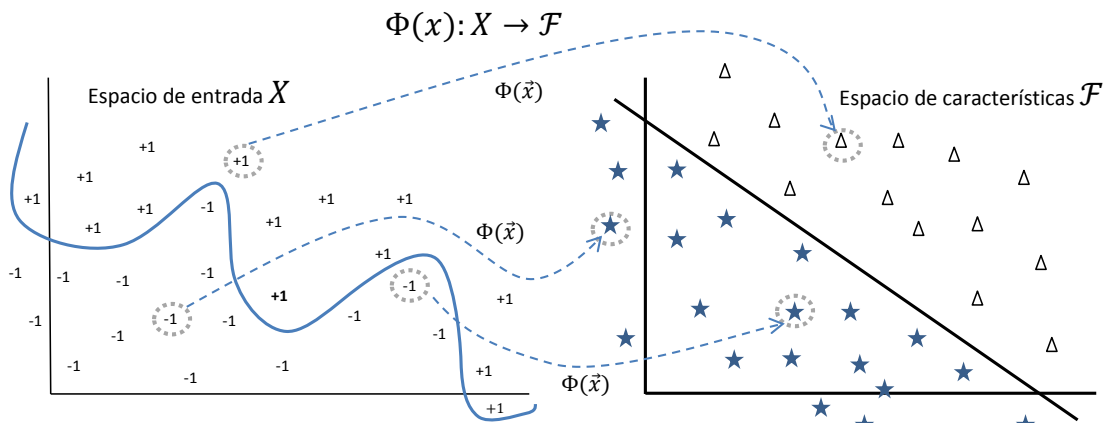


Fuente: Elaboración propia

Al no ser generalmente los datos linealmente separables, para resolver el problema suele utilizarse la técnica de mapear los datos a un espacio de dimensión superior y después encontrar este hiperplano (Scholkopf y Smola, 2001).

El mapeo se realiza a través de una transformación del espacio de observaciones a un espacio denominado espacio de características y en el que a cada observación se le hace corresponder el producto escalar de los vectores características a través de una función kernel: $K(x_i, y_i) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(y_i)$

Figura 5: SVM. Caso linealmente no separables.



Fuente: Elaboración propia

Se pueden utilizar varios tipos de funciones kernel:

- Producto simple: $K(x, y) = x \cdot y$
- Polinomial: $K(x, y) = (x \cdot y + c)^p$
- Función de base radial: $K(x, y) = e^{-\|x-y\|^2/2\sigma^2}$
- Sigmoidal: $K(x, y) = \tanh(x \cdot y + c)$

Y realizando dicha transformación se resolvería el problema:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \sum_{i=1}^k \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i x_j) \\ \text{s. a.} \quad & \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \lambda_i \leq C \quad \forall i = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

Al final lo que resulta es una función de correspondencia para la clasificación

$$F(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^k y_i \lambda_i (K(x_i, x) + b)\right)$$

A pesar de sus buenos fundamentos teóricos y buen desempeño al generalizar, las SVM no son adecuadas para clasificación con grandes conjuntos de datos, ya que la matriz del kernel crece de forma cuadrática con el tamaño del conjunto de datos, provocando que el entrenamiento de las SVM sobre conjuntos de datos grandes sea un proceso muy lento.

4.2.6.- Método del vecino más cercano (k-NN)

El vecino más cercano es un método de estimación no paramétrica que se ha aplicado en varios problemas en las finanzas. A partir de esta técnica, se puede determinar si los objetos o eventos son aleatorios, están agrupados o distribuidos regularmente. La regla del vecino más cercano clasifica un objeto (es decir, el banco) en la clase de su vecino más cercano en el espacio de medición, utilizando algún tipo de medida de distancia al igual que los indicadores locales, los indicadores globales, la distancia de Mahalanobis o la distancia euclídea. La generalización de la regla dio lugar al método k-vecino más cercano (*k-Nearest Neighbor*, k-NN) y que fue utilizado por Sinha y Zhao (2008) en un estudio sobre la calificación crediticia y probabilidad de fracaso de las entidades, para determinar las entidades fracasadas y no fracasadas, en función de cómo estén representadas según sus vecinos más cercanos.

4.2.7.- Análisis de Envolvente de Datos (DEA).

El Análisis de Envolvente de Datos (*Data Envelopment Analysis*, DEA) es un método no paramétrico que mide la eficiencia relativa de un conjunto de unidades de decisión (*Decision Making Unit*, DMU).

Fue desarrollado en el trabajo de Charnes, Cooper y Rhodes (1978) (CCR) a partir del artículo de Farrell (1957). Mediante un método de programación lineal que utiliza los inputs consumidos y los outputs producidos por las distintas DMU, construye una frontera de producción basada en las mejores prácticas observadas y posteriormente mide la distancia de cada unidad productiva a esta frontera eficiente.

Dentro de esta metodología, existen dos orientaciones según se trate de la utilización mínima de inputs (metodología orientada a inputs, CCR) para lograr un output establecido, o la consecución de los máximos outputs (metodología orientada a outputs, BCC) con un nivel de inputs fijos. Además la formulación del problema depende también de la suposición de rendimientos a escala constantes (*constant returns to scale*, CRS) o variables (*variable returns to scale*, VRS). La eficiencia relativa de cada DMU se obtiene como la razón entre la suma ponderada de todos los outputs y la suma ponderada de todos los inputs. Las ponderaciones se determinan a través del óptimo de Pareto para cada unidad de decisión.

Troutt et al. (1996) plantean la utilización del DEA en el análisis del riesgo de quiebra, pero sólo a nivel teórico y es Luo (2003) quien lo aplica para evaluar la eficiencia de un grupo de grandes bancos. El modelo DEA permite calcular los valores objetivos para la mejora que deberá llevar a cabo cada institución bancaria ineficiente para convertirse en eficiente (Halkos y Salamouris, 2004). Barr y Siems (1999) utilizan esta metodología y la eficiencia como variable proxy de la calidad de la gestión y así predecir el fracaso. En la mayoría de las aplicaciones se realizan análisis en el tiempo para ver cómo los bancos van alejándose de la frontera eficiente y de esta forma medir sus probabilidades de fracaso.

En Männaasoo y Mayes (2009) podemos encontrar una revisión de la literatura relacionada con la aplicación del DEA al fracaso empresarial, aunque el procedimiento desde entonces ha venido generalizándose fundamentalmente mediante el análisis y la interpretación de las variables de holgura en las distintas formulaciones del modelo CCR.

Las técnicas descritas a lo largo de este apartado, han sido ampliamente utilizadas en la literatura científica sobre el estudio de la predicción del fracaso empresarial, y además han sido muchos los trabajos empíricos que han realizado comparaciones entre las distintas metodologías para identificar cuáles son las ventajas e inconvenientes de la utilización de cada técnica y poder determinar el modelo que mejores resultados obtiene en la predicción.

En Bellovary et al. (2007) se realiza una excelente revisión de los trabajos dedicados al estudio del fracaso empresarial desde 1930 hasta la fecha de su publicación⁶⁷, en la que se pone de manifiesto que las técnicas que mejores resultados han obtenido en general han sido el análisis discriminante múltiple y los modelos de redes neuronales, mostrando altos porcentajes de éxito, por lo que estos autores apuntan a estos métodos como los más prometedores en la predicción de la crisis.

En trabajos recientes sobre predicción de quiebra se plantean modelos híbridos que combinan varias técnicas para tomar lo mejor de cada una de ellas (Min et al., 2006; Wu et al., 2007; Ahn y Kim, 2009)

⁶⁷ De estos trabajos sólo algunos se centran en la predicción de crisis en el sector bancario.

Podemos encontrar trabajos que utilizan el análisis discriminante o análisis logit para reducir el número de variables iniciales, obteniendo las más significativas, que posteriormente serán la que se introduzcan en el modelo de predicción de quiebra, como redes neuronales, algoritmos genéticos, etc.

Dedicaremos el siguiente apartado a realizar un breve repaso de los principales trabajos empíricos sobre predicción de quiebra bancaria y sistemas de alerta temprana que encontramos en la literatura científica. Aunque nos centraremos fundamentalmente en los sistemas de alerta temprana para el pronóstico y la predicción de crisis bancarias individuales, no queremos dejar de recoger un breve recorrido por los principales trabajos sobre sistemas de alerta de crisis bancarias sistémicas. Como ya hemos mencionado, la principal diferencia entre ambos, aparte del alcance del mismo (bancos individuales o sistema bancario), es que en los primeros predomina la utilización de variables financieras tipo CAMELS y alguna otra variable del entorno en el que opera la entidad, mientras que en el segundo tipo predomina la utilización de variables macroeconómicas y variables microeconómicas agregadas.

5.- Sistemas de alarma para detectar crisis sistémicas y crisis de bancos individuales.

Tras las crisis financieras producidas durante los años 90 del pasado siglo, se puso de manifiesto la necesidad de mejorar las herramientas que permiten detectar los indicadores de vulnerabilidad.

Los numerosos episodios de crisis financieras que han afectado a los sistemas bancarios de muchos países, como la crisis ocurrida en los países del norte de Europa en los años 90 del pasado siglo, y la crisis de países emergentes como Méjico en 1995 y las de Asia y Latinoamérica al final del siglo pasado, han impulsado el desarrollo de numerosos trabajos sobre predicción de crisis bancarias y elaboración de sistemas de alerta temprana.

El objetivo de estos trabajos es buscar en los episodios de crisis pasadas la existencia de patrones sistemáticos de comportamiento, detectando, en muchos casos, algunos indicadores macroeconómicos que han tenido un comportamiento “anormal” en momentos anteriores a la crisis, y que se pueden identificar como una señal de alerta de la crisis que se estaba originando.

Recogeremos en los siguientes subapartados los principales estudios empíricos sobre modelos de predicción de crisis bancarias sistémicas y crisis bancarias individuales. Volveremos, por tanto, a tratar con las distintas variables que se han ido utilizando y las distintas técnicas que se han ido empleando, cerrando así el ciclo del presente capítulo.

5.1.- Estudios empíricos sobre modelos de alerta temprana para pronosticar crisis sistémicas.

En general, la metodología utilizada en los estudios sobre crisis bancarias sistémicas está orientada al estudio del comportamiento de algunos indicadores o variables, en fechas anteriores a la crisis, así como en fechas posteriores a la misma, para poder establecer en qué circunstancias y para qué valores se considera que estos indicadores se comportan de manera “anormal”. Hay que determinar, por tanto, un umbral o umbrales dentro de los cuales los valores de la variable se consideran aceptables, de manera que cuando estas variables alcanzan ciertos niveles sobrepasando los límites de este umbral o los umbrales, comienzan a emitir señales de posibles problemas financieros a los que habrá que prestar atención.

La literatura sobre crisis bancarias sistémicas se desarrolla fundamentalmente en la década de los 90 del pasado siglo, a raíz de las crisis latinoamericanas de la década de los 80 y 90, y de la crisis asiática y de los países nórdicos de la década de los 90, tras las cuales se puso de manifiesto la necesidad de mejorar la capacidad de control y vigilancia de los indicios de vulnerabilidad financiera tanto a nivel nacional como a nivel internacional, lo que se convirtió en una prioridad, intensificándose la búsqueda de sistemas de alerta temprana para detectar crisis bancarias.

El primer trabajo fue el realizado por Kaminsky y Reinhart (1996), en el que se elaboró un estudio para una muestra de 20 países que experimentaron problemas bancarios en el periodo 1975-1995, y se analizó el comportamiento de 15 indicadores macroeconómicos durante los dos años anteriores a la crisis, comparándolo con el comportamiento que éstos habían presentado en épocas de no crisis, y estableciendo un umbral para los valores de cada indicador, de forma que cuando se traspasa el umbral se interpreta como la emisión de una señal de alarma. Se seleccionaron aquellas variables que se consideraban representativas de la fragilidad del sistema bancario, relacionadas con los ciclos de sobreexpansión de créditos, la existencia de retiradas masivas de dinero, los efectos de la política monetaria, los problemas en la

cuenta corriente y cuenta de capitales y además, la reducción en el nivel de crecimiento.

A partir de ese momento, comenzaron a desarrollarse numerosos trabajos para tratar de identificar las variables que mostraban comportamientos que no son los habituales en periodos anteriores a la crisis. Así comenzaron a surgir como sistema de alerta temprana los métodos de extracción de señales⁶⁸, en los que se identifican algunos indicadores líderes que pueden emitir señales de vulnerabilidad y fragilidad en el sistema bancario.

De esta forma, un indicador determinado X^i podría ser un indicador de alerta si sobrepasa un determinado umbral $\overline{X^i}$. Dicho umbral se fija, normalmente, en función de los errores Tipo I y Tipo II⁶⁹. Así, el umbral óptimo para cada indicador es el que minimiza el ratio “ruido-senal” que denotamos por w y que viene dado por la siguiente expresión:

$$w = \frac{b(\overline{X^i})}{1 - a(\overline{X^i})}$$

siendo:

$a(\overline{X^i})$ = probabilidad del error tipo I asociada con el umbral $\overline{X^i}$,

$b(\overline{X^i})$ = probabilidad del error tipo II asociada con el umbral $\overline{X^i}$.

El primer trabajo que se publicó bajo este enfoque fue el de Kaminsky y Reinhart (1999) que ampliaron el estudio anterior incorporando algunas variables más, concluyendo que los mejores indicadores, considerados individualmente, para anticipar las crisis bancarias son el tipo de interés (a mayores tasas de interés real los países son más vulnerables a sufrir una crisis bancaria) y el diferencial entre el tipo de depósitos nacionales y extranjeros (un aumento del diferencial muestra la existencia de expectativas de devaluación, agravando las debilidades del sector bancario).

⁶⁸ Demirgüç-Kunt y Detragiage (2005) comparan dos modelos para identificar los factores determinantes de las crisis bancarias, el modelo de extracción de señales y el análisis multivariante.

⁶⁹ El error Tipo I corresponde a clasificar el fracaso como no fracaso, por lo que en este caso no se emitiría señal de alarma y el error Tipo II corresponde a una señal falsa, es decir, se clasifica como fracaso cuando en realidad no lo es.

A éste le siguieron otros muchos trabajos que, para el estudio de los sistemas de alerta de crisis financieras, utilizaron este enfoque, aunque se podría decir que las principales contribuciones a este método fueron aportadas por Kaminsky (1999). Según esta autora, el análisis de los indicadores considerados individualmente no permite tener una información global de los distintos indicadores, y propone el desarrollo de un indicador compuesto a partir de las variables utilizadas en el trabajo anterior. Este índice se utilizó posteriormente para obtener una medida de la probabilidad de crisis, resultando tener una elevado poder predictivo dentro de la muestra.

Uno de los principales inconvenientes que se le atribuye a esta metodología, es que la selección de las variables para el sistema de alerta no está exenta de arbitrariedad, y además no permite evaluar la aportación que cada variable realiza dentro de la predicción.

Así, se acude de nuevo a las técnicas estadísticas clásicas y comienzan a desarrollarse estudios, con el análisis probit o el análisis logit, para obtener una medida de estimación de la probabilidad de crisis. Además estas metodologías tienen la ventaja de que permiten evaluar la contribución de cada variable explicativa en la predicción.

Podemos encontrar las primeras aplicaciones de ellas para el estudio de las crisis bancarias sistémicas en los trabajos de Demirgüç-Kunt y Detragiache (1998a, 1999), Hardy y Pazarbasioglu (1998), que utilizaron el análisis logit, y Eichengreen y Rose (1998) que aplicaron el análisis probit.

Demirgüç-Kunt y Detragiache (DKD) (1998a) quisieron analizar cuáles eran las características del entorno económico que provocaban fragilidad en el sector bancario y que, por tanto, eran las que podían llegar a originar una crisis bancaria sistémica. Utilizaron variables macroeconómicas y variables propias del sector bancario para identificar cuáles determinaban la ocurrencia de una crisis en cada uno de los países de la muestra. Los resultados que obtienen en el estudio ponen de manifiesto que, en un entorno macroeconómico caracterizado por bajas tasas de crecimiento, altas tasas de inflación y altos tipos de interés real, el riesgo de sufrir una crisis bancaria es mayor.

Hardy y Pazarbasioglu (1998), al igual que DKD, encuentran que el riesgo de crisis bancaria es mayor cuando se producen caídas en la tasa de crecimiento del PIB, cuando en los periodos precedentes a la crisis se ha producido un rápido crecimiento del crédito interno, si bien éste tiende a frenarse a medida que se acerca el momento de crisis, cuando se presentan altas tasas de interés real y cuando se producen elevados flujos de entrada de capital.

Por otra parte, Eichengreen y Rose (1998) estudian las causas y consecuencias de las crisis bancaria en mercados emergentes, prestando especial atención a los factores externos. A partir de los resultados obtenidos en el estudio, concluyen que las crisis bancarias producidas en países en desarrollo están fuertemente asociadas con condiciones económicas adversas, siendo las altas tasas de interés uno de los principales indicadores de vulnerabilidad, con una dependencia más acentuada en los países emergentes que en los países desarrollados. También se puso de manifiesto que la probabilidad de crisis de las economías emergentes estaba fuertemente condicionada a las variables externas, siendo éstas las que más aportaban a la hora de explicar las crisis, dado que a mayor tasa de interés de las economías avanzadas y menor tasa de crecimiento, mayor era la probabilidad de crisis en las economías emergentes.

Tras estos trabajos, otros también utilizaron esta metodología en sus desarrollos para aplicarlas a la predicción de crisis bancarias, como Hutchison y Mc-Dill (1999), o Eichengreen y Arteta (2002), que utilizan un modelo probit multivariado para determinar el estrés bancario.

Los resultados que obtienen Hutchison y Mc-Dill (1999)⁷⁰, coinciden con los de otros autores en cuanto a que las caídas en la tasa de crecimiento, los auges del crédito y la liberalización financiera, contribuyen a aumentar la probabilidad de crisis bancaria. Por su parte, Eichengreen y Arteta (2002) concluyen que, entre los síntomas más robustos que explican las crisis bancarias en los países en desarrollo, aparecen el crecimiento del crédito interno, una amplia proporción de pasivos bancarios relativos a reservas (medido por el ratio M2/reservas) y la tasa de crecimiento del “norte”. También resulta significativa la variable saldo presupuestario.

⁷⁰ El objetivo del trabajo de Hutchison y Mc-Dill (1999) era comparar la crisis bancaria japonesa sucedida en el periodo 1990-1997 con las ocurridas en otros países, y extraer las principales características diferenciadoras.

Posteriormente han ido desarrollándose trabajos en los que se han ido incorporando otras técnicas para probar su validez como modelos de predicción de crisis bancaria y sistemas de alerta temprana.

Duttagupta y Cashin (2008), utilizan un modelo de árbol de clasificación binario (BCT) para analizar las crisis bancarias en 50 economías emergentes y países en desarrollo durante 1990-2005. El árbol estaba diseñado para identificar los indicadores claves y los valores de sus umbrales que le permiten identificar cuándo se produce un aumento en la vulnerabilidad para sufrir una crisis bancaria. Las tres condiciones identificadas como situaciones que conducen a una alta probabilidad de crisis son una elevada inflación, los depósitos bancarios altamente dolarizados combinados con la depreciación nominal o baja liquidez, y la baja rentabilidad bancaria. Concluyen que el riesgo por las operaciones en moneda extranjera, la mala salud financiera, y la inestabilidad macroeconómica son los principales indicadores de vulnerabilidad que desencadenan las crisis bancarias. Los principales resultados se mantienen cuando son sometidos a pruebas de robustez alternativas, lo que confirma la importancia de los modelos de árboles de clasificación binaria para el estudio y seguimiento de los indicadores de vulnerabilidad del sistema bancario.

Otro trabajo que utiliza como método los árboles de decisión es el de Davis y Karim (2008). Estos autores estudiaron las crisis bancarias que tuvieron lugar en 105 países durante el periodo 1979-2003, detectando un total de 72 episodios de crisis bancarias sistémicas, siete de ellas en países desarrollados, y el resto en países emergentes. En este caso compararon los resultados obtenidos por los métodos utilizados como modelos de predicción de quiebra, el análisis logit y los árboles de decisión, a partir de doce variables, agrupadas en seis variables macroeconómicas, cuatro variables financieras y dos variables institucionales. Obtuvieron como conclusión que el análisis logit daba mejores resultados aunque sólo ayudaba a predecir los episodios de crisis de forma parcial, mientras que los árboles de decisión presentaron una puntuación media más alta en cuanto a poder de predicción.

Posteriormente se han desarrollado trabajos en los que se incorporan nuevas técnicas distintas a los modelos estadísticos tradicionales, para probar su validez como modelos de predicción de crisis bancarias sistémicas. Este es el caso del trabajo elaborado por Gómez y Vázquez (2013), con el que quisieron comprobar la validez de la técnica de inteligencia artificial Rough Set como herramienta para la predicción temprana de crisis bancarias. Utilizaron 10 variables, tres de ellas propias del sector

bancario, cinco variables macroeconómicas y dos variables de entorno donde el sector bancario desarrolla su actividad.

Las autoras extrajeron siete reglas que clasificaron con un 100% de aciertos en la muestra considerada, y que posteriormente validaron con otras dos muestras obteniendo buenos resultados, poniendo de esta forma de manifiesto la utilidad de esta metodología como herramienta de clasificación, y con la ventaja de que además aporta información sobre la importancia que tiene cada variable explicativa en la decisión final, siendo las variables crecimiento del PIB, inflación, crédito/PIB y saldo presupuestario, las que presentaron un mayor nivel de importancia. No obstante, si se trata de predecir o anticipar las situaciones de crisis, los resultados del estudio mostraron que esta técnica presenta algunas deficiencias, y que si bien es una metodología que clasifica muy bien ex-post, no es capaz de proporcionar señales de alerta preventivas.

El último trabajo que queremos comentar es el elaborado por Ortiz y Ugarte (2015), en el que introducen un nuevo indicador definido a partir de la brecha de crédito (credit-gap) para sistemas de alerta temprana de crisis bancarias sistémicas, utilizando la técnica del promediado Bayesiano de modelos, aplicado a una muestra de 68 países desarrollados y emergentes, con el que calculan la probabilidad de crisis bancaria y estiman un umbral dinámico para el indicador de alerta temprana elaborado. En los resultados obtenidos, se pone de manifiesto la importancia de variables financieras globales, tales como la tasa de interés Libor y el crecimiento del PIB de Estados Unidos.

En el siguiente cuadro recogemos por orden cronológico, un resumen de los trabajos referenciados.

Cuadro 5: RESUMEN ESTUDIOS EMPÍRICOS SOBRE CRISIS BANCARIAS SISTÉMICAS

Autor (año)	Muestra	Variables	Metodología	Principales resultados
Kaminsky y Reinhart (1996)	20 países desarrollados y en desarrollo, en el periodo 1975-1995.	<ul style="list-style-type: none"> -Relación de intercambio, -Índice de producción, -Tasa de cambio real, -Reservas, -Índice de precio de las acciones, -Crédito bancario al sector privado en términos reales, -Multiplicador monetario, -Tasa de interés real, -Depósitos. 	Análisis Univariante	De los resultados obtenidos concluyen que se observa que antes del inicio de la crisis se producen caídas en el producto y en el precio de las acciones. Las crisis vienen precedidas por auges de crédito que permanecen hasta el inicio de la crisis. Se observa una expansión del multiplicador monetario y del tipo de interés real por encima de su valor en periodos sin turbulencias.
Demirgüç-Kunt y Detragiache (1998a)	65 países desarrollados y en desarrollo, con datos del periodo 1980-1994.	<p><i>Variables macroeconómicas:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Tasa de crecimiento del PIB real, -Tasa de cambio en la relación de intercambio, -Tipo de interés real a corto plazo, -Inflación, -Tasa de depreciación del tipo de cambio, -Saldo presupuestario sobre el PIB, <p><i>Variables financieras:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Ratio M2/Reservas, -Crédito interno al sector privado sobre el PIB -Reservas líquidas sobre activos bancarios, -Tasa de crecimiento del crédito interno, <p><i>Variables institucionales:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Variable ficticia relativa al esquema de seguro de depósitos, -Índice de calidad del cumplimiento de la regulación, -PIB per cápita. 	Análisis Logit multivariante	Se pone de manifiesto que el riesgo de crisis bancaria aumenta en un entorno macroeconómico caracterizado por bajas tasas de crecimiento, altas tasas de inflación y altas tasas de interés real. También llegan a la conclusión de que la probabilidad de crisis es mayor cuando, en el periodo previo a la crisis, se ha producido un auge de crédito, cuando existe seguro de depósitos y cuando el entorno institucional es débil

<p>Hardy y Pazarbasioglu (1998)</p>	<p>38 países en desarrollo y desarrollados con datos del periodo 1980-1997</p>	<p><i>VARIABLES DEL SECTOR REAL:</i> -Tasa de crecimiento del PIB real, -Crecimiento del consumo privado, -Crecimiento de la inversión, -Ratio capital-producto (ICOR). <i>VARIABLES DEL SECTOR BANCARIO:</i> -Depósitos bancarios respecto al PIB, -Crédito interno al sector privado sobre el PIB, -Pasivos extranjeros bancarios relativos al PIB. <i>VARIABLES EXPLICATIVAS DE PERTURBACIONES POTENCIALES:</i> -Inflación, -Tipo de interés real, -Tipo de cambio real, -Crecimiento real de las importaciones, -Relación de intercambio.</p>	<p>Análisis Logit multivariante</p>	<p>Concluyen que la probabilidad de crisis alta ante caídas en la tasa de crecimiento del producto, auges y caídas de la inflación, caída en la tasa de crecimiento de los depósitos, auges y caídas en la tasa de crecimiento del crédito, tasas de interés real altas y gran afluencia de capitales foráneos. También el haber sufrido con anterioridad una crisis aumenta la probabilidad futura de crisis. Los autores distinguen entre problemas bancarios y crisis sistémicas, concluyéndose un mayor peso de los factores internos en la explicación de los problemas bancarios, y de los factores externos en las crisis sistémicas.</p>
<p>Eichengreen y Rose (1998)</p>	<p>105 países en desarrollo con datos del periodo 1975-1992.</p>	<p><i>VARIABLES MACROECONÓMICAS INTERNAS:</i> -Saldo presupuestario porcentaje del PIB -Crecimiento del crédito interno, -Tasa de crecimiento del PIB per cápita. <i>VARIABLES DE NATURALEZA INTERNACIONAL:</i> -Reservas internacionales (como porcentaje de las importaciones), -Deuda externa como porcentaje del PIB, -Saldo de la cuenta corriente como porcentaje del PIB, -Tipo de cambio real. <i>VARIABLES EXTERIORES:</i> -Tasa de crecimiento del PIB de países de la OCDE, -Tasa de interés a corto plazo de los países del norte.</p>	<p>Análisis univariante Probit multivariante</p>	<p>Concluyeron que las crisis bancarias que tuvieron lugar en países en desarrollo estaban fuertemente asociadas a condiciones económicas adversas, siendo las altas tasas de interés uno de los indicadores de vulnerabilidad, más en países emergentes que en países desarrollados. Las variables externas son las que más aportan a la hora de explicar la probabilidad de crisis, es decir, a mayor tasa de interés de las economías avanzadas y menor tasa de crecimiento, mayor es la probabilidad de crisis en las economías emergentes.</p>

<p>Demirgüç-Kunt y Detragiache (1999)</p>	<p>65 países en desarrollo y desarrollados, cuya información cubre el periodo 1980-1995.</p>	<ul style="list-style-type: none"> -Tasa de crecimiento del PIB real, -Relación de intercambio, -Tasa de depreciación del tipo de cambio, -Tasa de inflación, -Posición presupuestaria respecto al PIB, -M2/reservas, -Tasa de crecimiento del crédito bancario, -PIB per cápita. 	<p>Análisis Logit multivariante</p>	<p>Los resultados que obtienen muestran que en Méjico, por ejemplo, un cambio en las condiciones macroeconómicas tiene un mayor peso sobre la probabilidad de crisis que un cambio en otros indicadores de vulnerabilidad. Por otro lado, la elección del umbral de corte es problemática, al tener que decidir las probabilidades de error y las probabilidades de costes de incurrir en error. Además, las probabilidades de crisis estimadas, para las cinco economías asiáticas, utilizando las estimaciones de organismos oficiales del valor de las variables independientes es mucho menor que con los valores reales de las variables.</p>
<p>Hutchison y Mc-Dill (1999)</p>	<p>97 países en desarrollo y desarrollados en el periodo 1975-1997.</p>	<p><i>Variables macroeconómicas:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Crecimiento del PIB real, -Crecimiento del crédito real, -Crecimiento de la tasa de interés real y nominal, -Cambio en un índice del precio de las acciones, -Posición presupuestaria del Gobierno Central, -Ratio M2/reservas, -Tasa de depreciación del tipo de cambio, -Tasa de inflación. <p><i>Variables institucionales:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Seguro de depósitos explícito, -Liberalización financiera, -Riesgo moral, -Grado de independencia del Banco Central. <p>-Variable ficticia que indica si un país es industrial o no,</p>	<p>Análisis Probit multivariante.</p>	<p>Obtienen como resultado que hay una mayor probabilidad de crisis a menor independencia del Banco Central del gobierno, mayor liberalización financiera y si hay presencia de seguro de depósitos explícito. Además, un bajo crecimiento y la caída en el precio de las acciones, se asocia a una mayor probabilidad de crisis. Aplican su modelo para calcular la probabilidad de crisis bancaria en Japón, detectándose un aumento de la misma en el periodo 1990-1997, siendo un factor importante la caída en los precios bursátiles.</p>

<p>Kaminsky y Reinhart (1999)</p>	<p>20 países desarrollados y en desarrollo, en el periodo 1975-1995</p>	<p><i>Variables relacionadas con la liberalización financiera:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Multiplicador de M2, -Crédito interno respecto al PIB nominal, -Tipo de interés real de los depósitos, -Relación entre el tipo de interés de los préstamos y de los depósitos. <p><i>Otros indicadores financieros:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Exceso de saldos reales de M1, -Depósitos reales de los bancos comerciales, -Relación entre M2 y las reservas de divisas. <p><i>Indicadores asociados a la cuenta corriente:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Desviación porcentual del tipo de cambio real en relación a la tendencia, -Valor de las exportaciones en \$, -Valor de las importaciones en \$, -Relación real de intercambio. <p><i>Indicadores asociados a la cuenta de capital:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Reservas extranjeras, -Diferencias entre los tipos de interés reales de los depósitos nacionales y extranjeros. <p><i>Indicadores del sector real:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Producción industrial, -Índice de las cotizaciones bursátiles. <p><i>Indicador fiscal:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Déficit presupuestario global como porcentaje del PIB. 	<p>Análisis univariante (modelo de señal)</p>	<p>Observan que las variables analizadas presentan un comportamiento diferente en el periodo anterior a la crisis en relación a su comportamiento en periodos tranquilos. Los mejores indicadores para anticipar la crisis bancaria son el tipo de interés real y el diferencial entre los tipos de interés reales de los depósitos nacionales y extranjeros (señalan con precisión el 100% de las crisis de su muestra en las que hay datos sobre este indicador) seguidos de la relación real de intercambio con un 96%, las reservas un 92%, la producción un 89% y las exportaciones un 88%.</p>
-----------------------------------	---	---	---	--

Kaminsky (1999)	Misma muestra que en Kaminsky y Reinhart (1999).	Mismas variables que en Kaminsky y Reinhart (1999)	Elaboración de un indicador compuesto	Define varios indicadores compuestos, el primero por simple agregación de las señales emitidas por los indicadores individuales, el segundo tiene en cuenta el grado de la señal emitida por el indicador individual, el tercero considera un número de intervalos temporales en los que se emite señal y el cuarto de los elaborados pondera las señales emitidas por los indicadores individuales teniendo en cuenta el grado de precisión con el que cada indicador individual emite señal. El indicador compuesto mejora los resultados del mejor de los indicadores individuales y se comporta bien en el pronóstico de las crisis bancaria fuera de la muestra,
Eichengreen y Arteta (2002)	75 países en desarrollo, con información en los periodos 1975-1992 y 1975-1997.	<p><i>VARIABLES macroeconómicas internas:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Saldo presupuestario porcentaje del PIB -Crecimiento del crédito interno, -Tasa de crecimiento del PIB per cápita. -Variable M2/Reservas. <p><i>VARIABLES de naturaleza internacional:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Reservas internacionales (como porcentaje de las importaciones), -Deuda externa como porcentaje del PIB, -Saldo de la cuenta corriente como porcentaje del PIB, -Tipo de cambio real. <p><i>VARIABLES exteriores:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Tasa de crecimiento del PIB de países de la OCDE, -Tasa de interés a corto plazo de los países del norte. <p>Además testan el papel desempeñado por factores como:</p> <ul style="list-style-type: none"> -Régimen de tipo de cambio, -Estabilidad/variabilidad del tipo de cambio nominal, - Liberalización financiera, -Seguro de depósitos y -Calidad institucional. 	Probit multivariante.	La probabilidad de crisis en los países en desarrollo aumenta como consecuencia de un rápido crecimiento del crédito interno, de una amplia proporción de pasivos sobre reservas (M2/Reservas) y del descontrol en la tasa de los depósitos motivada por la liberalización financiera.

<p>Dutta Gupta y Cashin (2008)</p>	<p>50 países emergentes y países en desarrollo durante el periodo 1990-2005.</p>	<ul style="list-style-type: none"> - PIB real, - PIB nominal, - Inflación, - Tipo de cambio nominal, - Balanza fiscal global, - Crecimiento de las exportaciones, - Crecimiento tasa real de intercambio, - Reservas de divisas oficiales, - Crédito privado, - Tasa de depósito, - Diferencial de tasas de interés , - Activos extranjeros netos, - Tasa de interés extranjera, - Variable ficticia seguro de depósitos, - Depósitos en \$ en el sistema bancario, - Ratio capital sobre activos, - Cartera vencida sobre colocaciones totales - Rentabilidad sobre activos medios, 	<p>Árbol de clasificación binario (BCT)</p>	<p>Estos autores identifican tres condiciones que conducen a una probabilidad de crisis elevada y son una inflación muy alta, los depósitos bancarios altamente dolarizados combinados con la depreciación nominal o baja liquidez, y una baja rentabilidad bancaria. Concluyen que el riesgo de operaciones en moneda extranjera, la mala salud financiera, y la inestabilidad macroeconómica son las principales vulnerabilidades que desencadenan las crisis bancarias. Los principales resultados se mantienen cuando son sometidos a pruebas de robustez alternativas lo que confirma la importancia de los modelos de árboles de clasificación binaria para el estudio y seguimiento de los indicadores de vulnerabilidad del sistema bancario.</p>
<p>Davis y Karim (2008)</p>	<p>105 países durante el periodo 1979-2003,</p>	<p><i>Variables macroeconómicas</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -Crecimiento del PIB real (%), -Cambio en la relación de intercambio (%), -Tasa de depreciación nominal (%), -Tasa de interés real (%), -Inflación (%), -Superávit fiscal / PIB (%), <p><i>Variables financieras</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -M2 / reservas de divisas (%), -Crédito al sector privado / PIB (%), -Reserva líquidas del banco / Activo total del Banco, -Crecimiento del crédito a la clientela real (%). <p><i>Variables institucionales</i></p> <ul style="list-style-type: none"> -PIB real per cápita, -Seguro de depósitos (variable binaria). 	<p>Análisis Logit</p> <p>Árboles de clasificación.</p>	<p>En los 105 países considerados se detectaron un total de 72 episodios de crisis bancarias sistémicas, siete de ellas en países desarrollados, y el resto en países emergentes. Proponen un sistema de alerta temprana utilizando análisis logit y árboles de decisión a partir de 12 variables, que agrupaba 6 variables macroeconómicas, 4 variables financieras y dos variables institucionales. Obtuvieron como resultado que el análisis logit daba mejores resultados aunque sólo ayudaba a predecir los episodios de crisis de forma parcial, mientras que los árboles de decisión presentaron una puntuación media más alta en cuanto a poder de predicción.</p>

<p>Gómez y Vázquez (2013)</p>	<p>40 países</p>	<p><i>Variables macroeconómicas</i> -Tasa de crecimiento relativo del PIB real -Tasa de crecimiento relativo del deflactor del PIB -Déficit(Superávit) presupuestario/PIB -Tasa de interés de depósitos menos inflación -M2/Reservas exteriores <i>Variables propias del sector bancario:</i> -Tasas de los préstamos/Tasa de los depósitos -Tasa de crecimiento relativo de los depósitos reales -Ratio de liquidez bancaria (Reservas/Depósitos) <i>VARIABLES de entorno:</i> -Tasa de crecimiento relativo al crédito real -Crédito/PIB</p>	<p>Rough Set</p>	<p>En este trabajo se aplica la técnica de inteligencia artificial rough set en la detección temprana de crisis financieras para determinar si esta técnica es una buena herramienta como sistema de alerta temprana. Se extrajeron siete reglas que clasificaron con un 100% de aciertos en la muestra considerada, Posteriormente validaron con otras dos muestras obteniendo buenos resultados, Las variables que mayor información aportaron fueron el crecimiento del PIB, la inflación, el ratio crédito/PIB, y el saldo presupuestario. No obstante, cuando se trata de predecir situaciones de crisis, los resultados del estudio mostraron que esta técnica presenta algunas deficiencias, y que si bien es una metodología que clasifica muy bien ex-post, no es capaz de proporcionar señales de alerta preventivas.</p>
<p>Ortiz y Ugarte (2015)</p>	<p>Muestra de 68 países desarrollados y emergentes,</p>	<p>-Brecha de crédito (Credit-Gap), -Tasa de interés LIBOR, -Crecimiento del PIB de Estados Unidos, -Deudas Públicas/PIB, -Tasa de crecimiento del PIB global, -Deudas exteriores/PIB, -Créditos / Depósitos (Apalancamiento Bancario), -CAC Balance/PIB, -Índice del Mercado de valores, -Tasa de interés nominal, -Inflación, -Indicador del Riesgo de Mercado global, -Tasa de interés real.</p>	<p>Análisis Logit Promediado Bayesiano de modelos.</p>	<p>Proponen un nuevo indicador definido a partir de la brecha de crédito (credit-gap) para sistemas de alerta temprana de crisis bancarias sistémicas, utilizando la técnica del promediado Bayesiano de modelos. Previamente determinan qué variables son más significativas mediante cinco métodos estadísticos (z-estadístico, pseudo R², ratio señal-ruido (NSR), función de pérdida (suma error tipo I y tipo II), y el área bajo la curva (AUROC)) Establece la probabilidad de crisis bancaria y estiman un umbral dinámico para el indicador de alerta temprana elaborado. Se puso de manifiesto la importancia de variables financieras globales como la tasa de interés Libor y el crecimiento del PIB de Estados Unidos.</p>

Fuente: Elaboración Propia

En definitiva, después de analizar la literatura que se desarrolla bajo este enfoque, se puede comprobar que la mayoría de los autores señalan como principales elementos de vulnerabilidad los siguientes indicadores:

- auges crediticios
- diseño de la política económica (política monetaria, cambiaria, fiscal)
- calidad de la gestión bancaria
- diversificación relativa del sector externo
- endeudamiento bancario en moneda extranjera
- peso elevado del Estado en la propiedad de los bancos o en la actividad económica
- eficiencia de la supervisión del sistema financiero
- desempeño financiero de los intermediarios bancarios
- incentivos distorsionadores y riesgo moral
- liberalización financiera y
- burbujas especulativas de precios.

Además, en la actualidad se siguen desarrollando trabajos en los que se intenta analizar cuál es la mejor técnica y los mejores indicadores para detectar y poder predecir con antelación las crisis bancarias.

Pasaremos a considerar en el siguiente apartado los estudios en los que se han aplicado las técnicas analizadas en el apartado anterior, para elaborar modelos de alerta temprana con el objetivo de detectar precozmente fragilidad en las entidades bancarias.

5.2.- Estudios empíricos sobre sistemas de alerta temprana de crisis individuales

Como ya hemos hecho referencia anteriormente, fue a raíz de las numerosas crisis que se produjeron durante los años 80 y 90 del pasado siglo, principalmente la de los países latinoamericanos, países asiáticos y países nórdicos, cuando comenzaron a proliferar los estudios que incorporaban técnicas estadísticas en los modelos sobre predicción de crisis bancarias sistémicas. Los modelos que tratan de anticiparse al fracaso de entidades bancarias consideradas individualmente inician su recorrido con anterioridad. En los primeros trabajos destacan como técnicas utilizadas en su elaboración, el análisis discriminante y el análisis de regresión logística.

Posteriormente, y con el propósito de mejorar estos modelos, comenzaron a incorporarse técnicas de inteligencia artificial.

Existen excelentes trabajos de revisión de la literatura dedicada al estudio del pronóstico del fracaso empresarial en general (Bellovary et al., 2007; Ravi-Kumar y Ravi, 2008; Demyanyk y Hasan, 2010; Tascón y Castaño, 2012), en los que se hace referencia a los trabajos empíricos también aplicados al sector bancario. Puesto que comentar todos los trabajos que forman parte de la literatura científica sobre predicción de crisis de entidades bancarias sería una extensa tarea, hablaremos de los trabajos pioneros que han ido introduciendo las distintas técnicas a las que hemos hecho referencia en el apartado dos de este capítulo, y, basándonos en las revisiones anteriores, recogeremos en el cuadro 6 un resumen de los trabajos que se han desarrollado desde comienzos de la década de los años 70 del pasado siglo hasta la actualidad, y que han realizado estudios empíricos aplicados a las entidades bancarias.

Una buena parte de estos estudios se centran en episodios de fracaso bancario en EEUU, aunque también se han realizado algunos estudios para otros países, y en particular para España a raíz de la crisis bancaria del periodo 1977-85⁷¹. Dedicaremos el último apartado del tema a los estudios empíricos aplicados a las crisis bancarias en nuestro país.

El primer trabajo que podemos encontrar aplicado al estudio del fracaso bancario en EEUU, es el de Meyer y Pifer (1970). El principal objetivo era identificar aquellas variables financieras que permitían poder distinguir entre bancos fracasados y sanos, partiendo de la suposición de que el fracaso se debía fundamentalmente a la falta de calidad en la gestión y honestidad de empleados y gestores. Por ello, consideraron como variables fundamentales para este estudio, indicadores de eficiencia, de calidad de activo y liquidez.

Posteriormente Sinkey (1975) introduce el análisis discriminante multivariante, llegando a la misma conclusión que Meyer y Pifer (1970) en cuanto al comportamiento del modelo. Las variables que utiliza son también tipo CAMEL. A partir de los resultados se desprende que las mejores variables para distinguir entre bancos con

⁷¹ Los orígenes y desarrollo de esta crisis se pueden consultar en Cuervo (1988).

problemas y bancos sin problemas son el ratio de ineficiencia operativa (gastos operativos/ingresos operativos) y el ratio “otros gastos/ingresos totales”.

Dados los inconvenientes que presenta el análisis discriminante en cuanto al requisito de distribución normal de sus variables, se introducen los modelos de regresión logística. El trabajo de Martin (1977) es el primero que utiliza el análisis logit para evaluar la quiebra bancaria durante los años 1975 y 1976, utilizando datos de la Reserva Federal. Las mejores variables predictivas resultaron ser un ratio de rentabilidad, dos de calidad de activo y uno de adecuación de capital. A partir de los resultados, se concluye que este modelo da buenos resultados en el pronóstico del fracaso bancario en el corto plazo, pero los resultados no son buenos cuando nos alejamos más allá de dos años anteriores a la quiebra. Con respecto al análisis probit, es el trabajo de Bovenzi, Marino y McFadden (1983) el primero en aplicar esta técnica al estudio del fracaso bancario.

A partir de estos trabajos pioneros, durante muchos años, tanto el análisis discriminante como el análisis logit han sido los métodos que, por excelencia, se han utilizado en los estudios del pronóstico del fracaso bancario, pudiendo encontrar gran cantidad de trabajos empíricos que aplican alguno de estos métodos al estudio de las crisis bancarias [Santomero y Vinso, 1977; Pettway y Sinkey, 1980; Odom y Sharda, 1990; Swicegood y Clark, 2001; Etemadi, et al., 2009, aplican análisis discriminante; West, 1985; Bell et al., 1990; Logan, 2001; Kolari et al., 2002; Deviz y Podpiera, 2004; Konstandina, 2006; Pogoshyan y Cyhák (2009); Fernández y Llaugel, 2011; Mayes y Stremmel (2012), análisis logit] o ambos (Espahbodi, 1991; Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992; Canbas et al., 2005; Doganay et al., 2006; Boyacioglu et al., 2009; Jordan et al., 2010; Arabi, 2013; Messai y Gallali, 2015)⁷²

A principios de los 90 del pasado siglo, comienzan a aplicarse modelos de inteligencia artificial a las finanzas. Así, el trabajo de Odom y Sharda (1990) es el primero en introducir las redes neuronales artificiales a los estudios de la predicción de crisis bancaria. A partir de los datos financieros de las entidades, realizaron una comparación entre el análisis discriminante y las redes neuronales como modelos de predicción de quiebra. Los resultados obtenidos muestran que las redes neuronales presentan un mayor poder de predicción que el análisis discriminante, siendo los porcentajes de clasificación correcta de un 81,48% y de un 59,26% respectivamente.

⁷² En el cuadro 6 se recoge un resumen de estos trabajos.

A este trabajo siguieron otros en los que se implementaban redes neuronales para el pronóstico del fracaso bancario tales como Bell et al. (1990), Tam (1991), Tam y Kiang (1992), Swicegood y Clark (2001), Ravi y Pramodh (2008), Boyacioglu et al. (2009), Erdal y Ekinci (2013), Messai y Gallali (2015).

Los árboles de clasificación fueron introducidos en los trabajos de Tam (1991) y Tam y Kiang (1992), que realizan una comparación de varias técnicas aplicadas al fracaso bancario, entre las que además del análisis discriminante, y análisis logit, incorporan redes neuronales, el algoritmo de árboles de decisión ID3, y la técnica del k-vecino más cercano.

Posteriormente se introdujeron otras técnicas como el DEA para analizar la eficiencia de las entidades bancarias (Luo, 2003; Kao y Liu, 2004; Konstandina, 2006), la técnica de máquinas de vectores soportes (SVM) (Boyacioglu et al., 2009; Fernández y Llaugel, 2011; Erdal y Ekinci, 2013), o los algoritmos genéticos (Etemadi et al., 2009).

Recogemos en el siguiente cuadro, por orden cronológico, un resumen de los trabajos a los que hemos hecho referencia. No se han incluido en este cuadro los estudios realizados para analizar las crisis bancarias en España, ya que este será el objeto de un apartado específico que desarrollaremos a continuación en este capítulo.

Cuadro 6: RESUMEN ESTUDIOS EMPÍRICOS DE CRISIS BANCARIAS
(no contiene los estudios realizados para las crisis bancarias en ESPAÑA)

		PRINCIPALES RESULTADOS
AUTOR (AÑO)	TÉCNICA	
Meyer y Pifer (1970) EEUU	Análisis de regresión lineal múltiple (primeros en usar análisis de regresión múltiple en predicción del fracaso bancario)	Para realizar el estudio seleccionan una muestra de 78 bancos estadounidenses, 39 sanos y 39 fracasados en el periodo 1948-1965, considerando en el estudio 18 ratios. Los resultados obtenidos mejoran a medida que se incorporan más variables en el modelo. Los errores de clasificación que se obtienen son del 10% y 13% para los errores tipo I y tipo II respectivamente, aumentando al 22% en la muestra de validación en ambos casos.
Sinkey (1975) EEUU	Análisis discriminante univariante Análisis discriminante multivariante (primeros en usar análisis discriminante)	En este estudio se realiza un análisis de la predicción de crisis bancaria, a partir de una muestra emparejada de 220 bancos estadounidenses, 110 entidades que habían fracasado durante el periodo 1972-1973 y 110 entidades no fracasadas, utilizando 10 ratios. En el análisis univariante resultan ser significativos 6 de los 10 ratios considerados. En el análisis multivariante, el modelo con los 10 ratios funciona mejor en el corto plazo. Con respecto al poder de clasificación, el modelo clasifica mejor a los bancos sanos que a los fracasados, y los porcentajes de errores aumentan en la muestra de validación.
Martin (1977) EEUU	Análisis logit Análisis discriminante lineal y cuadrático (primero en usar análisis logit)	En este estudio se aplicó el análisis Logit a la predicción del fracaso bancario, con una muestra de 58 bancos estadounidenses fracasados durante el periodo 1970-1976 y el resto, bancos de la Reserva Federal. De los 25 indicadores inicialmente seleccionados, utilizó los cuatro ratios que se obtuvieron a partir del mejor modelo. Obtuvo buenos resultados en cuanto a porcentaje de clasificación siendo en ambos casos superiores al 90%. En el estudio aplicó también el análisis discriminante lineal, dando mejores resultados el análisis logit; no obstante comprobó que si se aplicaba el análisis discriminante cuadrático, mejoraban los resultados. Realizó el estudio para uno, dos, y hasta 6 años antes de la quiebra.
Santomero y Vinso (1977) EEUU	Análisis discriminante múltiple	Estos autores aplican el análisis discriminante al estudio de la predicción de quiebra bancaria en Estados Unidos, considerando una muestra de 224 bancos comerciales desde enero de 1965 a enero de 1974. A partir de un estudio previo de las variables seleccionadas, introducen en la función discriminante, el ratio de Capital sobre activo y el coeficiente de variación de la cuenta de capital como variables explicativas de crisis, resultando ser significativo el ratio capital sobre activo.
Pettway y Sinkey (1980)	Análisis discriminante múltiple	En este trabajo los autores, a partir de una muestra emparejada de 33 bancos fracasados y 33 bancos no fracasados estadounidenses en el periodo 1970-1975, aplicaron la técnica del análisis discriminante como modelo de sistema de alerta temprana. Utilizaron información contable y también incorporaron en el estudio información del mercado para uno, dos y hasta cuatro años antes de la crisis. Como variables explicativas contables seleccionaron dos ratios, el ratio gastos totales sobre ingresos totales y el ratio Inversiones sobre Activos totales. Los resultados que obtuvieron mostraban a esta técnica como un buen modelo de sistema de alerta de dificultades para las entidades bancarias.

<p>Bovenzi, Marino y McFadden (1983) EEUU</p>	<p>Análisis Probit (primero en usar análisis probit)</p>	<p>Estudian el fracaso bancario en el periodo 1980-1983, utilizando una muestra de 70 entidades fracasadas y 150 entidades no fracasadas estadounidenses. Aplican el análisis probit estableciendo tres modelos, en el primero incorporan sólo información obtenida a partir de los estados contables, y en los otros dos también incorporan información de los informes de supervisión. Los resultados obtenidos muestran que a medida que se aleja el momento de la quiebra, el modelo que mejor clasifica es el que tiene en cuenta sólo datos contables, aunque los otros dos dan mejores resultados sólo para un año antes del fracaso</p>
<p>West (1985)</p>	<p>Análisis Logit Análisis factorial</p>	<p>En este trabajo, el autor desarrolla un modelo combinado, utilizando el análisis factorial y la regresión logística. Ambos modelos se utilizan para medir el estado de las instituciones individuales y asignar a cada una la probabilidad de ser un banco con problemas. El modelo emplea ratios financieros ampliamente utilizados, e información tomada de exámenes bancarios. Las variables usadas en el modelo logit son muy similares a las del sistema CAMEL. Los resultados empíricos muestran que la combinación de ambos modelos presenta mejores resultados que los modelos simples, por lo que el modelo que propone puede considerarse un buen método para evaluar la probabilidad de fracaso de las entidades bancarias.</p>
<p>Odom y Sharda (1990)</p>	<p>Redes neuronales Análisis discriminante. (primeros en aplicar las redes neuronales)</p>	<p>Estos autores son los primeros en aplicar la técnica de las redes neuronales al estudio del fracaso bancario. Utilizan una muestra de 129 bancos y consideran cinco variables explicativas definidas a través de ratios financieros, obteniendo buenos resultados. Aplican en el estudio un modelo de redes neuronales y lo comparan con los resultados que ofrece el análisis discriminante con los mismos datos. Obtienen como resultado que el modelo de redes neuronales propuesto tiene un mayor poder de predicción que el análisis discriminante, presentando un porcentaje de clasificación del 81'48% y del 59'26% respectivamente.</p>
<p>Bell et al. (1990)</p>	<p>Redes neuronales - Perceptron multicapa Análisis Logit</p>	<p>En este trabajo los autores realizan una comparación entre el análisis Logit y las redes neuronales como modelos de predicción de fracaso, aplicándolos al estudio de la insolvencia de bancos comerciales. Para ello construyen una red perceptrón con varias capas y aplican también el análisis Logit. Utilizan una muestra de aprendizaje, formada por 1.008 bancos, de los que 102 eran fracasados, y utilizan otra muestra para validar el modelo formada por 1.059 bancos, de los que 131 eran fracasados. Los resultados que obtuvieron en el estudio fueron comparados con los obtenidos aplicando el análisis logit, obteniendo el perceptrón multicapa resultados algo mejores.</p>
<p>Espanbodi (1991) EEUU</p>	<p>Análisis discriminante múltiple Análisis Logit</p>	<p>Realiza un estudio empírico comparando la capacidad predictiva del análisis logit y del análisis discriminante para la predicción del fracaso bancario. Utiliza una muestra de 48 bancos fracasados en EEUU en 1982 y 48 bancos no fracasados, y trece ratios financieros. Las pruebas de validación realizadas, as, como los porcentajes de clasificación correcta, muestran que los modelos logit y discriminante desarrollados en este estudio son útiles para predecir las posibles quiebras bancarias, obteniendo mejores resultados con el análisis logit; para un año antes de la quiebra, y con el análisis discriminante para dos años antes de la quiebra, y en ambos casos clasifica mejor a los bancos fracasados. Concluyen que la probabilidad de crisis aumenta cuando se acompaña de una mala calidad de préstamos y una mala gestión.</p>

<p>Tam (1991) Tam y Kiang (1992) TEXAS</p>	<p>Análisis discriminante Regresión Logística Algoritmo k-vecino más cercano Arboles de decisión ID3 Redes neuronales con avance libre Redes neuronales con retropropagación</p>	<p>Estudian la predicción del fracaso bancario en Texas aplicando diferentes técnicas, como modelos predictivos de crisis bancaria. En ambos estudios los autores comparan los resultados de estos métodos como modelos de predicción del fracaso bancario, utilizando 19 indicadores, para una muestra de 59 bancos fracasados en el periodo 1985-1987, y 59 bancos no fracasados. A raíz de los resultados obtenidos concluyeron que el poder predictivo de las redes neuronales con retropropagación resultó ser superior al del resto de los modelos.</p>
<p>Logan (2001) UK</p>	<p>Análisis Logit</p>	<p>Este estudio utiliza un modelo logit para analizar las distintas características de los bancos que fracasaron en el Reino Unido en 1991, durante los dos años antes de la crisis, realizando una comparación con los que sobrevivieron. Se obtuvieron como medidas de debilidad bancaria un bajo crecimiento de los préstamos, baja rentabilidad y la falta de liquidez, resultando ser buenos predictores del fracaso bancario en el corto plazo la elevada dependencia de los ingresos netos por intereses y el bajo nivel de apalancamiento. El mejor indicador líder a largo plazo resultó ser el crecimiento rápido de préstamos en el boom anterior.</p>
<p>Swicegood y Clark (2001) EEUU</p>	<p>Análisis discriminante Redes neuronales con retropropagación</p>	<p>En este estudio comparan el análisis discriminante y las redes neuronales con retropropagación así como el juicio humano en el estudio de la predicción del fracaso bancario. Llegaron a la conclusión de que las redes neuronales con retropropagación podían autogenerar otros dos modelos que identificaban el bajo rendimiento de los bancos. Además, como en otros trabajos, estos autores concluyeron que las redes neuronales tenían un mayor poder predictivo comparado con el análisis discriminante.</p>
<p>Kolari, et al. (2002) EEUU</p>	<p>Análisis Logit</p>	<p>Desarrollaron un sistema de alerta temprana y de reconocimiento de rasgos para los bancos estadounidenses. Aplican el modelo logit para uno y dos años antes de la quiebra, utilizando dos muestras diferentes. En ambos casos el porcentaje de clasificación correcta el superior al 95%. Con respecto al modelo de reconocimiento de rasgos, éste mostró mejores resultados que el modelo logit dos años antes del fracaso, sin embargo el modelo logit obtiene mejores resultados en el corto plazo.</p>
<p>Luo (2003)</p>	<p>DEA</p>	<p>Utiliza el modelo DEA para evaluar tanto la eficiencia con respecto a la rentabilidad como la eficiencia comercial de una muestra de 245 grandes bancos. A través de este modelo analiza los ingresos de los bancos y ganancias como medidas de eficiencias. El autor encuentra que alrededor del 14% de las entidades presentan un mayor nivel de rendimiento de la rentabilidad, pero menor nivel de rendimiento comercial. Con respecto a la predicción de las crisis bancarias, los resultados muestran que la eficiencia técnica global con respecto a la rentabilidad está asociada directamente a la probabilidad de fracaso por lo que es un buen indicador para predecir la probabilidad de quiebras bancarias.</p>
<p>Kao y Liu (2004) TAIWAN</p>	<p>DEA</p>	<p>Estos autores formulan un modelo DEA para evaluar el desempeño de los bancos. Su estudio hace predicciones anticipadas de la actuación de 24 bancos de Taiwan basado en datos financieros inciertos (dados en rangos) y también presenta la predicción de los índices de eficiencia (de nuevo en rangos). Ellos encuentran que los índices de eficiencia pronosticados por el modelo son similares a los reales (calculados a partir de los datos). También muestran que los malos resultados de los dos bancos afectados por la Reestructuración Financiera del Fondo de Taiwan en realidad podría haberse previsto con antelación con el método propuesto.</p>

<p>Derviz y Podpiera (2004) REPÚBLICA CHECA</p>	<p>Análisis Logit</p>	<p>Estudiaron la relación entre los movimientos de las variables tipo CAMELS y la calificación de las entidades a través del índice Standard&Poors (S&P) en el largo plazo, como indicador de fracaso bancario, en la República Checa, en el periodo 1998-2001, cuando los tres mayores bancos representaban aproximadamente el 60% del activo total del sector bancario checo. Aplicaron el análisis logit en el estudio obteniendo que las variables tipo CAMELS que resultaron ser significativas fueron el valor del activo total en riesgo, el ratio adecuación de capital, y el ratio préstamos totales sobre activos totales, que explican el 84% de la variación de la varianza. También consideraron otros indicadores como el diferencial de las tasas de créditos que resultó ser también significativo. Los resultados obtenidos mostraron que este modelo presentaba una exactitud en la predicción del 70%, siendo dichas variables buenas predictoras de la calificación del índice S&P para las entidades sobre todos en el muy corto plazo.</p>
<p>Canbas et al. (2005) TURQUÍA</p>	<p>Análisis discriminante Regresión logística-Logit Probit Análisis de componentes principales</p>	<p>Estos autores desarrollaron un sistema de alerta temprana integrado, combinando diferentes técnicas ampliamente utilizadas en el estudio de la predicción de crisis bancarias, análisis discriminante, análisis logit y análisis probit. Utilizando una muestra de 40 bancos comerciales que operaban en Turquía durante el periodo 1997-2003, 21 de ellos fracasados. Para el estudio, de los 49 ratios financieros publicados en la asociación bancaria de Turquía seleccionaron 12, a los que aplicaron un análisis de componentes principales, obteniendo sólo 3 ratios significativos, adecuación de capital, estructura de ingresos sobre gastos y liquidez, a partir de los cuales aplicaron el análisis discriminante, análisis logit y análisis probit, obteniendo unos porcentajes de clasificación correcta total del 90%, 87'5% y 87'5% respectivamente, para un año antes de la quiebra, disminuyendo estos a medida que se aleja el momento de la crisis.</p>
<p>Konstandina (2006) RUSIA</p>	<p>Análisis Logit Modelo de Riesgo Proporcional DEA</p>	<p>Realizó un estudio sobre la predicción del fracaso bancario en Rusia durante el periodo 1999-2003, en el que aplicó diversas técnicas: análisis logit para determinar los factores que influyen en la probabilidad de crisis, el modelo de riesgo proporcional para determinar los factores que influyen en el tiempo de supervivencia, y el modelo DEA para determinar la eficiencia como indicador de gestión. Como variables explicativas, además de indicadores propios del sector bancario tipo CAMEL, consideró indicadores macroeconómicos con base anual y con base semestral. En los resultados obtenidos se mostró que, si bien los factores específicos de los bancos juegan un papel importante en la explicación del fracaso, las variables macroeconómicas, sin embargo, no resultaron ser significativas. Concluyeron además que la eficiencia es un factor significativo, por lo que la calidad de gestión también es un factor importante, así como la liquidez, en el pronóstico del fracaso.</p>
<p>Doganay et al. (2006) TURQUÍA</p>	<p>Regresión múltiple Análisis discriminante Logit y Probit</p>	<p>El propósito de este estudio es desarrollar sistemas de alerta temprana que predican el fracaso bancario en los bancos turcos, al menos, tres años antes de la fecha del fracaso financiero. Se utilizan una serie de modelos estadísticos multivariados como la regresión múltiple, análisis discriminante, logit, probit, y se realiza una comparación del poder de predicción de estos modelos, resultando ser el modelo logit el más apropiado. Además, las variables significativas obtenidas a través de los modelos explican muy bien las causas de los fracasos de las entidades bancarias de la muestra. Los buenos resultados confirman que el modelo propuesto puede ser utilizado para predecir la probabilidad de quiebra financiera de los bancos turcos.</p>

<p>Ravi y Pramodh (2008) TURQUÍA ESPAÑA</p>	<p>Redes neuronales Análisis de componentes principales</p>	<p>Los autores proponen la aplicación de una red neuronal de componentes principales para la predicción de quiebra en los bancos comerciales; aplican el análisis de componentes principales para determinar el conjunto de nodos de entrada, y a partir de ellos construyen la arquitectura de red. Para realizar el estudio empírico y probar la eficacia del algoritmo propuesto, seleccionan dos muestras, una compuesta por bancos turcos y otra compuesta por bancos españoles, y para cada una, seleccionan un conjunto de ratios ampliamente utilizados en estudios anteriores correspondientes a dichos países. Los resultados muestran una alta capacidad de discriminación de este modelo en la dos muestras y un alto poder predictivo en la validación cruzada. Además representan a través de la curva ROC, la especificidad y la sensibilidad del modelo, y compararon a través del área bajo la curva AUC la eficacia de este modelo con respecto a otras arquitecturas de redes neuronales, mostrando que el modelo propuesto superaba al resto.</p>
<p>Boyacioglu et al. (2009) TURQUÍA</p>	<p>Perceptrón multicapa Aprendizaje competitivo Mapas autoorganizativos Cuantificación de vectores de aprendizaje Máquinas de vectores soporte Análisis discriminante multivariante Análisis cluster con k-medias Análisis de regresión logística</p>	<p>El objetivo de este trabajo es estudiar si existen diferencias significativas entre los distintos modelos utilizados en la predicción de quiebra de una muestra de bancos que operaban en Turquía durante el periodo 1997-2003. Para ello se han aplicado y evaluado cuatro modelos diferentes basados en redes neuronales, el modelo máquina de vectores soporte y tres métodos estadísticos multivariantes. Se utilizó una muestra de entrenamiento y una muestra de validación. Seleccionaron 20 variables (3 de adecuación de capital, 5 de calidad de activos, 1 de gestión, 5 de rentabilidad, 2 de liquidez y 4 de sensibilidad al riesgo de mercado) Para seleccionar las variables del modelo se aplicó el análisis factorial a los 20 ratios, resultando dos de calidad de activos los más significativos, seguidos de un ratio de adecuación de capital y otro de rentabilidad, que explican más del 21% de la varianza total, por lo que son los que mejor explican los cambios en las condiciones financieras de los bancos. Los resultados obtenidos muestran que las técnicas percepción multicapa (MLP) y cuantificación de vectores de aprendizaje (LVQ) son las que obtienen mejores resultados, si bien el modelo máquinas de vectores soporte (SVM) y los métodos estadísticos multivariantes también mostraron resultados satisfactorios.</p>
<p>Etemadi, et al. (2009) IRAN</p>	<p>Modelo de programación genética Análisis discriminante multiple</p>	<p>En este trabajo, los autores aplicaron la programación genética como método para predecir la crisis bancaria en Irán. Utilizaron una muestra de 144 bancos quebrados y no quebrados, que cotizaban en la bolsa de Teherán, y utilizaron como método comparativo el análisis discriminante. Con el modelo de programación genética se obtuvieron mejores resultados que con el análisis discriminante, presentando en el primer caso un porcentaje de predicción correcta del 94% para la muestra de entrenamiento y del 90% para la muestra de validación, siendo en el caso del análisis discriminante del 77% y 73%, respectivamente.</p>
<p>Pogoshyan y Cyhák (2009) EUROPA</p>	<p>Análisis Logit</p>	<p>Estos autores presentan la primera base de datos de los fracasos de bancos individuales ocurridos en la Unión Europea desde mediados de los años 90 del pasado siglo hasta 2008. Su objetivo es analizar las causas de las crisis bancarias en Europa, e identificar los indicadores que pueden llegar a distinguir entre las entidades sanas de las fracasadas. Para ello seleccionaron seis indicadores financieros de cada una de las categorías CAMEL y aplicaron el modelo logit obteniendo como porcentajes de clasificación correctas el 55,7% de las entidades fracasadas y el 99,7% de las entidades no fracasadas.</p>

Jordan et al. (2010) EEUU	Análisis discriminante. Análisis Logit	Este artículo examina los 225 bancos que fallaron entre el 2 de febrero de 2007 y el 23 de abril de 2010, comparándolas con una muestra aleatoria de los bancos que no habían fracasado hasta el 23 de abril de 2010. Para realizar el estudio aplican la regresión logística y el análisis discriminante con datos trimestrales de un año, dos años, tres años, y cuatro años antes de la quiebra de un banco para determinar si el fracaso se podría haber predicho. El modelo es estadísticamente significativo al nivel del 1% y predice las quiebras bancarias, con el 88,2% de exactitud un año antes de fracaso, el 78,6% dos años antes del fallo, el 71,4% tres años antes del fracaso, y el 66,0% cuatro años antes del fracaso.
Fernández y Llaugel (2011) REPÚBLICA DOMINICANA	Regresión logística (Logit) Máquina de vectores soporte	En este trabajo se realiza un estudio de la crisis bancaria ocurrida en la República Dominicana en el periodo 2002-2004. Para ello, utilizan 30 indicadores financieros y aplican como método de predicción la regresión logística y el método SVM, comparando la eficacia de ambos como métodos de predicción de quiebra. A partir de los resultados obtenidos muestran como el método SVM fue más efectivo a la hora de detectar bancos con problemas que la regresión logística.
Mayes y Stremmel (2012) EEUU	Análisis logit Modelo de tiempo de supervivencia (Hazard model)	Los autores estudian el fracaso bancario en Estados Unidos desde 1992 hasta 2012. Para ello utilizan variables que representan a cada una de las categorías CAMELS y aplican dos modelos, el análisis logit y el modelo de tiempo de supervivencia discreta. A partir de los resultados obtenidos muestran la robustez y estabilidad de estos indicadores utilizados tradicionalmente en la predicción de las crisis bancarias en la utilización de la predicción de crisis recientes. Con respecto a los modelos, ambos presentan un elevado poder de predicción, y en el caso del modelo logit, hasta dos años antes de la quiebra, siendo los porcentajes de clasificación correcta obtenidos en ambos modelos del 80% y del 98% respectivamente, por lo que el segundo modelo proporciona mejores y excelentes resultados.
Arabi (2013) SUDAN	Análisis discriminante Análisis de regresión logística	El objetivo de este trabajo es estimar el fracaso bancario a través del análisis discriminante y de la regresión logística, utilizando indicadores tipo CAMEL. Los resultados que se obtienen reflejan que los indicadores de beneficios seguidos de los de calidad de activo, liquidez y adecuación de capital, son los que más influyen en la estimación del fracaso bancario. Con respecto al poder de clasificación, los resultados obtenidos muestran un porcentaje de clasificación correcta total del 87,8%, mostrándose así como un buen modelo de predicción de crisis bancaria.
Erdal y Ekinci (2013) TURQUÍA	Análisis de componentes principales Máquina de vectores soporte Perceptrón multicapas Redes neuronales con función Radial	En este trabajo se estudia el fracaso de las entidades bancarias en Turquía durante el periodo 1997-2001. Se utiliza una muestra de 37 bancos, 17 son bancos fracasados y 20 bancos no fracasados. A partir de 26 ratios financieros elaboran 26 modelos en los que van añadiendo una variable más en cada uno de ellos y esto lo hacen para cada una de las técnicas. Comparan los resultados obtenidos por las tres técnicas utilizadas, concluyendo que el método de máquinas de vectores soportes y las redes neuronales son los que dan un mejor resultado en términos de poder de predicción, en 21 de los 26 modelos elaborados, ofreciendo resultados muy similares con respecto a las porcentajes de clasificación global; por otro lado, el modelo de perceptrón multicapa es el que mostró un poder de predicción más bajo.
Messai y Gallali (2015) EUROPA	Análisis discriminante Análisis logit Redes neuronales	En este trabajo se realiza un estudio sobre la crisis bancaria en Europa. Para ello seleccionan una muestra de 618 bancos comerciales de 18 países europeos. Como variables explicativas seleccionaron un total de 10 ratios financieros dentro de las categorías CAMEL, que calcularon a partir de los datos extraídos de la base de datos Bankscope durante el periodo comprendido entre 2007 y 2011, y de los que sólo 7 resultaron ser significativos. Con éstos aplican tres métodos, análisis discriminante, logit y redes neuronales, para un año y dos años antes del fracaso, en la búsqueda del método más idóneo como sistema de alerta temprana de crisis bancaria. Los resultados obtenidos ponen de manifiesto la bondad de los tres métodos como sistemas de alerta temprana, siendo los porcentajes de clasificación correcta total de los tres métodos, aproximadamente del 77%, 76% y 80% respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

5.2.1.- Estudios empíricos sobre predicción de crisis de entidades bancarias en España.

En España, los primeros trabajos sobre predicción de crisis bancarias no se comenzaron a desarrollar hasta mediados de los años 80, a raíz de los numerosos fracasos bancarios ocurridos en el periodo 1977-85, que originaron la mayor crisis bancaria del sistema en España, hasta el estallido de la ocurrida recientemente.

Los primeros que analizaron la crisis del sector bancario en España con modelos como los que exponemos en este capítulo, fueron Laffarga et al. (1985,1986a, 1986b, 1987, 1991), y Pina (1989); a partir de los datos contenidos en las cuentas anuales de las entidades bancarias, y publicados en el Anuario Estadístico de la Banca Privada, seleccionaron y calcularon un conjunto de ratios significativos, frecuentemente utilizados en el análisis financiero, para analizar los diferentes aspectos que podrían permitir, de algún modo, detectar señales de alerta de la crisis bancaria ocurrida en España durante el periodo 1978-1983. En el trabajo de Laffarga et al. publicado en 1987 realizan un estudio comparativo entre el análisis discriminante y el análisis logit como modelos de predicción de crisis bancaria utilizando cuatro ratios financieros, concluyendo que, si bien ambos métodos tienen prácticamente el mismo poder explicativo, el modelo logit presenta un mayor porcentaje de clasificación correcta.

El objetivo del trabajo de Pina (1989) era realizar un estudio sobre la validez de la información contenida en los estados contables para la predicción de la quiebra, aplicándolo al caso particular de la predicción de la crisis bancaria en España durante el periodo 1977-1985. Seleccionó un total de nueve ratios contables que miden la liquidez, la autofinanciación, la rentabilidad económica, la rentabilidad financiera, el apalancamiento financiero y el coste de ventas, calculados a partir de los datos contenidos en los estados contables publicados en el Anuario Estadístico de la Banca Privada en España. Para realizar el análisis, comenzó aplicando un modelo de regresión lineal para la selección inicial de los ratios, rechazando aquellos que presentaban un valor t^2 poco significativo, y posteriormente utilizó el análisis logit, con método de selección paso a paso, para seleccionar las variables independientes, poniéndose de manifiesto, con los resultados obtenidos, que los indicadores con mayor capacidad explicativa eran los ratios de rentabilidad y de liquidez. Además, el modelo propuesto, que contenía información combinada de tres años consecutivos, mostró un excelente poder de clasificación, clasificando correctamente el 100% de la muestra.

Otro trabajo significativo en el estudio de la crisis bancaria española durante el periodo 1978-1983, es el de Rodríguez-Fernández (1989). En este trabajo, a partir de los datos contables de las entidades bancarias se elaboraron 15 ratios para medir el riesgo del activo, el riesgo de transformación, el riesgo operativo, la inadecuación del capital y la falta de rentabilidad. En el estudio se aplicó el análisis logit, y se utilizó el método paso a paso como método de selección de las variables independientes, resultando ser una combinación lineal de tres de estas variables las que demostraron tener una gran capacidad explicativa, presentando también el máximo porcentaje de clasificación correcta para las entidades de la muestra utilizada en la estimación. Los resultados del estudio además pusieron de manifiesto el alto poder explicativo de los ratios de rentabilidad y adecuación de capital en el corto plazo, que coincide además con los resultados obtenidos por Martin (1977) en su estudio para el caso de la crisis bancaria en Estados Unidos.

En este mismo año, se publicaba también el trabajo de Martínez et al. (1989) en el que, para una muestra de 89 bancos españoles, y para un periodo de cuatro años consecutivos, se calcularon a partir de las cuentas anuales recogidas en el Anuario Estadístico de la Banca Privada doce ratios contables, que recogían la estructura del pasivo y su riesgo, el riesgo de divisas, la cobertura de riesgo, la liquidez, la proporción de activos no rentables, el coeficiente de garantía, el coste medio del pasivo, el crecimiento de los gastos generales, el apalancamiento financiero y la rentabilidad. Además introdujeron en el estudio una variable dicotómica que toma valor 1 si el banco fue fundado antes de 1964 y 0 en caso contrario, con la que trataban de medir si de alguna forma influyó en la crisis de las entidades la apertura a la creación de bancos que se dio a partir de 1964. Para el estudio se estimaron dos modelos, un modelo predictivo de la probabilidad de crisis y un modelo de control para identificar aquellas actuaciones que puedan hacer disminuir la probabilidad real de crisis de las entidades bancarias; ambos modelos presentaron resultados satisfactorios en cuanto al porcentaje de clasificación correcta, clasificando correctamente a más del 96% de las entidades.

A partir de este momento, a medida que se fueron desarrollando las diferentes técnicas estadísticas y econométricas, y las técnicas de inteligencia artificial en el campo del fracaso empresarial, estas se han ido incorporando también a los estudios empíricos que se han realizado aplicados al sector bancario en España.

El primer trabajo que encontramos en el que se aplican técnicas de inteligencia artificial para el estudio de la crisis bancaria en España es el de Serrano-Cinca y Martín del Brío (1993), en el que se aplican dos modelos de redes neuronales, el modelo perceptrón multicapa (RN-PM o *MP-NN*) y el sistema de mapas autoorganizados (RN-MO o *SOM-NN*). Para realizar este estudio, seleccionaron nueve ratios financieros, los propuestos por Pina (1989), que calcularon a partir de los datos recogidos en el Anuario Estadístico de la Banca Privada, para una muestra de 66 bancos, 29 de ellos fracasados. Construyeron una red perceptrón multicapa con nueve neuronas en la capa de entrada, diez neuronas en la capa intermedia y una en la capa de salida, clasificando correctamente cerca del 94% de la muestra. En el caso de los mapas autoorganizados, éstos permitieron detectar zonas de solvencia y de insolvencia y también se obtuvieron buenos resultados, clasificando correctamente el 97% de la muestra. Esta técnica puede considerarse como complementaria de la anterior, permitiendo además estudiar la evolución de las entidades en el tiempo⁷³.

Olmeda y Fernández (1997) fueron los primeros autores que aplicaron los árboles de decisión como técnica de clasificación en los estudios sobre predicción de fracaso bancario en España. Tomaron una muestra de 66 bancos que operaban en el sistema bancario español en el periodo 1977-1985, que dividieron en dos muestras, una de entrenamiento y otra de validación, y consideraron como variables explicativas, las nueve variables propuestas por Pina (1989). Además aplicaron otras técnicas como las redes neuronales estándar con una sola capa oculta y entrenada con retropropagación y dos métodos estadísticos, el análisis discriminante y el análisis logit. Para aplicar los modelos de árboles de decisión, utilizaron dos algoritmos, el algoritmo MARS y el C4.5, pues si bien ambos son en su modelización teórica muy similares, al utilizar distintas estructuras pueden proporcionar soluciones diferentes. Los resultados que se obtuvieron con las diferentes técnicas pusieron de manifiesto que la que mejor poder predictivo presentaba eran las redes neuronales con retropropagación, seguidas del análisis logit, a continuación los algoritmos MARS y C4.5 y finalmente el análisis discriminante. Los autores además desarrollaron un modelo híbrido en el que combinaban varias técnicas, llegando a obtener mejores resultados que con los modelos simples.

En un estudio posterior Mar-Molinero y Serrano-Cinca (2001) aplicaron la técnica de escalados multidimensionales, completada con análisis logit y probit, al pronóstico del

⁷³ Los mapas autoorganizados pueden equipararse a las técnicas de escalado multidimensional.

fracaso bancario en España. Para hacer el estudio, utilizaron la misma muestra y las mismas variables que las utilizadas por Serrano-Cinca y Martín del Brío (1993). Construyen un mapa de dos dimensiones en el que aparecen representadas las 66 entidades bancarias de la muestra. Se observa que, al igual que en el trabajo de Serrano y Martín del Brío, en los mapas se pueden identificar zonas de solvencia y zonas de insolvencia, y es posible observar cómo las entidades se van desplazando hacia las zonas de insolvencia a medida que se acerca el momento en que ésta se va a producir. Con respecto al análisis logit y probit, concluyen que las variables de rentabilidad y de liquidez son indicadores importantes para detectar la crisis de los bancos españoles.

En los años siguientes, mientras la economía española vivía un periodo de auge y crecimiento económico, fueron escasos los trabajos que se dedicaron al estudio del fracaso bancario.

Tras la crisis financiera que se inició en 2007 en Estados Unidos, y motivado por el profundo proceso de reestructuración bancaria por el que está pasando el sistema bancario español en estos últimos años, surgió de nuevo un gran interés por el estudio de los modelos de predicción de crisis bancarias.

Dicha crisis ha afectado a todo el mundo, si bien, ha tenido una incidencia especial en el sector bancario en España. En concreto, las cajas de ahorros han desaparecido tras más de un siglo desarrollando su actividad financiera, a raíz de las condiciones impuestas por el Banco de España, el Ministerio de Economía y el Fondo de reestructuración ordenada bancaria y organismos internacionales, para salvar al sistema financiero español. Algunos autores, han desarrollado estudios sobre la situación financiera de las entidades bancarias, y en particular de las cajas de ahorros españolas, antes de producirse la reestructuración para comprobar si hubiese sido posible predecir los problemas financieros de estas entidades.

Así, Sagarra et al. (2011) realiza un estudio sobre el proceso de reestructuración de las cajas de ahorros en España, para determinar si en las cajas que necesitaron ayuda tras la reciente crisis financiera, existían previamente debilidades financieras. Seleccionaron una muestra de 43 cajas de ahorros españolas, y 22 ratios financieros (además de dos ratios de eficiencia obtenidos mediante la aplicación del DEA) que obtuvieron a partir de los datos contables de las entidades en el año 2008. Para realizar el estudio, tras aplicar un análisis factorial para reducir la dimensionalidad del

problema, aplicaron la técnica de escalados multidimensionales introduciendo las diez dimensiones correspondientes a las diez principales cargas factoriales y fueron evaluando el valor del estrés de las cajas en configuraciones con distinto número de dimensiones, desde una hasta nueve. Los resultados pusieron de manifiesto que las cajas de ahorros que presentaron problemas durante la crisis financiera, por regla general presentaban niveles bajos en los ratios de solvencia, rentabilidad y eficiencia, así como los más altos niveles de riesgo asumido.

Otro trabajo que podemos encontrar en esta línea es el de Climent-Serrano (2013), cuyo objetivo es analizar los factores determinantes de la solvencia de las entidades financieras españolas durante el periodo 2006-2009, anterior a la crisis. Entre estos factores se incluyen el tamaño de la entidad y el tipo de la entidad (caja o banco) para comprobar cuáles son las masas patrimoniales que han sido determinantes en este proceso. Los resultados muestran que, entre los factores determinantes de la solvencia, los más significativos son los de calidad de los activos, morosidad, empresas participadas sobre activos y también el tamaño y el tipo de entidad, mostrando así que la dirección marcada por el Banco de España en el proceso de reestructuración era acertada.

En 2014, Redondo y Rodríguez publicaron un modelo de clasificación de entidades bancarias a partir del análisis discriminante multivariante, aplicado a la crisis bancaria en España. Para ello seleccionaron dos muestras, una de estimación y otra de validación, de entidades de depósitos en dos situaciones distintas, entidades solventes y entidades con dificultades financieras, tomando los datos correspondientes a los años 2008 y 2009, que corresponden a un año antes de las respectivas situaciones de fracaso. Las cuatro variables más significativas como indicadores de vulnerabilidad resultan ser el tamaño, un ratio de estructura de activos, la tasa de crecimiento de las inversiones y la tasa de crecimiento anual de los fondos propios, esta última en sentido contrario, es decir, que ha contribuido a eludir las dificultades financieras y a fortalecer la solidez de la entidad. En cuanto al poder de clasificación, los resultados obtenidos son satisfactorios, obteniendo un porcentaje de clasificación correcta del 87,9% en la muestra de estimación y del 87,1% en la muestra de validación, lo que verifica la fiabilidad de la función estimada.

Concluimos este apartado con el siguiente cuadro que, a modo de resumen, recoge todos estos trabajos, indicando el autor, la muestra, las variables explicativas, la metodología utilizada y sus principales resultados.

Cuadro 7: RESUMEN ESTUDIOS EMPÍRICOS SOBRE LAS CRISIS BANCARIAS EN ESPAÑA.

CRISIS BANCARIA EN ESPAÑA PERIODO 1978-1983				
Autores (año)	Datos y Muestra	VARIABLES INDEPENDIENTES	Técnicas empleadas	Resultados
Laffarga, Martín y Vázquez (1985, 1986a, 1986b, 1987)	Datos procedentes del Anuario estadístico de la Banca Privada correspondientes a 47 bancos, de los cuales 22 fueron intervenidos.	Consideran catorce ratios: -Créditos+ cartera de valores/activo total -Créditos/activo total -Créditos /capital +reservas -Activo fijo/activo total -Activo circulante/pasivo exigible -Capital circulante/gastos del ejercicio -Reservas/pasivo total -Pasivo exigible/pasivo total -Beneficio neto antes de impuestos/activo total -Beneficio neto antes de impuestos/capital+resevas -Beneficio neto antes de impuestos/pasivo exigible -Gastos y amortización del ejercicio /productos del ejercicio -Intereses y comisiones pagadas/productos del ejercicio.	Análisis discriminante Análisis Logit.	Realizan un estudio de la crisis bancaria en España durante el periodo 1978-1983. En un contexto univariante, para un año y dos antes del fracaso, resultan significativos los indicadores de rentabilidad y liquidez. Aunque el poder de clasificación empeora conforme nos alejamos del momento del fracaso. En el contexto multivariante, obtienen dos funciones discriminantes para un año y dos años antes de la quiebra respectivamente. En ambas las variables significativas vuelven a ser ratios de rentabilidad y de liquidez, aunque representados por diferentes ratios. En el último trabajo, realizan una comparación entre el análisis discriminante y el análisis logit, poniéndose de manifiesto que la significación varía de un modelo a otro. El modelo discriminante explica el 99,2% de la varianza de la variable dependiente mientras que el modelo logit explica el 99,5%. El modelo discriminante clasifica correctamente el 86,91% de los casos, mientras que el modelo logit alcanza un 93,40%.
Pina (1989)	Datos financieros públicos para los años 1975-1981. La muestra formada por 18 entidades intervenidas por el Fondo de Garantía de Depósitos en el periodo 1978-82 y 20 que no fueron intervenidas en ese periodo.	Considera nueve ratios: -Activo circulante/activo total -Activo circulante – tesorería/ activo total -Activo circulante/pasivo exigible -Reservas/pasivo exigible -Beneficio neto/activo total -Beneficio neto/neto -Beneficio neto/pasivo exigible -Costes de ventas/ventas brutas -Beneficio+ amortizaciones+ provisiones/pasivo exigible	Análisis Logit.	Con este trabajo quería estudiar si la información contable de las entidades bancarias españolas era válida para predecir quiebras en el sector. Aplica en primer lugar un modelo de regresión lineal para selección inicial de ratios, y a continuación aplica varios modelos logit, con método de selección paso a paso de las variables independientes. Uno de estos modelos lo elabora con información combinada de tres años consecutivos, clasificando correctamente la totalidad de la muestra. En cuanto a las variables, las que muestran una mayor capacidad explicativa son los ratios de liquidez y rentabilidad.

<p>Martínez, Sanz y de la Cruz (1989)</p>	<p>Datos del Anuario Estadístico de la Banca Privada de 89 entidades, de las que 37 eran bancos que habían fracasado en el período 1980-83, 4 años consecutivos (el período considerado para cada banco dependerá del año de su crisis, siendo éste aleatorio para los bancos sanos).</p>	<ul style="list-style-type: none"> -Pasivo a corto plazo/pasivo exigible -Efectos y crédito en moneda extranjera/efectos y crédito total -Acreedores en moneda extranjera/acreedores totales -Caja y realizables/pasivo a corto plazo -Fondos propios/ activos de riesgo -Inmovilizado/activo total -Fondos propios/activo total -(Gastos + intereses + comisiones)/pasivo exigible -Gastos generales y de personal/activo total -Beneficio neto/(Gastos + intereses + comisiones) -Beneficio neto/ fondos propios -Beneficio neto/activo total 	<p>Análisis Logit.</p>	<p>Realizan la estimación de dos modelos: un modelo predictivo sobre la probabilidad de crisis de una entidad bancaria, y un modelo de control, capaz de identificar aquellas actuaciones que a corto plazo pueden disminuir la probabilidad real de crisis, aplicando diversos modelos logit para diferentes horizontes temporales</p> <p>Ambos modelos, tanto el de predicción como el de control, clasifican correctamente el 96,6% de los casos. No obstante, mientras que en el primero parecen ser significativos la práctica totalidad de los efectos recogidos por las variables independientes, en el segundo predominan aquellos relativos al riesgo y a la liquidez.</p>
<p>Rodríguez-Fernández (1989)</p>	<p>Ratios obtenidos a partir de los datos contables del año 1981 de los ochenta bancos privados españoles que al terminar dicho año funcionaban con normalidad.</p> <p>Muestra formada por 80 entidades bancarias de las cuales 31 habían sufrido situación de crisis a 31 de febrero de 1983, habiendo presentado una funcionamiento normal en diciembre de 1981.</p>	<ul style="list-style-type: none"> -Inversiones crediticias/ activo total -Valores privados/activo total -Inmovilizado/activo total -Activos de tesorería/total financiación ajena -Activos de tesorería/pasivo entidad crédito -Posición neta en el sistema crediticio/ recursos totales de clientes y otras deudas -Inversiones ordinarias/recursos ordinarios -Recursos de clientes a plazos/ recursos de clientes -Fondos propios libres/inversiones crediticias -Fondos propios/crédito de firma -Costes financieros/productos de la actividad -Margen operacional/ recursos medios clientes -Costes operativos/margen operacional -Amortizaciones, saneamientos y otros/resultado bruto de explotación -Resultado neto/activo total medio 	<p>Análisis Logit.</p>	<p>En este estudio trata de identificar aquellos ratios contables que resulten válidos para explicar los episodios de insolvencias por los que pasaron algunos de los bancos privados españoles durante el período 1978-1983. Para ello aplica el análisis logit, con método de selección paso a paso de variables explicativas, obteniendo tres variables significativas</p> <p>Se demuestra la fuerte capacidad explicativa de una combinación lineal de los tres ratios incluidos en el modelo. La aplicación del modelo a la muestra de estimación, con datos de un año anterior al fracaso, muestra buenos resultados en cuanto a porcentaje de precisión en la clasificación global presentando tasas de clasificación correctas en la muestra de validación que oscilan entre el 91% y 97%.</p>

<p>De Miguel, Revilla, Rodríguez y Cano (1993)</p>	<p>Los mismos que en Rodríguez-Fernández (1989).</p>	<p>Los mismos ratios utilizados por Rodríguez- Fernández (1989).</p>	<p>Redes neuronales.</p>	<p>Estos autores utilizan un modelo complejo de red neuronal supervisada para el análisis de la crisis del sector bancario español de los años ochenta, a partir de los datos del trabajo anterior de uno de sus autores, Rodríguez (1989). Comparan su modelo con diferentes modelos estadísticos. A partir de los resultados obtenidos, muestran que el modelo propuesto proporciona mejores resultados.</p>
<p>Serrano-Cinca y Martín del Brío (1993)</p>	<p>Datos procedentes del Anuario Estadístico de la Banca Privada para 66 bancos. La información para los 29 quebrados que componen la muestra es de un año antes de tener lugar su quiebra, mientras que la información de los 37 no quebrados es de 1982. Utiliza dos submuestras: una de aprendizaje y otra de validación.</p>	<p>Los mismos ratios utilizados por Pina (1989)</p>	<p>Perceptrón multicapa Mapas autoorganizados.</p>	<p>En este estudio se analiza la crisis experimentada por la banca española durante los años ochenta, empleando para ello diversos modelos de perceptrón multicapa y un modelo alternativo de red, los mapas autoorganizados. Las redes perceptrón multicapa construidas alcanzan notables resultados con la ventaja añadida de estar caracterizadas por un diseño relativamente sencillo ya que, por ejemplo, una red con solo 9 neuronas en la capa de entrada, 10 en una capa oculta, y una en la capa de salida consigue casi un 90% de clasificaciones correctas en la muestra de validación, mostrando así una buena capacidad predictiva en el corto plazo.</p>
<p>Olmeda y Fernández (1997)</p>	<p>66 bancos que operaban en el sistema bancario español en el periodo 1977-1985 divididos en dos muestras, una de entrenamiento formada por 34 bancos (15 fracasados y 19 no fracasados) y otra de validación formada por 32 bancos (14 fracasados y 18 no fracasados) de forma alternativa. La información para los bancos fracasados de las muestras es de un año antes de la quiebra, y la de los no quebrados es de 1982.</p>	<p>Los mismos ratios utilizados por Pina (1989)</p>	<p>Análisis discriminante Análisis Logit Redes neuronales con retropropagación Arboles de clasificación y regresión (CART): algoritmo MARS y el C4.5.</p>	<p>En este trabajo, los autores utilizan varias técnicas en el estudio de la predicción de la crisis bancaria en España durante el periodo 1977-1985, como son el análisis discriminante, el análisis Logit, las Redes Neuronales con retropropagación, y dentro de los modelos desarrollados a partir de los Arboles de clasificación y regresión (CART) se aplican el algoritmo MARS y el C4.5. Para implementar el modelo MARS, se consideraron tres iteraciones y más de dieciocho funciones base. Con respecto a las redes neuronales se consideraron diferentes tamaños de red que contienen de 2 a 15 unidades ocultas. Además, se utilizó la validación cruzada como una forma efectiva de encontrar la estructura óptima que minimice la medida del error esperado.</p>

<p>Mar-Molinero y Serrano-Cinca (2001)</p>	<p>66 bancos españoles, 29 fracasados y 37 no fracasados.</p>	<p>Los mismos ratios utilizados por Pina (1989)</p>	<p>Técnica de escalados multidimensionales</p>	<p>Construyen un mapa en dos dimensiones en el que aparecen representadas las 66 entidades bancarias. Claramente se observa una zona de solvencia a la izquierda del mapa y una de insolvencia o fracaso a la derecha. Concluyen por tanto que la dimensión uno (eje de abscisas) es la que mejor separa. Mediante el análisis profit representan en el mismo plano las nueve variables consideradas, concluyendo que la dimensión 1 está relacionada con la rentabilidad y la dimensión 2 con la liquidez. Como la dimensión 1 es clave en la determinación del fracaso, concluyen, al igual que en los estudios previamente comentados, que la rentabilidad fue un factor importante en la crisis de los bancos españoles. Utilizan el mapa construido para situar en el periodo 1973-1990 el Banco de Descuento (a partir de 1980 Banco de Comercio y Crédito) y concluyen que el mapa podría utilizarse para la predicción de la insolvencia al tiempo de determinar cuál sería la principal causa de ésta.</p>
<p>CRISIS BANCARIA EN ESPAÑA PERIODO 2009-20013</p>				
<p>Sagarra et al. (2011)</p>	<p>Datos contables obtenidos de la base de datos Bankscope para un conjunto de 43 cajas de ahorros españolas en el año 2006. Adicionalmente, datos contables de cuatro cajas de ahorros (dos problemáticas frente a dos sin problemas) entre los años 1999 y 2008.</p>	<p>22 ratios financieros (5 de solvencia, 5 de rentabilidad, 4 de liquidez, 4 de riesgo o calidad del activo y 4 de tamaño y crecimiento). Y dos medidas de eficiencia aplicando el método DEA .</p>	<p>Análisis factorial Análisis Logit Método DEA Escalados multidimensionales.</p>	<p>En primer lugar aplican el análisis factorial a las variables, para reducir la dimensión. Realizan el análisis de la predicción del fracaso aplicado a las cajas de ahorros españolas utilizando los datos del año 2006, a través de los diferentes métodos, los cuales pusieron de manifiesto que las cajas de ahorros que han tenido problemas durante la reciente crisis financiera han presentado, por lo general valores bajos en los ratios de adecuación de capital y de rentabilidad, y valores elevados en los ratios de coste de ventas y de sensibilidad al riesgo. Dichas entidades presentaron los niveles más bajos de solvencia, rentabilidad y eficiencia, así como los mayores niveles de riesgo asumido.</p>

<p>Climent-Serrano (2013)</p>	<p>Datos contables de las 59 entidades de crédito que conforman la muestra (las 45 cajas de ahorro y los 14 bancos más importantes), desde el año 2006 hasta el año 2009.</p>	<ul style="list-style-type: none"> -Crecimiento de los créditos/ crecimiento del PIB, -Inversiones en empresas participadas/activo -Activos ponderados por riesgo/activo remunerado -Depósitos de bancos centrales/activos -Débitos en pasivos negociables/activos -Tasa de morosidad ajustada con la cobertura -Incremento depósitos de clientes ajustado por la renta per cápita -Incremento cuentas en que cotizan inversiones inmobiliarias/activos -Rentabilidad de los fondos propios Incluye variable Tipo de entidad (bancos o cajas de ahorros) y Tamaño (logaritmo neperiano del activo total) 	<p>Análisis de regresión</p> <p>Análisis discriminante.</p>	<p>El objetivo de este trabajo es analizar la evolución de la solvencia de las entidades bancarias en España, desde el año 2006, antes del inicio de la crisis financiera, hasta el año 2009 en el que comenzó el proceso de reestructuración bancaria en España. En primer lugar, para obtener las variables más relevantes o significativas, realiza un análisis descriptivo y un análisis de regresión. A continuación aplica un análisis discriminante utilizando como variables independientes las significativas en el análisis de regresión anterior.</p> <p>Ambos análisis parecen demostrar que existen diferencias en los niveles de solvencia entre bancos y cajas de ahorros. Según los resultados obtenidos, los bancos muestran una mejor solvencia que las cajas y se pone de manifiesto que los factores que afectan más negativamente a la solvencia de las entidades son la morosidad y la dependencia de los mercados mayoristas de fondos.</p>
<p>Gutiérrez y Abad (2014)</p>	<p>Estados contables públicos e información con relevancia prudencial de 25 entidades de crédito españolas (7 bancos y 18 cajas de ahorro).</p>	<p>Análisis 1- Pruebas de resistencia vs. Estados contables:</p> <ul style="list-style-type: none"> -Rentabilidad del activo -Rentabilidad de los fondos propios -Intereses y rendimientos asimilados/inversiones crediticias, -Fondos propios/pasivo, -Inversiones crediticias+ cartera de valores/ fondos propios, -Gastos de explotación/margen de explotación, -Inversiones crediticias/activo, -Tesorería/ recursos ajenos. <p>Análisis 2- pruebas de resistencia vs. Información con relevancia prudencial:</p> <ul style="list-style-type: none"> -Recursos propios básicos/ recursos propios computables, -Requerimientos por riesgo de crédito/requerimientos totales -Exposición al riesgo de crédito/ activo. 	<p>Análisis Logit con método de selección paso a paso.</p>	<p>El objetivo del trabajo es comprobar si los resultados de las pruebas de estrés a las que se han sometido las entidades bancarias españolas, pueden predecirse a partir de los indicadores extraídos de los estados contables y la información con relevancia prudencial. Para ello realizan un análisis de regresión logística estándar y también en su versión exacta con método de selección paso a paso de variables independientes.</p> <p>Como resultados se obtiene que los modelos clasifican correctamente entre el 85% y el 90% de los casos. Los resultados muestran que tanto la estructura patrimonial de las entidades como la calidad del capital son las variables con mayor capacidad predictiva. De tal modo que, cuanto menor es la proporción de recursos propios frente a ajenos, o cuanto menor es la calidad de esos recursos propios, mayor es la probabilidad de que la entidad requiera capital adicional.</p>

<p>Redondo y Rodríguez (2014)</p>	<p>Utilizan dos muestras, una muestra de estimación formada por 190 entidades (140 sanas y 50 en dificultades) y una muestra de validación, formada por 170 entidades (131 entidades sanas y 39 entidades fracasadas)</p>	<p>26 ratios contables económico-financieros calculados a partir de los estados contables, y 7 variables de control (2 representativas del tamaño de la entidad, 4 variables de control de la coyuntura económica general y 1 variable artificial de control temporal). Se seleccionaron la variables más significativas, resultando ser cuatro: -Tasa de crecimiento de los fondos propios, -Activo material/ Activo total. -Tasa de crecimiento de las inversiones inmobiliarias. -Logaritmo Neperiano del activo total en miles de euros.</p>	<p>Análisis Discriminante Multivariante</p>	<p>El objeto de este trabajo es estimar un modelo que identifique algunos elementos explicativos de las dificultades financieras por las que pasaron las entidades financieras en el periodo 2008-2010 Tras realizar un análisis descriptivo detallado de las variables explicativas, fueron seleccionadas cuatro de ellas El modelo discriminante lineal clasifica correctamente el 87,9% del total de la muestra de estimación (en el caso de las entidades fracasadas el porcentaje fue del 76%, y del 92,1% el de las entidades sanas). En el caso de la muestra de validación el porcentaje de clasificación correcta global fue del 87,1%. Con respecto a los errores de clasificación, el error tipo I y tipo II en la muestra de estimación fueron del 24% y del 79%, respectivamente.</p>
--	---	--	---	--

Fuente: Elaboración propia.

6.- Conclusiones.

La literatura en sistemas de alarma de base empírica tiene casi medio siglo de recorrido, si hacemos coincidir su origen en la publicación del trabajo de Meyer y Pifer en 1970. Los estudios publicados en esa década y en la siguiente, consideran que las crisis bancarias se originan por debilidades en las entidades bancarias consideradas individualmente, y la información que puede ayudar a su diagnóstico procede, fundamentalmente, de sus estados contables. Las técnicas estadísticas clásicas, el análisis de regresión, el análisis discriminante y los análisis logit y probit son los que predominan en esta oleada de trabajos.

Del análisis de estos trabajos, en términos generales puede concluirse, que las variables tipo CAMELS utilizadas, aparecen como factores relevantes que distinguen a los bancos fracasados de los solventes, variables relacionadas con la rentabilidad, la liquidez y la adecuación de capital en el corto plazo, y variables relacionadas con la calidad del activo y la eficiencia en un plazo más largo. Con relación a las técnicas utilizadas, los resultados, en cuanto al poder explicativo de las variables, son muy similares, y en cuanto a la predicción, los resultados obtenidos con el análisis logit se muestran algo mejores.

A comienzos de la década de los noventa del pasado siglo se empiezan a aplicar técnicas procedentes de la inteligencia artificial, fundamentalmente redes neuronales, que, por lo general, mejoran los resultados en términos de pronóstico, pero que muestran el inconveniente de no conocer la influencia de cada variable en la explicación del fenómeno.

En la década de los noventa y motivado fundamentalmente por la eclosión de crisis bancarias sistémicas, surge una nueva literatura empírica que se fundamenta en que la explicación de estas crisis se debe, fundamentalmente, a factores macroeconómicos, institucionales y políticos. En estos trabajos la unidad de análisis no son las instituciones bancarias individualmente consideradas, sino los sistemas bancarios de cada país a nivel agregado.

Un tercer cuerpo de literatura, que coincide temporalmente con el anterior, supone que a la explicación de las crisis bancarias contribuyen factores tanto microeconómicos como macroeconómicos. Cuando se combinan ambos tipos de variables, los modelos

mejoran en términos de pronóstico, pero son las variables microeconómicas las que resultan más significativas.

Los primeros trabajos se centran sólo en la crisis bancaria de un país. La razón fundamental es que al utilizar ratios financieros, si no existe armonización en la normativa contable, lo que pueden aportar estas variables puede estar influenciado por lo que recoja cada partida de los estados contables en cada país. Este aspecto se ha superado, al menos en lo que respecta a las economías avanzadas europeas y existen trabajos que abordan el análisis de la crisis bancaria englobando a entidades de distintos países.

Prácticamente, no existen dos trabajos, entre los que tratan las crisis bancarias sistémicas, en los que coincidan exactamente las variables explicativas, aunque sí son coincidentes algunas de las denominadas variables institucionales, como pueden ser la liberalización financiera o la existencia de un seguro de depósitos explícito, y algunas variables macroeconómicas, tales como la tasa de crecimiento del PIB, el crédito sobre el PIB, la tasa de crecimiento del crédito interno y el ratio M2/reservas.

Respecto a las técnicas empleadas, tras el “descubrimiento” de las técnicas de Minería de Datos, una panacea en su momento, los autores fueron experimentando, y observaron cómo las ventajas que aportaban éstas aumentaban si se combinaban con técnicas estadísticas clásicas, dando lugar a los denominados modelos híbridos.

Por otra parte, y como la Ingeniería Informática y Computacional no deja de avanzar a pasos agigantados, cada vez son más las técnicas de tratamiento de un gran número de datos. Éstas se irán aplicando progresivamente a un problema que sigue sin resolver y que es de capital importancia para el mantenimiento y buen funcionamiento de los sistemas financieros de los distintos países, cada vez más interconectados.

En este sentido, y motivado por los nuevos episodios de crisis bancarias que se han producido recientemente, la búsqueda de indicadores de solvencia tanto desde una perspectiva microprudencial como macroprudencial, se ha reavivado tanto en la literatura científica que estudia los factores de vulnerabilidad de las entidades bancarias como a nivel institucional.

CAPÍTULO 3

UNA APROXIMACIÓN AL PRONÓSTICO DE LA CRISIS BANCARIA EN ESPAÑA 2009-2013

En este capítulo desarrollamos un estudio con el objetivo de determinar si, a partir de los estados contables disponibles en el inicio de la reciente crisis bancaria española y mediante la utilización de un conjunto de ratios de las categorías CAMEL, utilizados en la literatura previa sobre el fracaso bancario, se podrían haber anticipado las dificultades por las que han atravesado una parte importante del conjunto de las entidades bancarias españolas y conocer, además, en qué medida las variables consideradas han contribuido a la explicación de la misma.

En el capítulo primero de este trabajo recogimos los aspectos, a nuestro juicio, más importantes de la crisis que ha experimentado el sistema bancario español en el periodo 2009-2013. Entre estos aspectos destacamos el importante proceso de reestructuración de la banca española, en el que han predominado las fusiones y adquisiciones, inducidas, en parte, por los problemas de solvencia que algunas entidades empezaron a manifestar a finales de 2008. Esta reestructuración ha afectado a cajas y bancos, aunque a las primeras en mayor medida. Hemos de señalar que no todas las entidades implicadas en estos procesos de integración han tenido problemas, o han optado por estos procesos para evitar una situación de insolvencia o cumplir con los nuevos requisitos de capitalización que fue introduciendo sucesivamente la normativa. Algunas, con suficiente solvencia, han aprovechado esta oportunidad para aumentar su cuota de mercado en territorios en los que no estaban implantadas, ganando tamaño y beneficiándose, en parte, de la venta por parte del Estado de entidades intervenidas previamente.

La crisis en el periodo considerado, tanto por el número de entidades que han tenido problemas⁷⁴, como por el volumen del activo total del sistema bancario que

⁷⁴ Han necesitado ayudas de capital, de liquidez, esquemas de garantías o han sido intervenidas.

representan y por el volumen de recursos públicos necesarios para el saneamiento del sector, puede catalogarse como crisis sistémica y, en un futuro próximo, será, probablemente, uno de los episodios que se incorporen a nuevos desarrollos en sistemas de alarma temprana desde una perspectiva macroeconómica.

En este trabajo la aproximación que se hará será microeconómica, en un intento de determinar si los estados contables de las entidades bancarias, en el periodo previo a la ocurrencia del suceso, hubieran alertado de dificultades en las mismas.

Para ello utilizaremos, las herramientas cuantitativas a las que hacemos referencia en el capítulo segundo con un amplio recorrido en la literatura financiera sobre fracaso bancario individual. Los sistemas de alarma elaborados sobre una muestra de sucesos pasados se conciben, fundamentalmente, como un instrumento que sirva para anticiparse a la ocurrencia del fenómeno en el futuro, pero los resultados de dichos modelos construidos a posteriori son también una adecuada herramienta para el pronóstico o explicación de la crisis. De aquí el doble objetivo que nos planteamos.

Restringimos, así, el análisis de la crisis bancaria española al periodo 2009-2013 y desde una perspectiva microeconómica, es decir, trataremos de probar si un conjunto de variables de las categorías CAMEL pueden explicar la crisis y podrían haberse utilizado como indicadores precoces.

En esta línea se han elaborado algunos trabajos, Sagarra, Mar-Molinero y García-Cestona (2011) y Redondo y Rodríguez (2014). El primero se centra sólo en las cajas de ahorros con la técnica de los escalados multidimensionales y entre las variables utilizadas, además de ratios financieros, que construye con información más amplia de la que se dispone públicamente, se consideran dos medidas de eficiencia. En el segundo se utiliza una muestra amplia que incluye tanto bancos, como cajas y cooperativas de crédito y una técnica multivariante clásica como es el análisis discriminante y como variables explicativas un conjunto de ratios financieros tipo CAMEL y otras variables extraídas directamente de los estados contables. Nuestro trabajo considera sólo a cajas y bancos y utiliza un reducido número de variables tipo CAMEL obtenidas de la información a disposición pública; junto a estas restricciones que lo diferencian de los anteriores, además de aplicar análisis discriminante y la técnica de escalados multidimensionales, hemos construido un árbol de clasificación, al objeto de probar si mediante esta técnica procedente de la minería de datos, tal y

como se pone de manifiesto en las aplicaciones recogidas en el capítulo 2, se mejora la clasificación frente a las obtenidas por las técnicas clásicas.

Con este objetivo, en el apartado siguiente se abordan los pasos seguidos para la determinación de la muestra y la definición de la variable dependiente del estudio, fracaso o crisis de banco. En el epígrafe segundo se definirán las variables independientes que se utilizarán para explicar la crisis de las entidades bancarias españolas, especificaremos el criterio seguido para la selección de cada una de ellas y se analizará la influencia que 'a priori' tienen de manera individual sobre la variable dependiente. El apartado se completa con el análisis descriptivo de las variables y, como una primera aproximación, veremos si son adecuadas para separar a las entidades, generando una zona de mayor solvencia y otra de mayor insolvencia, mediante la utilización de la técnica de los escalados multidimensionales. En el epígrafe tercero, se recogen y analizan los resultados obtenidos mediante la aplicación de dos técnicas paramétricas clásicas en la elaboración de sistemas de alarma, el análisis discriminante y el análisis logit respectivamente. En el apartado cuarto se presenta un árbol de decisión/clasificación construido mediante el algoritmo CART. Se cierra este capítulo presentando las conclusiones del estudio.

1.- Selección de la muestra y definición de la variable dependiente “crisis”.

En relación a la definición de la variable dependiente, crisis, como la quiebra legal de una entidad no llega a producirse, es difícil identificarla, pero aún lo es más datarla, lo mismo que ocurre cuando se trata de fechar una crisis bancaria sistémica.

Existen distintos criterios para identificar y fechar el inicio de la crisis de una entidad bancaria. En los estudios empíricos predomina el criterio cualitativo, no exento de juicio de valor. Según éste, la crisis se identifica por hechos tales como la percepción de ayudas públicas de liquidez o capitalización, intervención de la entidad⁷⁵ o bien por la fusión o absorción por otra entidad.

Parece más objetivo la utilización de un criterio cuantitativo, como puede ser que el volumen de fallidos sobre préstamos totales, o sobre activos totales, se eleve por encima de un determinado umbral, o bien, que el nivel de capitalización caiga por debajo de un determinado nivel. Así por ejemplo, los trabajos de Messai y Jouini

⁷⁵ Entendiendo por tal, que se produce la actuación del órgano competente, se sustituye a los órganos de gobierno de la entidad que pasan a estar designados por el organismo competente.

(2013) y Vogiazas y Nikolaidou (2011) señalan que un elevado valor del porcentaje de fallidos sería indicativo de problemas y que, en base a este valor, mediante un análisis de los cuartiles, se podría determinar la variable dependiente. Messai y Gallali (2015) utilizan este criterio en un estudio reciente para el fracaso de bancos en el sistema bancario europeo, de forma que la variable dependiente es una variable binaria que toma valor 1 (fracaso) si el ratio de fallido supera 4,851% por dos años sucesivos y 0 en otro caso.

Sin embargo, la utilización de los criterios cuantitativos a los que hacemos referencia en el apartado anterior tampoco están exentos de problemas. Con relación al volumen de fallidos, cuando los préstamos tienen problemas de pago al vencimiento, por lo general las entidades los refinancian⁷⁶, el reconocimiento del préstamo como de baja calidad se dilata en el tiempo y un gran volumen sólo se hace evidente cuando la crisis ya se ha producido. García-Montalvo (2014, p.508) muestra la evidencia para España, una corrección en 2013 de los préstamos refinanciados desde los inicios de la crisis bancaria, disminuye el volumen de los considerados normales del 40,3% al 26,6% y eleva los dudosos un 29% hasta representar el 50,8%.

Un razonamiento similar se puede argumentar con respecto al ratio de capital⁷⁷, pues también se dilata el reconocimiento de la caída de valor de los activos que actúan como colateral de las carteras de préstamos.

Una tercera vía que, por ejemplo, es utilizada por Demirgüç-Kunt y Detragiache (1998a) es combinar criterios cuantitativos con criterios cualitativos.

Considerando los pros y los contras de lo expuesto anteriormente, para la definición de crisis, optaremos por un criterio cualitativo e identificaremos a una entidad bancaria en crisis si ha sido intervenida, ha sido beneficiaria de las medidas adoptadas para salvaguardar la estabilidad del sistema bancario desde 2008 (ayudas de capital, liquidez,...) y/o ha formado parte de un proceso de fusión con ayuda pública.

⁷⁶ Para esta política de refinanciación existen dos argumentos. En primer lugar las entidades pensaron, quizás erróneamente, que la recesión sería corta, que el problema de las entidades era coyuntural, motivado por la recesión y los problemas de liquidez a nivel global, y que la corrección de estos factores exógenos solucionaría los desequilibrios de los balances. El otro razonamiento, más crítico, es que pese a que se había producido un pinchazo de la burbuja inmobiliaria y que se conocía la concentración de riesgos en el sector de la construcción e inmobiliario, se optó por la huida hacia delante.

⁷⁷ Aunque como hemos recogido en el capítulo 1 se tomaron diversas medidas encaminadas a reforzar la base de capital de las entidades bancarias, sobre todo en relación con su exposición en activos inmobiliarios, hasta que no se realiza el informe Oliver Wyman no se conoce con exactitud cuáles eran las necesidades de capitalización de las entidades más afectadas por la crisis.

No obstante, y como ya hemos señalado en la introducción, no todos los procesos de fusión obedecen a problemas de solvencia, ni tampoco, la dimensión de las ayudas públicas recibidas son de igual magnitud. Así por ejemplo, desde el inicio del proceso de reestructuración, La Caixa ha participado en varios de ellos, ha devuelto al FROB 989 millones, capital más intereses de la ayuda del FROB a Banca Cívica y, sin embargo, no podemos decir que esta entidad haya tenido problemas, más allá del desarrollo de la actividad en periodo de crisis. Lo anterior nos lleva a realizar un análisis cuidadoso de cada proceso de fusión antes de declarar a la entidad como en “crisis”.

El mayor volumen de los procesos de fusión se concentra en el año 2010. Las operaciones de salvamento llevadas a cabo por el FROB se concentran en 2011, salvo en el caso de Caja Castilla-La Mancha intervenida en 2009, Cajasur en 2010 y BFA-Bankia en 2012. De nuevo, un estudio detallado de cada caso nos lleva a identificar la entidad en crisis algún el periodo antes a la ocurrencia del evento ya que, en la mayoría de los casos, aparecen intentos fallidos de fusión anteriores, o se perciben ayudas públicas con anterioridad.

La variable crisis, así definida, será considerada como una variable binaria que toma valor 1 si en la entidad se ha registrado en el ejercicio siguiente alguna anomalía (como es su intervención, recibir ayuda pública por problemas de solvencia-déficit de capital, encontrarse en proceso de fusión inducida por el mismo motivo), y 0 en otro caso.

En nuestro estudio, consideraremos todas las cajas que aparecen en el anuario estadístico de la Confederación Española de Caja de ahorros (CECA) correspondiente al ejercicio 2008, en total son las 45 cajas del cuadro 1 y un conjunto de 17 bancos de los que aparecen recogidos en el anuario estadístico de la Asociación Española de Banca (AEB) del mismo ejercicio. En ese año el anuario recoge 66 bancos nacionales, muchos son pequeñas filiales de bancos extranjeros y otros son bancos que pertenecen a los grandes grupos bancarios españoles y cuya función es, o bien la de banca de inversión, o bien no cubre toda la función de la banca comercial y por tanto, no se han considerado. Tampoco se han considerado las cooperativas de crédito debido a que representan, tanto en volumen de activo como en volumen de crédito, un porcentaje menor del conjunto de entidades de depósito. Además sus procesos de reestructuración han estado más encaminados a la búsqueda de mayor tamaño y, recientemente, a la adecuación de la recomendación efectuada en el Memorando de

Entendimiento⁷⁸, más que a problemas relacionados con la solvencia. Por último, al tratarse en su mayoría de pequeñas entidades, su negocio está muy centrado en su área geográfica.

En el cuadro 1 se recogen las entidades financieras incluidas en la muestra total y su situación de crisis en los años 1 (2009) y 2 (2010).

Cuadro 1. Entidades incluidas en la muestra

Entidad	Activos totales medios (miles de euros)	año 1 2009	año 2 2010
Caja Mediterráneo	71.695.235	1	1
Caja de Ávila	6.689.516	1	1
Caja de Badajoz	4.115.506	0	0
Caixa	247.474.303	0	0
Caixa Catalunya	61.614.012	1	1
BBK	28.820.246	0	0
Círculo de Burgos	5.099.556	0	0
Municipal de Burgos	12.409.459	1	1
Caja de Extremadura	7.333.605	1	1
Cajasur	18.640.231	1	1
Caja de Ahorros de Galicia	46.126.497	1	1
CCM	25.791.703	1	1
C. Girona	7.755.915	0	0
C. Granada	13.719.645	1	1
C. Guadalajara	1.669.521	1	1
Caja de Jaén	971.324	0	0
Caja España	24.956.799	1	1
Caja Rioja	3.795.962	1	1
Caja Madrid	183.792.199	1	1
Unicaja	33.055.387	0	0
Caja Manlleu	2.631.091	1	1
Caja Manresa	6.551.336	1	1
Caja Laietana	9.067.981	1	1
Caja de Ahorros de Murcia	21.879.107	1	1
Caja Ontinyent	980.229	0	0
Caja de Asturias	15.187.362	1	1

⁷⁸ En dicho documento, pese al buen estado de salud que presenta este grupo de entidades financieras, se insta a su reforma para que vayan ganando peso hasta aproximadamente el 20% que representan entidades de similares características en la EUROZONA.

Sa Nostra	13.311.891	1	1
C. Insular de Canarias	9.324.824	1	1
C. Navarra	19.066.102	1	1
C. Pollenca	335.886	0	0
Caixa Sabadell	12.813.114	1	1
Caja Duero	20.919.928	1	1
Caja de Guipúzcoa y SS (KUTXA)	20.821.552	0	0
Caja General Canarias	13.546.762	1	1
Caja de Santander y Cantabria	10.614.610	1	1
Caja de Segovia	6.259.524	1	1
Cajasol	29.557.789	1	1
Caja Tarragona	11.159.169	1	1
Caja Terrasa	11.970.682	1	1
Bancaja	86.988.968	1	1
Caixanova	26.603.099	1	1
Caja del Penedés	22.738.641	1	1
Caja de Vitoria y Álava- (VITAL)	8.928.058	0	0
Ibercaja	42.197.798	0	0
CAI	10.905.732	0	0
BBVA	391.932.758	0	0
SANTANDER	425.629.799	0	0
BANESTO	125.396.407	1	1
SABADELL	80.142.288	0	0
POPULAR	115.095.926	1	0
BANKINTER	55.850.097	0	0
BARKLAYS	33.326.756	1	1
PASTOR	29.263.549	1	1
VALENCIA	22.471.999	0	0
GUIPUZCOANO	10.541.810	0	0
DEUTSCHE	17.223.378	0	0
MARCH	9.492.036	1	1
GALLEGO	4.244.979	0	0
BANKOA	1.762.791	0	0
PUEYO	888.401	0	0
ALCALA	197.867	0	0
CAMINOS	922.745	0	0

Fuente: CECA, AEB. Elaboración propia.

La media de activos totales medios del conjunto es de 41.359.217 miles de euros, el 75% de los activos se concentran en trece entidades, seis bancos (Santander, BBVA, Banesto, Popular, Sabadell y Bankinter) y siete cajas (La Caixa, Caja Madrid, Bancaja, Caja del Mediterráneo, Caixa Catalunya, Caja de Ahorros de Galicia e Ibercaja).

2.- Selección de las variables explicativas y análisis de las mismas.

En el capítulo segundo, tanto al referirnos a los indicadores microeconómicos de crisis como en el análisis que se ha hecho de la literatura empírica de los SAT, entre las variables explicativas predominan los indicadores CAMEL. Sin embargo, de los que se pueden utilizar dentro de cada categoría no existe un consenso que nos indique cuál es el más apropiado.

La selección de uno o de varios dentro de cada categoría, depende de la 'popularidad' dentro de la literatura, del criterio del autor, pero fundamentalmente de la disponibilidad de la información.

Cuando el análisis se hace a partir de los datos contenidos en los estados contables públicos aparecen limitaciones en este aspecto, que también depende de cuál es la información que se hace pública en cada país y su grado de desagregación.

Otro aspecto a considerar, es si utilizar un conjunto amplio de variables que aproximen lo que trata de recoger cada categoría CAMEL, o bien, un conjunto reducido. El uso de un conjunto amplio puede dar lugar a un mayor problema de correlación entre las variables, ya que a menudo las de una misma categoría comparten la misma información.

Para la selección de las variables explicativas, después de un análisis de la literatura empírica reciente en el que el número de variables utilizadas es reducido, Poghosyan y Cihák (2009), Mayes y Stremmel (2012) y Messai y Gallali (2015), se opta por el mismo conjunto de variables que usan Poghosyan y Cihák (2009)⁷⁹. El mencionado trabajo se centra en episodios de crisis de banco acaecidos durante el periodo 1997-2008 en 25 países de la Unión Europea. Considera en total 5.708 bancos, e identifica 54 bancos que han experimentado problemas. En el periodo analizado tiene en total

⁷⁹ Las variables utilizadas en los trabajos mencionados son muy similares estando las principales diferencias en la medida de adecuación de capital utilizada, ya sea el ratio de capital simple, que es por el que nosotros aproximamos, o bien ratios de capital ponderados por riesgo, o incluso considerando en el numerador distintas categorías de capital.

29.862 observaciones anuales entre las que identifica sólo 79 episodios de crisis, pudiendo concluirse que el fracaso de bancos en periodos tranquilos es un fenómeno raro, al menos en el entorno europeo. Las entidades de depósitos españolas están consideradas en esta muestra, si bien en el periodo objeto de análisis no se recoge ningún episodio de crisis de banco. El país más representado es Alemania, tanto por el número de entidades financieras como por el número de crisis identificadas. Puesto que el trabajo se centra en sistemas bancarios de la Unión Europea, nos pareció apropiado considerar las variables de este estudio, que además contemplan todas las categorías CAMEL. El concepto que tratan de medir y la definición de la variable se recogen en el cuadro 2.

Cuadro 2: Variables explicativas de la crisis o fracaso de bancos.

Categoría CAMEL	Ratios	Definición
<i>Adecuación de capital</i>	R1	Fondos propios/activo total
<i>Calidad de activo</i>	R2	Provisiones para riesgos y compromisos contingentes/crédito a la clientela
<i>Gestión</i>	R3	Gastos totales /ingresos totales
<i>Rentabilidad</i>	R4 (ROE)	Beneficio antes de impuestos/ fondos propios
	R5 (ROA)	Beneficio antes de impuestos/ activo total
<i>Liquidez</i>	R6	Activos líquidos/depósitos y fondos a corto plazo.
<i>Disciplina de mercado</i>	R7	Gastos financieros/depósitos totales

Fuente: Elaboración propia

La información que utilizamos para el cálculo de los ratios se ha extraído de los balances y cuentas de pérdidas y ganancias publicados por la CECA y la AEB, en sus anuarios estadísticos de los años 2008 y 2009. Se trabaja por tanto con datos anuales.

La medida de adecuación de capital definida en el cuadro 2, R1, es el ratio de capital simple, en el que no se hace referencia en el numerador a las distintas categorías de recursos propios, ni tampoco en el denominador aparecen los activos ponderados por riesgo. Un alto valor del ratio supone una mayor resistencia de los bancos a perturbaciones externas que, por ejemplo, hagan disminuir el valor del activo, por lo tanto, un mayor valor del ratio supondría una menor probabilidad de crisis si se considerara como una única variable explicativa.

Para medir la calidad de los activos existen diferentes indicadores, quizás la mejor aproximación sería la consideración del préstamo fallido sobre el préstamo total, o sobre el activo total. Sin embargo, aunque el estudio es a posteriori, no disponemos para todas las entidades de la muestra de la clasificación de su cartera crediticia en normal, subestándar y fallida. Ello nos lleva a considerar como aproximación el ratio R2 definido en el cuadro 2. La interpretación de este ratio y su influencia en la crisis no es sencilla, por un lado, disponer de un mayor volumen de provisiones para riesgos imprevistos⁸⁰ supone una mayor posibilidad de sobrevivir ante una perturbación que deteriore el activo. Por otro lado, el crecimiento del ratio, tal y como está definido, podría indicar que se está provisionando más por el deterioro del activo. De lo anterior podría deducirse una cierta ambigüedad en cuanto a su signo.

La gestión competente de una entidad se considera una variable fundamental para la supervivencia o el fracaso de la misma. Una gestión ineficiente hace aumentar la vulnerabilidad. La dificultad está en encontrar una variable adecuada que refleje este concepto. Por ello en algunos trabajos se obvia y se combina con el concepto de rentabilidad, es decir, una mayor rentabilidad es indicativa de una mejor gestión. En otros trabajos se aproxima a la eficiencia a través del análisis de envoltante de datos como en Tatom y Houston (2011) y en Sagarra et al. (2011). Si se pudiera resumir la relación entre una variable explicativa y la probabilidad de crisis mediante un signo, el signo que se espera del ratio R3 como proxy de la gestión debería ser positivo, es decir mayor valor del ratio mayor vulnerabilidad. Sin embargo, tampoco queda completamente clara esta dirección de influencia cuando se acerca el momento del fracaso del banco. Al igual que ocurre con los indicadores de rentabilidad, las entidades en dificultades pueden emprender un proceso de 'huida hacia delante' e incurrir en operaciones más rentables pero de mayor riesgo que haría aumentar el denominador de este ratio, al igual que los numeradores de los ratios de rentabilidad R4 y R5, de los que en principio se espera que tengan una relación inversa con la probabilidad de crisis, es decir a mayor rentabilidad, menor es la probabilidad de fracaso.

La liquidez es una variable esencial para hacer frente a la demanda de fondos de los acreedores, fundamentalmente las retiradas de depósitos que suelen ser comunes cuando aparece la desconfianza sobre una institución financiera. La dirección de

⁸⁰ Medida que impuso el Banco de España en el periodo de expansión para acumular un colchón de provisiones anticíclicas.

influencia del ratio en la posibilidad de crisis, sobre todo en el corto plazo, es negativa. Así, mayor valor del ratio R6 supone una menor vulnerabilidad.

Finalmente el ratio R7 como proxy de la disciplina de mercado impuesta por los depositantes a la entidad bancaria se supone correlacionado positivamente con la probabilidad de crisis. Es decir, en un entorno de mayor vulnerabilidad y mayor necesidad de mantener los depósitos como principal fuente de fondos se eleva la remuneración de los mismos (Kraft y Galac, 2007).

2.1- Análisis descriptivo de las variables.

Para llevar a cabo este análisis separamos la muestra en dos grupos: observaciones correspondientes a las entidades identificadas como entidades en crisis (73 observaciones) y observaciones correspondientes a las entidades identificadas como entidades no en crisis (51 observaciones). Denotaremos a la variable dependiente como C que, como hemos dicho anteriormente, toma valor 1 en las observaciones que corresponden a entidades en crisis y 0 en caso contrario.

Comenzaremos con un estudio descriptivo de la muestra y trataremos de observar, en un análisis preliminar, si las variables explicativas reflejan algún comportamiento diferente entre las observaciones en crisis con respecto a las observaciones en no crisis. Recogemos en el cuadro 3, la media, mediana y desviación típica para cada una de las variables explicativas en cada una de las submuestras.

De los datos contenidos en el cuadro 3 se puede deducir que las observaciones de las entidades en crisis presentan una peor adecuación de capital, más de dos puntos por debajo, y peor calidad de activos, si bien en este caso la diferencia es muy pequeña, 0'07 puntos menos. También se puede comprobar que las tasas de rentabilidad, tanto el ROE como el ROA son menores en las observaciones en crisis (la tasa media ROE para las observaciones en crisis es más de dos puntos menor⁸¹ que para las no crisis, aunque la diferencia en el caso del ROA es muy pequeña, 0'36 puntos por debajo). El ratio de liquidez de las observaciones en crisis también presenta un valor medio por debajo de las observaciones en no crisis, siendo esta diferencia de casi dos puntos.

⁸¹ En este caso, dado que el valor de la desviación estándar que presenta este ratio para las observaciones en crisis es muy elevado, tenemos que considerar este valor medio con prudencia, pues la desviación estándar indicaría que hay una gran dispersión en los valores del mismo. No obstante en el histograma recogido en el anexo 2 se puede comprobar cómo la mayor parte de las observaciones toman un valor muy próximo a la media, y que la dispersión se debe a la existencia de pocos valores muy distantes.

Cuadro 3: Estadísticos descriptivos

VARIABLE	Situación	Nº observ.	Media	Mediana	Desviación típica
R1 ADECUACIÓN DE CAPITAL	Crisis	73	0,0488	0,0484	0,0142
	No crisis	51	0,0721	0,0708	0,0237
R2 CALIDAD DE ACTIVOS	Crisis	73	0,0010	0,0009	0,0006
	No crisis	51	0,0017	0,0014	0,0020
R3 GESTIÓN	Crisis	73	0,7474	0,7502	0,0839
	No crisis	51	0,7282	0,7347	0,0932
R4 RENTABILIDAD (ROE)	Crisis	73	0,0754	0,0859	0,7474
	No crisis	51	0,0963	0,0941	0,0436
R5 RENTABILIDAD (ROA)	Crisis	73	0,0034	0,0040	0,0071
	No crisis	51	0,0070	0,0061	0,0047
R6 LIQUIDEZ	Crisis	73	0,0195	0,0170	0,0116
	No crisis	51	0,0380	0,0200	0,0655
R7 DISCIPLINA DE MERCADO	Crisis	73	0,0356	0,0358	0,0099
	No crisis	51	0,0319	0,0306	0,0110

Con respecto a las variables calidad de gestión (gastos/ingresos) y disciplina del mercado (gastos financieros/depósitos), las observaciones en crisis presentan valores algo superiores a las no crisis, siendo esta diferencia de casi dos puntos en el primer caso, poniendo de manifiesto una peor calidad de gestión y peor disciplina de mercado en estas entidades, (aunque en la variable disciplina del mercado la diferencia es pequeña, menos de 0'4 puntos).

Por tanto, se puede concluir, en principio, de aquellas variables que presentan mayor diferencia de medias entre los dos grupos, como son adecuación de capital, rentabilidad sobre fondos propios, liquidez y calidad de gestión, son las que distinguen mejor entre ambos grupos, y por tanto tienen un mayor poder de discriminación. No obstante, esta primera impresión basada simplemente en la descripción, se podrá ver alterada cuando consideremos las variables conjuntamente.

Para comprobar si las medias de las variables independientes son distintas entre ambos grupos, acudiremos a los estadísticos F y lambda de Wilks univariantes, que se recogen en el cuadro 4.

Cuadro 4: Prueba unidimensional de igualdad de medias entre grupos

Variable	Lambda	F	GL1	GL2	valor-p
R1	0.723	46.712	1	122	< 0.0001
R2	0.928	9.475	1	122	0.003
R3	0.988	1.442	1	122	0.232
R4 (ROE)	1.000	0.040	1	122	0.842
R5 (ROA)	0.925	9.925	1	122	0.002
R6	0.956	5.614	1	122	0.019
R7	0.969	3.856	1	122	0.052

En esta prueba se parte de la hipótesis nula de que las medias para ambos grupos son iguales. Para un nivel de significación de 0,05, se observa que las medias son significativamente iguales en tres variables, R3, R4 y R7. Para el resto, R1, R2, R5 y R6, se rechazaría la hipótesis nula, por lo que se puede concluir que las medias de ambos grupos para estas variables son significativamente diferentes y, por tanto, desde esta perspectiva se podría decir que, en principio, parece que los indicadores de adecuación de capital, calidad de activos, rentabilidad (ROA) y liquidez se podrían considerar como variables discriminatorias de las crisis bancarias.

Por otro lado, dado que las variables gestión, rentabilidad (ROA) y disciplina de mercado, presentan igualdad de medias, esto podría indicar un comportamiento similar en ambos grupos y por tanto, un menor poder explicativo de la crisis.

Puesto que las variables explicativas utilizadas en el análisis discriminante, que posteriormente realizaremos, deben cumplir las hipótesis de normalidad multivariante e igualdad de matrices de varianza-covarianza, comprobaremos, en primer lugar, si se verifican.

Usaremos la prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra para comprobar si las variables se distribuyen normalmente. Los resultados de este test se recogen en el cuadro 5

Cuadro 5

RESULTADOS TEST DE KOLMOGOROV-SMIRNOV ⁸²				
VARIABLES	CRISIS		NO CRISIS	
	Est. prueba	p-value	Est. prueba	p-value
R1 ADECUACIÓN DE CAPITAL	0,159	0,045	0,103	0,616
R2 CALIDAD DE ACTIVOS	0,070	0,846	0,275	0,001
R3 GESTIÓN	0,079	0,726	0,132	0,306
R4 RENTABILIDAD (ROE)	0,435	<0,0001	0,097	0,689
R5 RENTABILIDAD (ROA)	0,298	<0,0001	0,153	0,166
R6 LIQUIDEZ	0,189	0,011	0,319	<0,0001
R7 DISCIPLINA DE MERCADO	0,122	0,213	0,109	0,546

A un nivel de significación del 5%, se puede concluir, que existen variables que no presentan una distribución normal, (aquellas con una p-value inferior a 0,05). En otro caso se puede aceptar la hipótesis de normalidad. En el caso de la muestra de observaciones en crisis, hay cuatro variables que no presentan una distribución normal (adecuación de capital, ROE, ROA, y liquidez), mientras que en la muestra de observaciones en no crisis, son dos las variables que no presentan normalidad en la distribución (calidad de activos y liquidez).

En ninguno de los grupos se verifica, por tanto, la hipótesis de normalidad multivariante.

Respecto a la igualdad de matrices de varianzas-covarianzas entre grupos realizamos la prueba de Box, con aproximación asintótica de chi-cuadrado, y con aproximación asintótica de F de Fisher, y la prueba de Kullback⁸³, cuyos resultados se recogen en el cuadro 6.

Se puede observar que en las tres pruebas se obtiene el mismo resultado; para un nivel de significación inferior al 5%, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula, por lo que las matrices de varianza-covarianza de ambos grupos son diferentes.

⁸² El test de Kolmogorov-Smirnov, establece las siguientes hipótesis: H_0 : presenta distribución normal; H_a : no presenta distribución normal.

⁸³ En las tres pruebas se establecen las mismas hipótesis: H_0 : Las matrices de covarianza intra-clase son iguales ; H_a : Las matrices de covarianza intra-clase son diferentes

Cuadro 6: Pruebas igualdad de matrices de varianza-covarianza.

Prueba de Box (Aproximación asintótica de chi-cuadrado)		Prueba de Box (Aproximación asintótica de la F de Fisher)		Prueba de Kullback	
-2Log(M)	634,793	-2Log(M)	634,793		
Chi-cuadrado (Valor observado)	594,700	F (Valor observado)	21,224	K (Valor observado)	317,397
Chi-cuadrado (Valor crítico)	41,337	F (Valor crítico)	1,477	K (Valor crítico)	41,337
GL	28	GL1	28	GL	28
		GL2	40417		
valor-p	< 0.0001	valor-p	< 0.0001	valor-p	< 0.0001
alfa	0,05	alfa	0,05	alfa	0,05

Estos resultados que obtenemos, no difieren de los obtenidos en otros estudios cuando se trabaja con ratios financieros.

2.2.- La situación de las entidades bancarias mediante Escalados Multidimensionales.

Tras el análisis descriptivo univariante y las conclusiones de él extraídas, pasamos a considerar las variables conjuntamente comenzando, así, el análisis multivariante.

En primer lugar, consideraremos las siete variables conjuntamente, y analizaremos si para la muestra y en los dos periodos anuales considerados, estas variables logran discriminar a un grupo de otro. En la aproximación que realizaremos utilizaremos el escalado multidimensional.

La técnica de los Escalados Multidimensionales (*Multidimensional Scaling*, MDS), es una técnica multivariante, que permite apreciar de manera gráfica, el grado de semejanza de un conjunto de individuos u objetos, en nuestro caso entidades bancarias, facilitando la visibilidad de posibles grupos formados entre ellos, difícilmente imaginables a partir de los datos disponibles. Al tratarse, además, de una técnica de análisis multivariante, nos permite conocer la naturaleza de las interrelaciones existentes entre grupos de variables, encontrando, de este modo, dimensiones subyacentes en los datos analizados, expresadas por conjuntos de variables, y que de forma aislada no se podrían percibir.

El resultado final del MDS es la determinación de la dimensión del modelo y la posición de los puntos en el espacio m-dimensional resultante. Esto se logra asignando las observaciones a posiciones específicas en el espacio (normalmente de dos o tres dimensiones) de modo que las distancias entre los puntos en dicho espacio concuerden al máximo con sus disimilitudes. De esta forma se puede visualizar qué individuos u objetos son más parecidos entre sí, sin perder mucha información, de manera que, tanto el resultado obtenido, como las conclusiones alcanzadas, se aproximen lo máximo a la realidad.

Esta técnica fue introducida por Torgerson (1952) a mediados del siglo XX, y posteriormente desarrollada por Shepard (1962a,b), Kruskal (1964a,b) y Gower (1996a,b)⁸⁴, dando lugar al desarrollo de dos tipos de procedimientos, el “Escalado Métrico” y el “Escalado No Métrico”⁸⁵. La elección de uno u otro procedimiento vendrá condicionada, fundamentalmente, por la forma de los datos que utilicemos (cuantitativos, binarios o mixtos). En el caso de los datos cuantitativos se puede usar la distancia euclídea, la distancia de Mahalanobis, etc., siendo la primera la más utilizada. En este trabajo, para obtener las disimilitudes de entidades bancarias a partir de las variables financieras, utilizaremos el “escalado métrico”.

Para encontrar los n puntos representativos, en un espacio de dimensión menor al número de características medidas en cada uno de ellos, pero que a su vez respeten las disimilitudes entre los mismos, se procede de la siguiente forma. Se calcula la distancia entre pares de individuos, sea d_{ij} la distancia entre el individuo i y el individuo j , ($i, j = 1, 2, \dots, n$), con éstas se forma la matriz de distancias $D \in \mathcal{M}_{n \times n}$, $D = (d_{ij})_{i, j = 1, 2, \dots, n}$; a partir de ella se obtiene una matriz $B \in \mathcal{M}_{n \times n}$ de productos escalares entre los vectores. Elegida la dimensión m del espacio en el que vamos a representar a los elementos determinaremos una matriz $X \in \mathcal{M}_{n \times m}$, tal que $B = X X'$. Esta matriz X así determinada es la que proporciona las coordenadas de cada uno de los n individuos en cada una de las m dimensiones.

⁸⁴ Aunque las primeras ideas sobre esta técnica fueron propuestas por Torgerson (1952), estas fueron desarrolladas por Shepard (1962a,b) quien demostró que conocida una ordenación de distancias entre puntos puede “encontrarse una configuración de puntos en un espacio euclidiano de baja dimensión cuyas interdistancias euclidianas reproducen prácticamente la ordenación original” (Linares, 2001, p. 173). Posteriormente Kruskal (1964a,b) y Gower (1996a,b) mejoraron esta idea para dar lugar a lo que se conoce como escalamiento multidimensional *no métrico* y escalamiento multidimensional *métrico* respectivamente. En Gower y Hand (1996) aparecen desarrollados todos los aspectos referentes a ambos métodos.

⁸⁵ La diferencia entre ambos está en que el primero, se utiliza cuando las disimilitudes entre las observaciones se pueden cuantificar a través de distancias (euclídeas, Mahalanobis...) mientras que en el segundo se usa el rango de disimilitudes.

Generalmente se toma $m=2$ (y en contadas ocasiones igual a 3) para obtener una representación gráfica y poder interpretar la salida. Cada observación se sitúa, pues, como un punto en el plano. Para interpretarlos se debe tener en cuenta los siguientes aspectos:

- 1- La representación de las observaciones como puntos en un plano equivale a proyectar las observaciones sobre el plano de las dos componentes principales estandarizadas.
- 2- Las distancias euclídeas entre los puntos en el plano es aproximadamente equivalente a la medida de disimilitud ente las observaciones originales, a menor distancia, menor disimilitud, por lo que presentarán características más similares que otros que estén más distanciados.
- 3- La representación de las variables mediante vectores de dos coordenadas es tal que el ángulo que forma el vector con los ejes, indica en qué medida es explicativa esa variable de la correspondiente dimensión, a menor ángulo, más explicativa es la variable.

En nuestro caso el conjunto de datos de partida está formado por 45 cajas y 17 bancos, para cada uno de ellos disponemos de la información proporcionada por siete variables (cuadro 2) y en dos años, 2008 y 2009. Se obtiene así una matriz de 868 elementos dispuestos en 124 filas y 7 columnas. Cada entidad financiera y en cada uno de los años estaría fielmente representada en un espacio 7-dimensional, lo que a niveles prácticos es infructuoso.

Mediante la técnica de los escalados multidimensionales vamos a reducir este espacio a uno de dos dimensiones a partir de la matriz de disimilitud⁸⁶ entre las distintas observaciones.

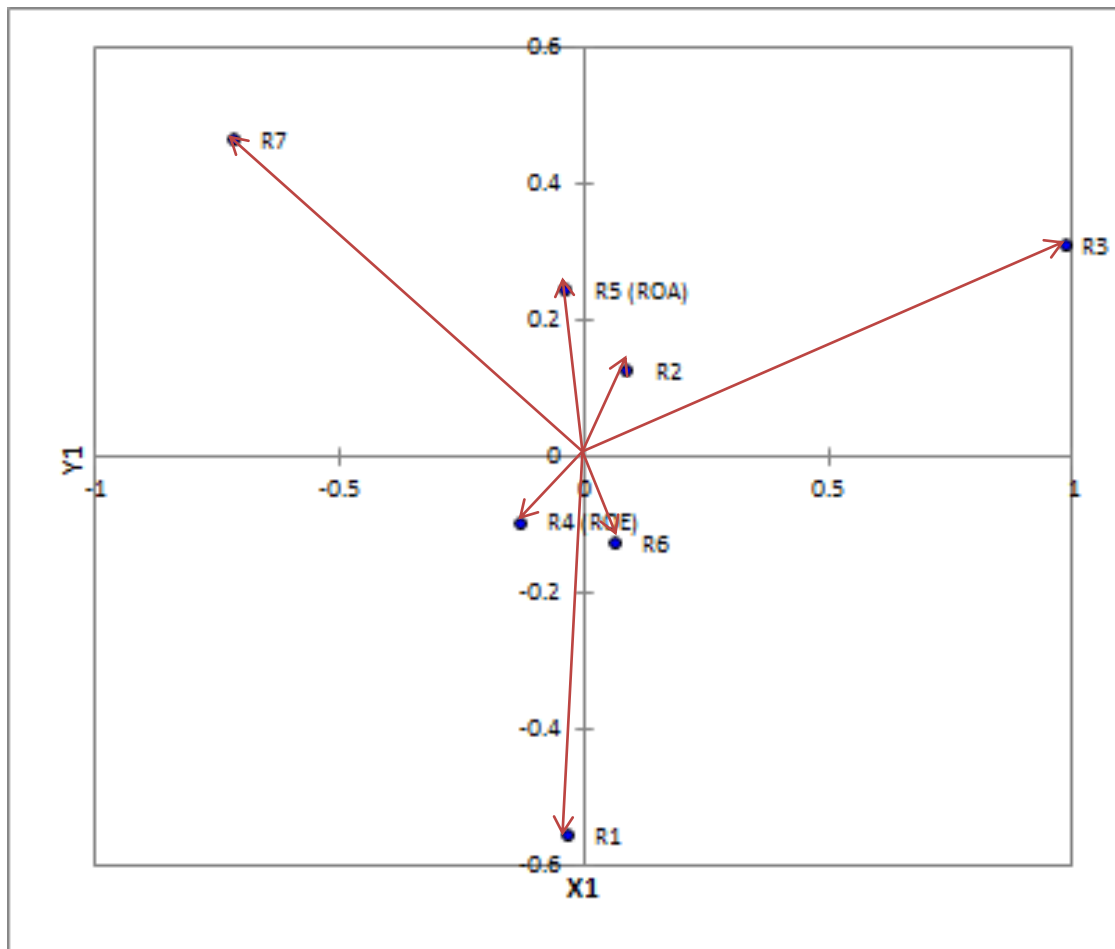
Para poder analizar la evolución de cada una de las entidades, en la figura 1, hemos representado en rojo las observaciones correspondientes a 2008, añadiéndoles al nombre un 1 al final, indicativo simplemente, de que corresponde a la primera de las observaciones de dicha entidad (año 2008).

⁸⁶ Utilizaremos los coeficientes de correlación de Pearson, (Software XLSTAT).

Se puede observar cómo la mayoría de ellas (en color rojo) se sitúan entre el primer y segundo cuadrante, mientras que predominan las observaciones marcada en azul en el tercer y cuarto cuadrante.

Procedemos, a continuación, a identificar cada dimensión con las variables originales. Para ello regresamos las variables sobre los ejes y obtenemos los vectores representados en la figura 2.

Figura 2: Representación de las variables explicativas en dos dimensiones



Fuente: Elaboración propia.

A través de los cosenos directores que forman las variables de partida con los ejes, observamos que las variables que mejor explican la dimensión 1, son los ratios R1 (adecuación de capital), el ratio de rentabilidad R5 (ROA) y el de liquidez R6. Con respecto a la dimensión 2, las variables que mejor la explican son el ratio de rentabilidad de fondos propios R4 (ROE) seguido de los ratios de liquidez R6 y de

calidad de activo R2. Las variables con menor influencia en ambas dimensiones son los ratios que aproximan la disciplina de mercado R7 y la gestión R3.

Así por ejemplo, las entidades en la parte izquierda del tercer cuadrante serían las que mostrarían una mejor adecuación de capital y una peor rentabilidad (ROA). Como tenemos las entidades representadas para los años 2008 y 2009, un desplazamiento de la posición de la entidad en 2008 hacia la derecha en 2009 significaría un aumento en la adecuación de capital, y un empeoramiento en su rentabilidad (ROA). Con respecto a la dimensión dos, las entidades situadas en la parte inferior del tercer cuadrante serían las que tendrían una mejor posición en relación a la rentabilidad sobre recursos propios y peor en calidad de activo. Su desplazamiento hacia la parte superior implicaría un empeoramiento en el ratio de rentabilidad de fondos propios R4 (ROE) y una mejora en la calidad de su activo. Hemos de señalar que, precisamente en los primeros momentos de las crisis, además de suministrar liquidez a las entidades, los esfuerzos se destinan precisamente a reforzar los recursos propios y de esta forma la solvencia de las entidades.

Así por ejemplo y si nos fijamos en las primeras entidades que presentaron problemas Caja Castilla-La Mancha (CCM), Cajasur y Caja del Mediterráneo están todas situadas en la parte superior del primer y segundo cuadrante, que sería la zona en la que estarían las entidades con peor adecuación de capital. Lo mismo ocurre con las entidades que dan lugar al grupo Unnin (las cajas de Terrasa, Sabadell y Manlleu) o las que dan lugar a Catalunya Caixa (Caixa de Catalunya, Tarragona y Manresa)⁸⁷

3.-La explicación de la crisis mediante Técnicas Paramétricas.

Tras el análisis descriptivo, procederemos a la elaboración de modelos que tratan de explicar la crisis, utilizando por las técnicas paramétricas multivariantes clásicas: análisis discriminante y análisis logit.

3.1.- Análisis discriminante.

Como ya hemos comentado antes, el análisis discriminante parte de la hipótesis de que las variables presentan una distribución normal multivariante, e igualdad de matrices de varianza-covarianza entre grupos. Sin embargo hemos comprobado en el

⁸⁷ Aunque con alguna matización, si bien Caixa Catalunya se mantiene en la parte superior, en las otras dos cajas se produce un desplazamiento en el siguiente año hacia el cuarto cuadrante.

apartado anterior que estas hipótesis no se verifican en nuestro caso; no obstante, la mayoría de los autores (entre otros, Redondo y Rodríguez, 2014; Messai y Gallali, 2015) concluyen que, a pesar de violarse los supuestos de partida, las funciones discriminantes que se obtienen tienden a mostrar robustez, y los resultados que proporcionan son, al menos, importantes desde el punto de vista de la explicación de la crisis de los bancos.

La estimación con la muestra formada por 124 observaciones y 7 variables independientes se realiza con el software XLSTAT. Las probabilidades tomadas a priori son del 50%, es decir, se supone la misma probabilidad a priori para que una entidad sea clasificada en crisis como en no crisis.

El procedimiento para realizar la estimación se puede hacer por etapas, en el que se van incluyendo las variables independientes de mayor a menor poder discriminante, o bien se puede realizar la estimación con la inclusión de todas las variables, siendo este último el criterio seguido, debido a que el número de variables considerado es reducido y además porque, salvo para la rentabilidad, en los demás aspectos de la clasificación CAMEL se ha considerado sólo una variable.

Partiendo de estas consideraciones, hemos obtenidos los coeficientes de la función discriminante que se recogen en el cuadro 7, y en el que también hemos reflejado los coeficientes estandarizados para poder saber cuál es el peso de cada variable en dicha función.

Cuadro 7: Coeficientes de la función discriminante

	Coef. No estandarizados	Coef. estandarizados
	F1	F1
Intercepción	-6.548	
R1	52.864	0.987
R2	73.594	0.100
R3	5.961	0.523
R4 (ROE)	0.046	0.026
R5 (ROA)	-1.025	-0.006
R6	10.658	0.457
R7	-38.923	-0.403

A partir de los coeficientes no estandarizados se construye la función discriminante, que viene dada por la siguiente expresión:

$$Z = -0,6548 + 52,864R1 + 73,594R2 + 5,961R3 + 0,046R4 - 1,025R5 + 10,658R6 - 38,923R7$$

Esta función nos permite obtener la puntuación discriminante para cada observación y los centroides de los dos grupos (cuadro 8)

Cuadro 8: Centroides

	F1
0	0.890
1	-0.622

Por otra parte, los coeficientes estandarizados nos permiten obtener el peso y la dirección de cada variable con respecto a la función discriminante. Se observa en el cuadro 7, que salvo los ratios R5 y R7, el resto los coeficientes tienen signo positivo. Las variables con un coeficiente positivo, están directamente relacionadas con una mayor puntuación de la función discriminante, de forma que a mayor valor del ratio mayor será la puntuación obtenida. Por el contrario, las variables que presentan un coeficiente negativo están inversamente relacionadas con la puntuación de la función discriminante, de forma que un mayor valor del ratio implicará una menor puntuación.

Por tanto se puede concluir, que las entidades que presentan mayores ratios de capital, de calidad de activos, de calidad de gestión, rentabilidad sobre fondos propios y liquidez, será menos propensa a presentar dificultades en el siguiente año.

El signo de R7 es coherente con la formulación del ratio, una mayor vulnerabilidad implica una mayor disciplina impuesta por los depositantes, es decir, a las entidades con problemas, mantener la base de depósitos le resulta más costoso.

Estos resultados son acordes con la línea marcada por la teoría económica y con los resultados obtenidos en otros trabajos previos. Sin embargo, las entidades que presentan una mayor rentabilidad de activos y un mayor valor del ratio de disciplina de mercado son más propensas a presentar dificultades en el siguiente año. En este caso, no parece lógico concluir que las entidades con mayores dificultades presenten

un mayor ratio de rentabilidad sobre activo, sin embargo, esto podría ser debido a que el hecho de obtener una mayor rentabilidad pudiera alentar a las entidades bancarias a asumir un riesgo excesivo, pudiendo esto llegar a incrementar la probabilidad de fracaso (Messai y Gallali, 2015). No obstante, si atendemos al valor del coeficiente estandarizado asignado a este ratio (-0,006), que se puede interpretar como el peso que tiene esta variable en la función discriminante, se puede concluir que es el ratio que menos peso tiene y por tanto no es determinante para la clasificación.

Siguiendo con los pesos, medidos a través de los coeficientes estandarizados (cuadro 7), detectamos que la variable adecuación de capital (R1) es la de mayor peso y por tanto la que tiene más poder discriminante, seguida del ratio de calidad de gestión (R3). A continuación hay que tener en cuenta el ratio de liquidez (R6) y el ratio de disciplina de mercado (R7), seguidos por el ratio de calidad de activos (R2), después el ratio de rentabilidad sobre fondos propios (R4) y por último el ratio de rentabilidad sobre activos (R5), que ya hemos comentado.

Para medir el porcentaje de la varianza total que no puede ser explicada por la diferencia entre grupos, se aplica la prueba de Wilks, que se evalúa a través de la F de Snedecor (cuadro 9), y donde se contrasta la hipótesis nula de que los centroides son iguales, lo que significaría que el modelo no sería capaz de diferenciar entre ambos grupos.

Cuadro 9: Prueba igualdad de medias

Prueba de Wilks ⁸⁸ (aproximación de Rao)	
Lambda	0,640
F (Valor observado)	9,319
F (Valor crítico)	2,089
GL1	7
GL2	116
valor-p	< 0.0001
alfa	0,05

El valor-p, menor que el valor de alfa 0,05, nos indica que debemos rechazar la hipótesis nula, por tanto se puede concluir que este modelo permite distinguir entre las entidades en crisis y en no crisis.

⁸⁸ La prueba de Wilks establece las siguiente hipótesis: H₀: Los vectores medios de las dos clases son iguales. H_a: Al menos uno de los vectores medios es diferente de otro.

Además de la función discriminante para el conjunto de la muestra se pueden obtener las funciones discriminantes lineales de Fisher para cada grupo. Éstas clasifican a cada entidad en el grupo correspondiente a la función discriminante con la que obtiene una mayor puntuación. En el cuadro 10 se recogen los coeficientes de las funciones discriminantes de cada grupo.

Cuadro 10: Coeficientes de las funciones de clasificación

	0	1
Intercepción	-78.361	-68.261
R1	451.645	371.734
R2	2290.186	2178.939
R3	174.462	165.451
R4 (ROE)	-0.593	-0.663
R5 (ROA)	171.311	172.861
R6	35.037	18.927
R7	-291.252	-232.415

Analizamos a continuación la especificidad y sensibilidad⁸⁹ del modelo estimado, a partir de la tabla de clasificación. Para ello se ha comparado el número de entidades pronosticadas como en crisis (C=1) por nuestro modelo, con el número de entidades en crisis realmente observadas, y de la misma forma se han comparado el número de entidades pronosticadas como en no crisis (valor C=0) por nuestro modelo, con las realmente observadas. Además se realiza la validación cruzada. Los resultados se recogen en el cuadro 11.

Cuadro 11: Matriz de clasificación, Análisis Discriminante

		Pronosticado		Total	% correcto	
		0	1			
Muestra de estimación	Observados	0				
		0	36	15	51	70.59%
		1	9	64	73	87.67%
Total			45	79	124	80.65%
Muestra de Validación	Observados	0				
		0	35	16	51	68.63%
		1	10	63	73	86.30%
Total			45	79	124	79.03%

⁸⁹ La especificidad del modelo hace referencia al porcentaje de entidades en no crisis que son clasificadas correctamente, mientras que la sensibilidad del modelo hace referencia al porcentaje de entidades en crisis que son clasificadas correctamente.

A partir de los datos recogidos en el cuadro 11, se observa que este modelo presenta un porcentaje de especificidad en la muestra de estimación del 70,59% y un porcentaje de sensibilidad del 87,67%. Con respecto a la muestra de validación estos porcentajes son del 68,63% y del 86,30% respectivamente. Este modelo, por tanto, clasifica mejor a las entidades en crisis que a las entidades en no crisis. Si se tiene en cuenta la totalidad, el porcentaje global de clasificación correcta es del 80'65% para la muestra de estimación y del 79,03% para la muestra de validación, por lo que se puede concluir que este modelo se comporta bien en términos de clasificación de crisis bancaria.

Con respecto a los errores de clasificación, en la muestra de estimación el error Tipo I es del 7,26% (9 entidades en crisis han sido clasificadas incorrectamente), y el error Tipo II del 12,10% (15 entidades en no crisis han sido clasificadas como en crisis, emitiendo en estos casos una falsa alarma). En la muestra de validación los errores Tipo I y Tipo II han sido del 8,06% y 12,90%, respectivamente.

Se puede ver la relación entre la especificidad y la sensibilidad a través de la representación gráfica de la curva ROC, en la Figura 3. En esta curva se representa la tasa de aciertos positivos (entidades en crisis) en el eje de ordenadas y la tasa de incorrectos positivos en el eje de abscisas, para los diferentes valores de corte.

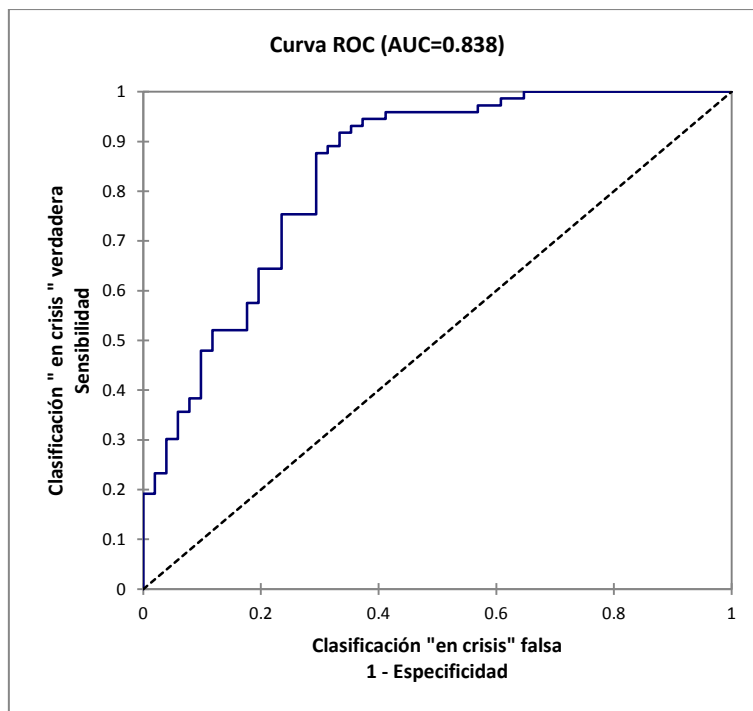
Una curva ROC refleja varios aspectos:

- Muestra la relación entre sensibilidad y especificidad del modelo; así un aumento en la sensibilidad vendrá acompañado por una disminución en la especificidad.
- Cuanto más cercana esté la curva al eje de ordenadas y al límite superior del espacio ROC, más preciso será el modelo.
- Por el mismo motivo, cuanto más cerca esté la curva de la diagonal de 45 grados del espacio ROC, menos exacta será la estimación.

La precisión del modelo depende de lo bien que la prueba separe los grupos de entidades en crisis y en no crisis. Esta precisión puede medirse a través del área bajo la curva ROC (AUC). Así, un valor igual a 1 para esta área, representa un modelo de máxima precisión, mientras que un área igual a 0,5 indica que el modelo no es válido. A partir del valor 0,80 se considera que el modelo realiza una buena estimación, considerándose excelente a partir del valor 0,90

Como se recoge en la figura 3, el área bajo la curva ROC toma un valor de 0,838, por lo que se puede concluir que este modelo presenta muy buenos resultados en la clasificación de entidades en crisis y en no crisis.

Figura 3: Curva ROC, Análisis discriminante



Como conclusión de la aplicación de esta técnica, se puede decir que

- 1) El modelo es adecuado.
- 2) Su grado de precisión en la clasificación es alto.
- 3) Las variables adecuación de capital, liquidez, y gestión, por ser las que presentan un mayor peso en este modelo y una mayor significatividad, son, desde esta perspectiva, las variables explicativas que mejor predicen la crisis de las entidades bancarias.

3.2.- Análisis logit.

Con la aplicación de esta técnica tratamos de estimar la probabilidad de que una entidad bancaria presente una situación de quiebra, a partir del conjunto de variables explicativas seleccionadas aplicaremos el análisis logit.

En el cuadro 12 se recogen los resultados de la estimación.

Cuadro 12: Parámetros del modelo. Análisis logit.

Fuente	Valor	Error estándar	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi ²
Intercepción	10.734	3.179	11.399	0.001
R1	-59.263	18.572	10.182	0.001
R2	-633.923	411.739	2.370	0.124
R3	-9.376	4.011	5.465	0.019
R4 (ROE)	-0.877	0.694	1.595	0.207
R5 (ROA)	-99.477	96.194	1.069	0.301
R6	-34.440	16.072	4.592	0.032
R7	65.361	33.941	3.709	0.054

La ecuación del modelo estimado vendrá dada por la siguiente expresión:

$$P(C = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(10,734 - 59,263R1 - 633,923R2 - 9,376R3 - 0,877R4 - 99,477R5 - 34,440R6 + 65,361R7)}}$$

El signo de los coeficientes que acompañan a cada variable, indica la dirección del impacto que tendría una variación marginal de la variable correspondiente en la probabilidad de crisis. Así, si el coeficiente tiene signo negativo, un aumento en el valor del ratio estará relacionado con una disminución en la probabilidad de crisis. En nuestro caso, un aumento marginal en los ratios de adecuación de capital, calidad de activos, gestión, rentabilidad, tanto ROE como ROA y liquidez, dará lugar a una disminución en la probabilidad de crisis, mientras que un aumento en el ratio de disciplina de mercado, dará lugar a un aumento en la probabilidad de crisis.

Por tanto, los resultados que se desprenden de la aplicación de esta técnica sugieren que la probabilidad de crisis está inversamente relacionada con la capitalización de los bancos, la rentabilidad y la calidad de los activos. Las entidades financieras que están más capitalizadas, disponen de activos de menor riesgo y presentan una buena rentabilidad, son menos propensas a tener dificultades en el siguiente año.

Con respecto a la calidad de gestión y la liquidez también están relacionadas de forma inversa. La liquidez ha resultado ser una variable significativa, por lo que las entidades que presentan mayor liquidez tienen menos probabilidad de sufrir una crisis en el siguiente año. Con relación al indicador de gestión, el resultado en cuanto a signo coincide con el de Poghosyan y Cihák (2011, p. 20) aunque en su estudio esta variable

no resultó significativa. Ellos señalan que algunas de las entidades en dificultades presentaron muy buenas relaciones de gastos sobre ingresos, es decir, un bajo valor del ratio. Con respecto al ratio disciplina de mercado, éste está relacionado directamente con la probabilidad de crisis, por lo que las entidades con un mayor ratio son más propensas a presentar dificultades.

Para comprobar si el ajuste de este modelo es bueno, analizamos los valores del estadístico R^2 (cuadro 13) que en el caso de R^2 de McFadden es igual a 0,446, el cual nos indica que esta estimación se ajusta bastante bien a los datos, dado que el 44'6% de la variación de la variable dependiente es explicada por las variables introducidas en el modelo. Comparando este valor con el obtenido en otros modelos similares de sistemas de alerta temprana que se recogen en la literatura, se puede afirmar que este presenta un buen ajuste (Pogohosyan y Cihák, 2009). Esto también se confirma a través del valor -2Log, que se interpreta como una medida de ajuste del modelo, y que al ser un valor pequeño nos indica que este modelo se ajusta bien a los datos.

Cuadro 13: Estadísticos de bondad del ajuste

Estadístico	Independiente	Completo
Observaciones	124	124
Suma de los pesos	124.000	124.000
GL	123	116
-2 Log(Verosimilitud)	167.977	92.991
R^2 (McFadden)	0.000	0.446
R^2 (Cox and Snell)	0.000	0.454
R^2 (Nagelkerke)	0.000	0.612
AIC	169.977	108.991
SBC	172.797	131.553
Iteraciones	0	15

Una vez analizados los efectos de cada variable sobre la probabilidad de crisis, para poder analizar el peso que tiene cada una de ellas sobre dicha probabilidad, procederemos a estandarizar los coeficientes, (cuadro 14).

Un mayor valor de estos coeficientes (en valor absoluto), indicará un mayor peso en el poder explicativo de la probabilidad de crisis de la entidad.

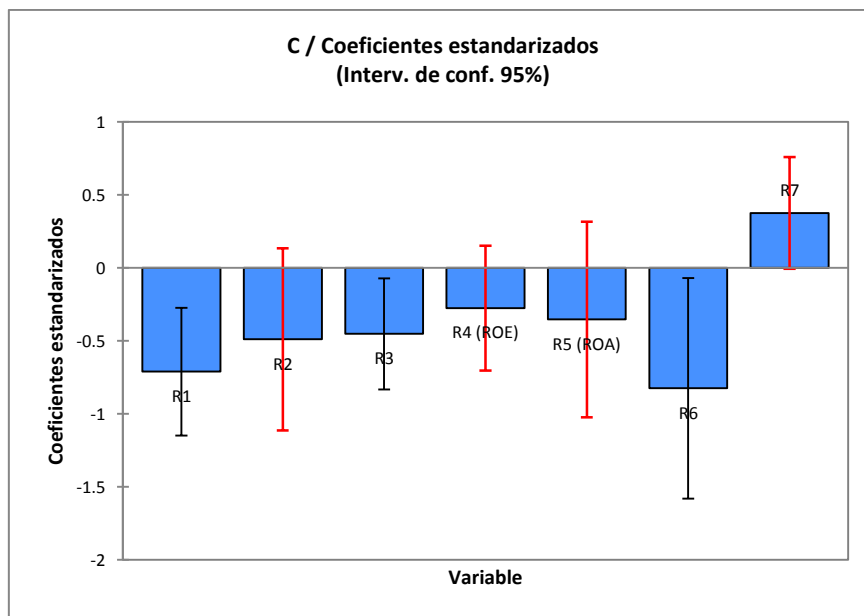
Cuadro 14: Coeficientes estandarizados en el análisis logit

Fuente	Valor	Error estándar	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi ²
R1	-0.712	0.223	10.182	0.001
R2	-0.490	0.318	2.370	0.124
R3	-0.453	0.194	5.465	0.019
R4 (ROE)	-0.276	0.218	1.595	0.207
R5 (ROA)	-0.354	0.342	1.069	0.301
R6	-0.826	0.385	4.592	0.032
R7	0.375	0.195	3.709	0.054

Se puede comprobar que la variable que más influye en la probabilidad de crisis es el ratio de liquidez, seguida del de adecuación de capital, y posteriormente calidad de activos y gestión.

Ahora bien, no todas han resultado ser significativas. En el Figura 4, representamos los intervalos de confianza al 95% de cada una de las variables.

Figura 4



En este gráfico se puede observar que las variables que resultan ser significativas para este modelo son, la adecuación de capital, el ratio de gestión y el ratio de

liquidez. La variable calidad de activos, si bien tiene un peso relativo en la probabilidad de crisis, no ha resultado ser significativa. En el caso del ratio disciplina de mercado, que sería el siguiente que más influiría en la probabilidad de crisis no ha resultado ser significativo al nivel del 5%, aunque sí lo es a un nivel del 5'5%.

Analizamos a continuación la especificidad y sensibilidad del modelo estimado, a partir de la tabla de clasificación, considerando como valor de corte la probabilidad muestral (0,589). Los resultados se recogen en el cuadro 15.

CUADRO 15. Matriz de clasificación, Análisis logit.

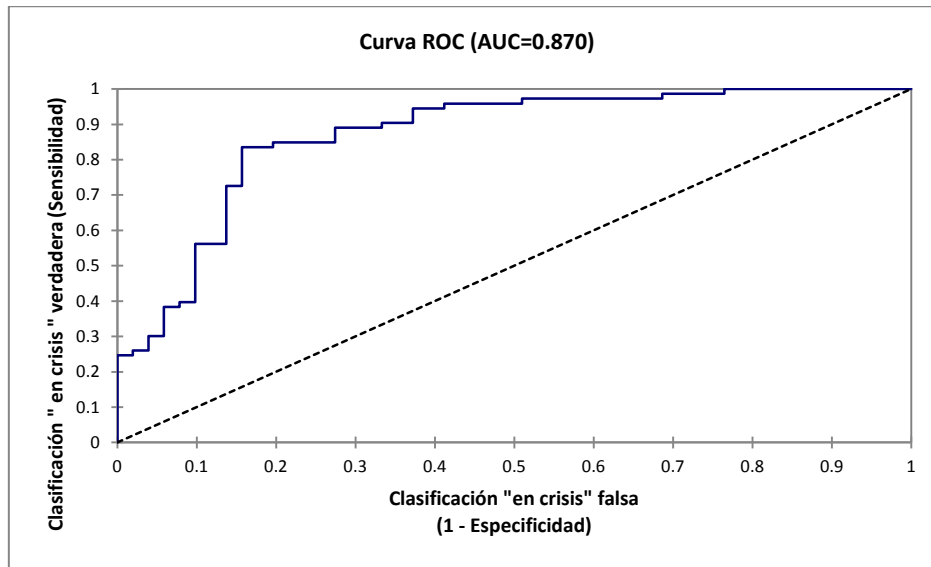
		Pronosticado			% correcto
		0	1	Total	
		(valor de corte 0,589)			
Observados	0	36	15	51	70.59%
	1	8	65	73	89.04%
Total		44	80	124	81.45%

En este modelo, los porcentajes de especificidad y de sensibilidad son del 70,59% y del 89,04%, respectivamente. Por tanto, se puede decir que este modelo clasifica mejor a las entidades en crisis que a las entidades en no crisis. Si se tiene en cuenta el porcentaje de clasificación correcta global, este es del 81'45%, por lo que podemos afirmar que es un buen modelo de clasificación de crisis bancaria.

En cuanto a los errores de clasificación, el error Tipo I ha sido del 6,45%, y el error Tipo II del 12,10%.

En la figura 5 se puede ver la relación entre la especificidad y la sensibilidad a través de la representación gráfica del área bajo la curva ROC, en la que se representa la tasa de aciertos positivos (entidades en crisis) en el eje de ordenadas y la tasa de incorrectos positivos en el eje de abscisas, para los diferente valores de corte.

Figura 5: Curva ROC, Análisis logit



Fuente: Elaboración propia.

Para el modelo estimado, el área bajo la curva ROC toma un valor de 0,870, por lo que se puede concluir que este modelo presenta muy buenos resultados en la clasificación de entidades en crisis y en no crisis.

Como conclusión de la aplicación de esta técnica, podemos apuntar lo siguiente:

- 1) El modelo es adecuado.
- 2) Su grado de precisión en la clasificación es alto.
- 3) Las variables liquidez, adecuación de capital, gestión y calidad de activos, por ser las que presentan un mayor peso en este modelo y una mayor significatividad, vuelven a ser, desde esta perspectiva, las variables explicativas que mejor predicen la crisis de las entidades bancarias.

Los resultados que hemos obtenidos, tanto en el análisis discriminante como en el análisis logit, están en la misma línea de los que se recogen en otros trabajos previos, en los que la variable adecuación de capital se muestra como la que presenta un mayor poder de discriminación y mayor significatividad a la hora de explicar la crisis bancaria, como es el caso, por ejemplo, de Messai y Gallali, (2015), que obtienen dos indicadores de adecuación de capital como los más significativos a la hora de explicar el fracaso bancario, y el de Mayes y Stremmel (2012) que señalan a esta variable como la variable más significativa y proxy de la capacidad de superar situaciones adversas. Estos últimos también identifican a la liquidez, como una de las variables

más significativas, también en la línea con los primeros estudios en los que se aplicó el análisis discriminante y el análisis logit a la predicción de la crisis bancaria en España, como los de Laffarga et al. (1987) y Pina (1989) en los que se identificaban a las variables liquidez y rentabilidad como las más significativas.

4.- Una aproximación no paramétrica para el análisis de la crisis bancaria en España.

Una de las técnicas de inteligencia artificial más visuales y que ha obtenido buenos resultados en los problemas de clasificación en dos grupos o clases es la técnica de árboles de clasificación.

Para aplicar esta técnica, mediante el software 'XLSTAT', hemos utilizado la función de impureza de Gini y hemos exigido una ganancia mínima en cada iteración de 0,0001 y una profundidad máxima de 5 nodos, obteniendo los resultados que se describen a continuación:

Obtenemos 37 nodos, 13 de ellos nodos terminales, 5 correspondientes a elementos fallidos (rojos) y 8 a no fallidos (verdes), que representamos en la figura 6.

A continuación exponemos las reglas, expresadas en intervalos de los valores de cada variable, que conducen a los nodos terminales:

1. Si R2 en [0.001; 0.002[y R4 (ROE) en [-3.236; 0.167[y R6 en [0.005; 0.031[y R1 en [-0.005; 0.065[entonces C = 1 en el 100% de los casos
2. Si R7 en [0.022; 0.033[y R4 (ROE) en [0.167; 0.252[y R6 en [0.005; 0.031[y R2 en [5.382E-5; 0.002[y R1 en [-0.005; 0.065[entonces C = 0 en el 100% de los casos
3. Si R3 en [0.821; 0.884[y R6 en [0.031; 0.097[y R2 en [5.382E-5; 0.002[y R1 en [-0.005; 0.065[entonces C = 0 en el 100% de los casos
4. Si R2 en [0.001; 0.002[y R3 en [0.651; 0.821[y R6 en [0.031; 0.097[y R1 en [-0.005; 0.065[entonces C = 0 en el 100% de los casos
5. Si R6 en [0.031; 0.467[y R2 en [0.002; 0.002[y R1 en [-0.005; 0.065[entonces C = 0 en el 100% de los casos
6. Si R3 en [0.824; 0.856[y R6 en [0.004; 0.031[y R2 en [0.002; 0.002[y R1 en [-0.005; 0.065[entonces C = 1 en el 100% de los casos
7. Si R5 (ROA) en [0.01; 0.01[y R1 en [0.065; 0.082[entonces C = 1 en el 100% de los casos

8. Si $R7$ en $[0.046; 0.048[$ y $R5$ (ROA) en $[0.003; 0.01[$ y $R1$ en $[0.065; 0.082[$ entonces $C = 1$ en el 100% de los casos
9. Si $R3$ en $[0.728; 0.855[$ y $R7$ en $[0.018; 0.046[$ y $R5$ (ROA) en $[0.003; 0.01[$ y $R1$ en $[0.065; 0.082[$ entonces $C = 0$ en el 100% de los casos
10. Si $R2$ en $[0.001; 0.011[$ y $R1$ en $[0.082; 0.142[$ entonces $C = 0$ en el 100% de los casos
11. Si $R5$ (ROA) en $[0.009; 0.015[$ y $R2$ en $[2.496E-4; 0.001[$ y $R1$ en $[0.082; 0.142[$ entonces $C = 0$ en el 100% de los casos
12. Si $R4$ (ROE) en $[0.053; 0.096[$ y $R5$ (ROA) en $[0.005; 0.009[$ y $R2$ en $[2.496E-4; 0.001[$ y $R1$ en $[0.082; 0.142[$ entonces $C = 0$ en el 100% de los casos
13. Si $R4$ (ROE) en $[0.096; 0.097[$ y $R5$ (ROA) en $[0.005; 0.009[$ y $R2$ en $[2.496E-4; 0.001[$ y $R1$ en $[0.082; 0.142[$ entonces $C = 1$ en el 100% de los casos.

A partir de estas reglas, se puede determinar si una nueva observación corresponde a una entidad en crisis o a una entidad en no crisis. Podemos indicar, por ejemplo, según la regla 7, que una entidad bancaria cuyo ratio de adecuación de capital ($R1$) tome valores comprendidos entre 0.065 y 0.082, y cuyo ratio de rentabilidad ROA ($R5$) sea igual a 0.01, será clasificada como una entidad en crisis. Por el contrario, si el ratio de adecuación de capital ($R1$) está comprendido entre 0.082 y 0.142, y el ratio de calidad de activos ($R2$) toma un valor comprendido entre 0.001 y 0,011, (regla 10), entonces la entidad será clasificada como entidad en no crisis.

De forma visual, se pueden representar todas estas reglas en un árbol en el que cada rama está formada por diferentes nodos, que corresponden a las variables que forman parte de la regla correspondiente, y en el que se recogen los intervalos en el que se puede mover cada variable a partir de la condición anterior. Los nodos se van formando con aquellas variables que mejor discriminan al conjunto de entidades que se sitúan dentro de ese intervalo. De esta forma el nodo inicial o raíz ha resultado ser el ratio $R1$, que según este criterio es el que mejor discrimina, y para el que se establece una partición en dos intervalos, $[-0.005; 0.065[$ y $[0.065; 0.142[$. Del primer intervalo se llega al nodo representado por el ratio $R2$, que es el que mejor discrimina en este intervalo, que a su vez se vuelve a dividir en dos intervalos $[5.382e-5; 0.002[$ y $[0.002; 0.002[$, y de cada uno de ellos se llegará a un nuevo nodo que se volverá a particionar, continuando con estas particiones hasta que obtengamos el nodo final en el que podremos determinar la clasificación de la entidad (figura 6).

Hemos recogido las trece reglas que clasifican al 100% de las observaciones que las verifican. En ellas, podríamos establecer cuáles son los ratios que mejor discriminan en función del número de reglas de las que forma parte (cuadro 16).

Cuadro 16: Importancia de las variables explicativas en la clasificación.

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	CLASIFICACIÓN
Regla 1	[-0.005; 0.065[[0.001; 0.002[[-3.236; 0.167[[0.005; 0.031		C = 1 en el 100%
Regla 2	[-0.005; 0.065[[5.382E-5; 0.002 [[0.167; 0.252[[0.005; 0.031[[0.022; 0.033[C = 0 en el 100%
Regla 3	[-0.005; 0.065[[5.382E-5; 0.002[[0.821; 0.884[[0.031; 0.097[C = 0 en el 100%
Regla 4	[-0.005; 0.065[[0.001; 0.002[[0.651; 0.821[[0.031; 0.097[C = 0 en el 100%
Regla 5	[-0.005; 0.065[[0.002; 0.002[[0.031; 0.467[C = 0 en el 100%
Regla 6	[-0.005; 0.065[[0.002; 0.002[[0.824; 0.856[[0.004; 0.031[C = 1 en el 100%
Regla 7	[0.065; 0.082[[0.01; 0.01[C = 1 en el 100%
Regla 8	[0.065; 0.082[[0.003; 0.01[[0.046; 0.048[C = 1 en el 100%
Regla 9	[0.065; 0.082[[0.728; 0.855[[0.003; 0.01[[0.018; 0.046[C = 0 en el 100%
Regla 10	[0.082; 0.142[[0.001; 0.011[C = 0 en el 100%
Regla 11	[0.082; 0.142[[2.496E-4; 0.001[[0.009; 0.015[C = 0 en el 100%
Regla 12	[0.082; 0.142[[2.496E-4; 0.001[[0.053; 0.096[[0.005; 0.009[C = 0 en el 100%
Regla 13	[0.082; 0.142[[2.496E-4; 0.001[[0.096; 0.097[[0.005; 0.009[C = 1 en el 100%
TOTAL	13	10	4	4	6	6	3	

Fuente: Elaboración propia.

Observamos que el ratio R1 aparece en las 13 reglas, pues de hecho constituye el nodo raíz, por lo que sería, desde este punto de vista, el que mejor discrimina. A continuación le sigue el ratio R2, que aparece en 10 de las reglas. Le siguen R5 y R6, que forman parte de 6 reglas; el siguiente lugar lo ocuparían el ratio R3 y R4, que forman parte de 4 reglas y por último estaría el ratio disciplina de mercado R7 que forma parte sólo de 3 reglas.

Por tanto, de la estructura de este árbol, y como antes hemos señalado, del número de reglas que clasifican el 100% de los casos en la que aparece cada variable, se pueden establecer distintos niveles en cuanto a poder de discriminación, así podemos concluir que la variable con un mayor poder discriminante es la adecuación de capital (R1), seguida de calidad de activos (R2), y a continuación serían la rentabilidad de activos (R5), y liquidez (R6) las que mejor discriminarían; les seguirían la calidad de gestión (R3) y rentabilidad de fondos propios (R4), y por último el ratio de disciplina del mercado sería la variable, que desde este punto de vista, peor discrimina.

Con esta estructura obtenemos la matriz de confusión o clasificación que recogemos en el siguiente cuadro.

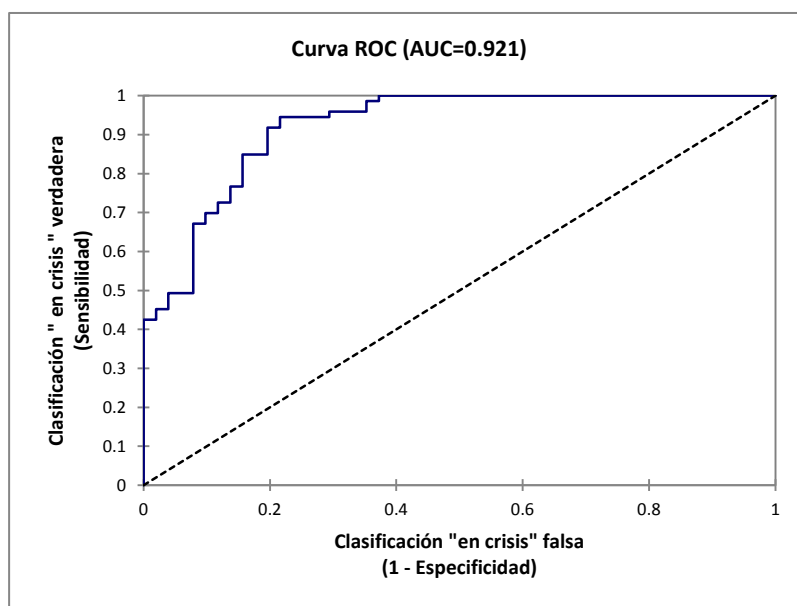
Cuadro 17: Matriz de confusión. Árbol de clasificación.

		Pronosticado			% correcto
		0	1	Total	
Observados	0	40	11	51	78,43%
	1	4	69	73	94,52%
Total		44	80	124	87.90%

A partir de los datos recogidos en el cuadro 17, se muestra que este modelo presenta un porcentaje de especificidad del 78'43% y un porcentaje de sensibilidad del 94,52%, por lo que este modelo también clasifica mejor a las entidades en crisis que a las entidades en no crisis. Si se tiene en cuenta la totalidad, el porcentaje global de clasificación correcta es del 87'5%, por lo que se puede decir que este modelo es un buen modelo de clasificación de crisis bancaria, presentando además un porcentaje de clasificación correcta mayor que el del análisis logit.

En la figura 7 se puede ver la relación entre la especificidad y la sensibilidad a través de la representación gráfica del área bajo la curva ROC.

Figura 7: Curva ROC, Árbol de clasificación



Para este modelo el área bajo la curva ROC toma un valor de 0,921, próximo a su valor máximo.

Con respecto a los errores de clasificación, el error Tipo I es del 3,23% (sólo 4 entidades en crisis han sido clasificadas incorrectamente), y el error Tipo II del 8,87% (11 entidades en no crisis han sido clasificadas como entidades en crisis)

5.- Resultados obtenidos.

Recogemos en el siguiente cuadro los resultados obtenidos con respecto a los porcentajes de calificación correcta, y a los errores de clasificación de las tres técnicas aplicadas.

Cuadro 18: Resultados de las técnicas aplicadas

Método	Análisis Discriminante	Análisis Logit	Árboles de clasificación
Predicciones correctas No Crisis	70.59%	70.59%	78,43%
Predicciones correctas Crisis	87.67%	89.04%	94,52%
Error Tipo I	7,26%	6,45%	3,23%
Error Tipo II	12,10%	9,68%	8,87%
Predicción global	80.65%	81.45%	87.90%

Fuente: Elaboración propia

De este cuadro concluimos que el árbol de clasificación proporciona mejores resultados que los análisis discriminante y logit, porque:

- a) proporciona un mejor porcentaje de clasificación correcta, tanto para cada una de las clases como para el global, y
- b) presenta menores porcentajes en ambos errores de clasificación.

Adicionalmente se puede evaluar la precisión y eficiencia de estos métodos a través del índice de Eficiencia Ponderada (EP) de Korobow y Stuhr (1985, p. 268-270).

Estos autores definieron el valor de este índice como

$$EP = \left(\frac{IC}{IT}\right) * \left(\frac{IC}{IR}\right) * CC$$

Donde:

IC: es el número de entidades en crisis identificadas correctamente por el modelo estimado.

IT: es el número total de entidades pronosticadas en crisis por en el modelo estimado.

IR: es el número real de entidades en crisis de la muestra utilizada.

CC: es el porcentaje total de entidades correctamente clasificadas por el modelo estimado.

En el siguiente cuadro se recogen los valores de este índice para las tres técnicas utilizadas.

Cuadro 19: Índice de Eficiencia Ponderada

Método	Análisis Discriminante	Análisis Logit	Árboles de clasificación
IC	64	65	69
IT	79	80	80
IR	73	73	73
CC	80.65%	81.45%	87.90%
EP	57,28%	58'93%	71,66%

Fuente: Elaboración propia

De los valores del índice de eficiencia se desprende que el modelo que presenta mayor precisión y una mayor eficiencia en la clasificación de las entidades en crisis y en no crisis es el del árbol de clasificación.

6.- Conclusiones.

En el capítulo se ha presentado un análisis de la reciente crisis bancaria ocurrida en España centrándonos en aquellos aspectos en los que se pone mayor énfasis en la supervisión de las entidades bancarias. Estos aspectos son la adecuación de capital, la calidad del activo, la gestión, la rentabilidad y la liquidez. Todos ellos han sido recogidos a partir de seis ratios financieros elaborados a partir de la información de los estados contables públicos. Hemos considerado una variable adicional que trata de aproximar la disciplina de mercado impuesta por los depositantes a las entidades de depósito a las que confían sus ahorros.

El análisis se centra en el periodo 2008 a 2010, en una muestra formada por 62 entidades de depósitos entre cajas de ahorros y bancos de los que operaban en España en 2008. Para cada entidad de la muestra y cada año se han calculado el valor de los siete ratios y se le ha asignado una variable binaria, que toma valor 1 si la entidad estaba en crisis en el año siguiente y 0 en caso contrario.

El análisis de las variables individualmente consideradas evidencia diferencias entre ambos grupos, el de crisis y el de no crisis, en casi todos los aspectos considerados, pero fundamentalmente en las variables que aproximan la adecuación de capital, la liquidez y la gestión. Estos resultados son coherentes con el desarrollo de la crisis, en la que aparece, en primer lugar, el problema de liquidez como la principal causa de los problemas de las entidades bancarias, pero que, muy pronto, se torna en un problema de solvencia ante una inadecuada capitalización de las entidades al riesgo asumido.

Mediante la utilización de técnicas análisis multivariante, discriminante y logit tratamos de probar cómo la vulnerabilidad de las entidades financieras y la probabilidad de que éstas puedan experimentar una crisis se ve influenciada por ciertos aspectos que pueden medirse a través de determinadas variables.

Los resultados que obtenemos mediante la aplicación del análisis discriminante nos indican que el aumento de la vulnerabilidad de las entidades bancarias está influenciada por una menor adecuación de capital, una peor gestión y una menor liquidez. Los resultados que arroja el análisis logit son similares con relación a los factores que influyen en la crisis. Ambos modelos se comportan bien, como se desprende de los porcentajes de clasificación correcta obtenidos, tanto total como de las entidades en crisis y en no crisis, en las muestras de estimación así como en las validaciones cruzadas. Los resultados también son congruentes con los que se obtienen en otros trabajos recientes que aplican las mismas técnicas e igual, o similar, definición de variables independientes, pero a casos distintos.

La aplicación de técnicas no paramétricas al análisis arroja, por un lado, mejores resultados, en cuanto a ajuste del modelo, en términos de lograr una mejor clasificación correcta total y, sobre todo, de las crisis, cuyo porcentaje de clasificación correcta total, se sitúa por encima del 94,5%. Pero sobre todo, la interpretación del árbol de clasificación obtenido nos indica que la mayor vulnerabilidad de las entidades que experimentaron crisis se debe a un inadecuado nivel de capital, que sería un resultado similar al arrojado por el análisis logit y discriminante, pero sitúa en segundo

lugar como variable con mayor poder discriminante la calidad de activo. Este aspecto es, a nuestro juicio, muy relevante, pues con datos muy tempranos, con respecto a cuando se tomó conciencia de que el problema de las entidades bancarias era un problema de calidad de activo, el árbol la sitúa como la segunda variable relevante. Además ambas variables son muy importantes, pues una peor calidad del activo puede compensarse con un mayor nivel de capitalización.

Luego, no sin ciertas reservas, lo que parece evidenciar tempranamente el árbol de clasificación obtenido, es lo que se puso de manifiesto a partir de 2012, y que se hizo público tras la intervención de Bankia, la solicitud de asistencia financiera y la firma del Memorando de Entendimiento. El análisis por parte de auditores externos de las entidades financieras española impuesto en el citado documento, reveló que el problema era de calidad del activo, que, por tanto, era necesario sanearlo mediante el traspaso de los activos dañados a una sociedad de gestión independiente, así como que era necesaria una profunda recapitalización, que fue facilitada por el Mecanismo Europeo de Estabilidad.

BIBLIOGRAFÍA

- AHN, H. y KIM, K. (2009): "Bankruptcy prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach", *Applied Soft Computing*, 9, 599–607.
- AKIN, O.; GARCÍA-MONTALVO, J.; GARCIA-VILLAR, J.; PEYDRÓ, J.L., RAYA, J.M. (2014): "The real state and credit Hubble: evidence from Spain", *SERIEs*, 5, 223-243.
- ALTMAN, E. I. (1968): "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy". *The Journal of Finance*, 23, 589-609.
- ALTMAN, E. I; MARCO, G. y VARETTO, F. (1994): "Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (the Italian Experience)", *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.
- ANALISTAS FINANCIEROS INTERNACIONALES (2009): *La crisis financiera: su impacto y la respuesta de las autoridades*, AFI: Ediciones Empresa Global, Madrid.
- ARABI, K.A.M. (2013): "Predicting Bank's Failure: The Case of Banking Sector in Sudan for the Period (2002-2009)". *Journal of Business Studies Quarterly*, 4(3), 162-172.
- ARIÑO, G. (2014), *Cajas de Ahorros y fundaciones bancarias. Un análisis de las instituciones financieras y la regulación que viene*, Thomson Reuters, Madrid.
- ATIYA, A.F. (2001): "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.
- BALCAEN, S. y OOGHE, H. (2006): "35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems", *The British Accounting Review*, 38, 63-93.
- BANCO DE ESPAÑA (2009): *Informe Anual 2008*, Banco de España, Madrid.
- BANCO DE ESPAÑA (2010): *La reestructuración de las cajas de ahorros en España*, Banco de España, Madrid.
- BARNIV, R., AGARWAL, y LEACH, R. (1997), "Predicting the Outcome Following Bankruptcy Filing: A Three-state Classification Using Neural Networks", *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, 177-194.
- BARR, R. y SIEMS, T. (1999): "Bank Failure Prediction Using DEA to Measure Management Quality", en Barr, R.; Helgason R. y Kennington, J. (eds.), *Computer Science and Operations Research: Advances in Metaheuristics, Optimization and Stochastic Modeling Technologies*, 341-365.

- BARR, R.; HELGASON R. y KENNINGTON, J. (1999): *Interfaces in Computer Science and Operations Research: Advances in Metaheuristics, Optimization and Stochastic Modeling Technologies*. Springer, US.
- BEAVER, W. (1966): "Financial ratios as predictors of failure", *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.
- BELL, T.; RIBAR G. y VERCHIO, J. (1990): "Neural nets versus logistic regression: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures". *Proceedings of the 1990 D&T, University of Kansas Symposium on Auditing Problems*.
- BELLOVARY, J.L.; GIACOMINO, D.E. y AKERS, M. D. (2007): "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present". *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.
- BENTOLILA, S.; CABRALES, A.; FERNÁNDEZ-VILLAVERDE, J.; GARICANO, L.; RUBIO-RAMÍREZ, J. y SANTOS, T. (2011): *Nada es gratis*, Destino, Barcelona.
- BERGES, A.; ONTIVEROS E. y VALERO, F.J. (2013): "La crisis bancaria y de deuda soberana en España: Orígenes e interrelaciones", *Ekonomiaz*, 84, 128-155.
- BISQUERRA, R. (1989): *Introducción conceptual al análisis multivariante: un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD* (Vol. II). Barcelona: Promociones y Publicaciones Universitarias.
- BLEJER, M.I. y SKREB, M. (eds.) (2002): *Financiació Policies in Emerging Markets*, MIT Press.
- BOLTON, P.; FREIXAS, X. y SHAPIRO, J. (2012): "The Credit Rating Game", *Journal of Finance*, 67, 85-112.
- BONGINI, P.; CLAESSENS, S.; FERRI, G. (2000): "The Political Economic of Distress in East Asian Financial Institutions", *Policy Research Working Paper*, 2265, Banco Mundial.
- BOSER, B.E.; GUYON, I.M. y VARNIK, V. (1992): "A training algorithm for optimal margin classifiers", *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 144-152
- BOVENCINI, J.F.; MARINO, J.A. y MCFADDEN, F.E. (1983): "Commercial Bank Failure Prediction Models", *Economic Review* (Federal Reserve Bank of Atlanta), 68 (11), 14-26.
- BOYACIOGLU, M.A.; KARA, Y. y BAYKAN, O.K. (2009): "Predicting bank financial failures using neural networks, support vector machines and multivariate statistical methods: A comparative analysis in the sample of savings deposit insurance fund (SDIF) transferred banks in Turkey", *Expert Systems with Applications*, 36, 3355-3366.

- BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J.H.; OLSHEN, R.A. y STONE, C.J. (1984): *Classification and regression trees*, Wadsworth, Belmont (USA).
- CAAMAÑO ALEGRE, J. y KOMILOVA, M. (2013): "El otorgamiento de avales del Estado a las emisiones de deuda de las entidades financieras: una aproximación al caso español", *Dereito*, 22, 91-113.
- CANBAS, S.; CABUK, A. y 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, 528-546.
- CAPRIO, G. y KLINGEBIEL, D. (2003): "Episodes of Systemic and Borderline Financial Crises", World Bank, Enero 22, <http://go.worldbank.org/5DYGICS7B0>.
- CARBÓ, S. (2009): "Sector Bancario, Crisis y Crédito en España", *CLM Economía*, 9-30.
- CARBÓ, S. y RODRÍGUEZ, F. (2015): "El sector bancario español en 2015: reactivar el negocio e impulsar la rentabilidad", *Cuadernos de Información Económica*, 224, 15-22.
- CHARNES, A.; COOPER, W.; y RHODES, E. (1978): "Measuring the efficiency of decision making units". *European Journal of Operational Research*, 3(4), 429-444.
- CLIMENT-SERRANO, S. (2013): "La reestructuración del sistema bancario español tras la crisis y la solvencia de las entidades financieras. Consecuencias para las cajas de ahorros" *Revista de Contabilidad*, 16 (2), 136-146.
- COLE, R. A. y WU, Q. (2010): "Is hazard or probit more accurate in predicting financial distress? Evidence from U.S. bank failures", *MPRA Paper*, N° 24688.
- COLEMAN, M.; LACOUR-LITTLE, M. y VANDE K.D. (2009): "Subprime Lending and the Housing Bubble: Tail Wags Dog?", *Journal of Housing Economics*, 17, 272-290.
- COMISIÓN EUROPEA (2012): "State aid Scoreboard 2012 Update Report on State aid granted by the EU Member States" Commission Staff Working Paper, 443, Bruselas.
- CORTES, C. y VAPNIK, V. (1995): "Support-Vector Networks", *Machine Learning*, 20, 273-297.
- CUERVO, A. (1988): *La Crisis Bancaria en España 1977-1985*, Ariel, Barcelona.
- CUÑAT, V. y GARICANO, L. (2010): "Did Good Cajas Extent Bad Loans? Governance, Human Capital and Loan Portfolios", Fundación de Estudios de Economía Aplicada (FEDEA), Documento de Trabajo 2010-08.

- DAVIS E.P. y KARIM D. (2008): "Could Early Warning Systems Have Helped To Predict The Sub Prime Crisis?", *National Institute Economic Review*, 206(1), 35-47.
- DE ANDRÉS-SUAREZ, J. (2000): "Técnicas de inteligencia artificial aplicadas al análisis de la solvencia empresarial". [*Documentos de trabajo \(Universidad de Oviedo. Facultad de Ciencias Económicas\)*, 206](#)
- DE ANDRÉS-SUÁREZ, J (2005): "El pronóstico de la insolvencia empresarial mediante técnicas de inteligencia artificial: algunas propuestas innovadoras" *Cuadernos aragoneses de economía*, 15(2), 275-300.
- DE BARRÓN, I. (2012): *El hundimiento de la banca*, Catarata, Madrid.
- DE LA DEHESA, G. (2009): *La primera gran crisis financiera del siglo XXI. Orígenes, detonantes, respuestas y remedios*, Alianza Editorial, Madrid.
- DE MIGUEL, L.J.; REVILLA, E.; RODRÍGUEZ, J.M., y CANO, J.M. (1993): "A comparison between statistical and neural network based methods for predicting bank failures", *Proceedings of the IIIth International Workshop on Artificial Intelligence in Economics and Management*, Portland (USA).
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A y DETRAGIACHE, E. (1998a): "The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries", *IMF Staff Paper*, International Monetary Fund, 45 (1), 81-109.
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A. y DETRAGIACHE, E. (1998b): "Financial Liberalization and Financial Fragility", IMF WP/98/83.
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A. y DETRAGIACHE, E. (1999): "Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach", *IMF Working Paper*, International Monetary Fund, 99/147
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A. y DETRAGIACHE, E. (2005): "Cross-Country Empirical Studies of Systemic Bank Distress: A Survey", *IMF Working Paper*, International Monetary Fund, 05/96, 1-32.
- DEMYANYK, Y. y HASAN, I. (2010): "Financial crises and bank failures: A review of prediction methods". *Omega*, 38(5), 315-324.
- DERVIZ, A. y PODEPIERA, J. (2004): "Predicting Bank CAMELS and S&P Ratings: The Case of the Czech Republic", *Working Paper Series Czech National Bank*, 1/2004.
- DOGANAY, M. M.; CEYLAN, N. B. y AKTAS, R. (2006): "Predicting financial failure of the Turkish banks", *Annals of Financial Economics*, 1, 97-117.
- DUTTAGUPTA, R. y CASHIN, P. (2008): "The Anatomy of Banking Crises". *IMF Working Paper*, International Monetary Fund, 93, 1-37.

- EICHEGREEN, B. y ARTETA, C. (2002): "Banking Crises in Emerging Markets: Presumptions and Evidence", en Mario I. Blejer y Marko Skreb (eds.), *Financial Policies in Emerging Markets*, MIT Press, 47-94.
- EICHENGREEN, B. y ROSE, A. (1998): "Staying Afloat when the Wind Shifts: External Factor and Emerging-Market Banking Crises" *NBER Working Paper*, W6370.
- EISENBEIS, R.A. (1978): "Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models", *Journal of Banking and Finance*, 2, 205-219.
- ERDAL, H.I. y EKINCI, A. (2013): "A Comparison of Various Artificial Intelligence Methods in the Prediction of Bank Failures". *Comput Econ*, 42, 199-215.
- ESPAHBODI, P. (1991): "Identification of problem banks and binary choice models", *Journal of Banking and Finance*, 15, 53-71.
- ETEMADI, H.; ANVARY ROSTAMY, A.A. y FARAJZADEH DEHKORDI, H. (2009): "A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran", *Expert System with Applications*, 36, 3199-3207.
- FALBO, P. (1991): "Credit scoring by enlarged discriminant analysis", *Omega*, 19(4), 275-289.
- FARRELL, M.J. (1957): "The Measurement of Productive Efficiency", *Journal of the Royal Statistical Society* 120, Part 111, Series A, 253-281.
- FERNANDEZ, A. y LLAUGEL, F. (2011): "¿Bancos con Problemas? Un Sistema de Alerta Temprana para la Prevención de Crisis Bancarias". *Cuadernos de Gestión*, 11(2), 149-168.
- FERNÁNDEZ-VILLAVERDE, J. y OHANIAN, L. (2010): *The Spanish Crisis from a Global Perspective*, Fundación de Estudios de Economía Aplicada (FEDEA), Documento de Trabajo 2010-03.
- FISHER (1936): "The use of multiple measurements in taxonomic problems." *Annals of Eugenics*, 7, 179-188.
- FLANNERY, M. J. (1998): "Using Market Information in Prudential Bank supervision: A Review of the U.S. Empirical Evidence", *Journal of Money, Credit and Banking*, 30 (3), 273-305.
- FLETCHER, D. y GOSS, E. (1993), "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data", *Information and Management*, 24(3) 159-167.
- FRIEDMAN, J.H. (1977): "A recursive partitioning decision rule for non-parametric classification", *IEEE Transactions on Computers*, 26(4), 404-408.
- FRIEDMAN, J.H. (1991): "Multivariate Adaptive Regression Splines", *The Annals of Statistics*, 19, 1-141.

- FRYDMAN, H.; ALTMAN, E. y KAO, D. (1985): "Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress". *The Journal of Finance* 40(1), 269-291.
- FUNAHASHI, K. I. (1989): "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks", *Neural Networks* 2, 183-192.
- FUNCAS (2015): *El Nuevo Mapa de las Fundaciones: de Cajas de Ahorros a Fundaciones*, Fundación de las Cajas de Ahorros, Madrid.
- GARCÍA-MONTALVO, J. (2014): "Crisis Financiera, reacción regulatoria y el futuro de la banca en España", *Estudios de Economía Aplicada*, 32(2), 497-528.
- GOLDBERG D.E. (1989): *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Logman
- GÓMEZ, D. y VÁZQUEZ, M.J. (2013): "Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos (rough sets) en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras". *Análisis Financiero*, 123, 76-87.
- GONZÁLEZ-HERMOSILLO, B. (1999): "Determinants of Ex-Ante Banking System Distress: A Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes", *IMF Working Paper*, WP/99/33.
- GONZÁLEZ-HERMOSILLO, B.; PAZARBASIOGLU, C. y BILLINGS, R. (1997): "Determinants of Banking System Fragility: A Case Study of Mexico", *IMF Staff Papers*, 44 (3), 295-314.
- GOWER, J.C. y HAND, D. J. (1996): *Biplots*, Ed. Chapman and Hall. London.
- GOWER, J. C. (1966 a): "Some distance properties of latent root and vector methods used in multivariate analysis." *Biometrika*, 53 (3-4), 325-338.
- GOWER, J. C. (1966 b): "A Q-technique for the calculation of canonical variates", *Biometrika*, 53 (3-4), 588-590.
- GUTIÉRREZ, C. y ABAD, J. (2014): "¿Permitían los estados financieros predecir los resultados de los tests de estrés de la banca española? Una aplicación del modelo logit". *Revista de Contabilidad*, 17(1), 58-70.
- HAGEN, VON J. y HO, T. (2009): "Twin Crises: An Examination of the Empirical Links", en *Measuring and Forecasting Financial Stability*, Workshop by Deutsche Bundesbank and Technische Universität Dresden, Dresden, 15-16 de enero.
- HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. y BLACK, W. C. (1999): *Análisis Multivariante*. Prentice Hall Iberia S.R.L.
- HALKOS, G.E. y SALAMOURIS D.S. (2004): "Efficiency measurement of the Greek commercial banks with the use of financial ratios: a data envelopment analysis approach" *Management Accounting Research*, 15, 201-224.

- HARDY, D.C. y PAZARBASIOGLU, C. (1998): "Leading Indicators of Banking Crises: Was Asia Different?", *IMF Working Paper* WP/98/91.
- HAWLEY, D.D. y JOHNSON, J.D. (1994): "Artificial neural networks: past, present and future: an overview of the structure and training of artificial learning systems", en Johnson, J.D. y Whinston, A.B. (Eds.): *Advances in Artificial Intelligence in Economics, Finance and Management*, Greenwich; CT: JAI Press Inc, 1-23.
- HECHT-NIELSEN, R. (1991): *Neurocomputing*, Addison Wesley
- HERNANDO, I. y VILLANUEVA, E. (2014): "The recent slowdown of the banking lending in Spain: are supply-side factors relevant?", *SERIEs*, 5, 245-285.
- HERTZ, A.; KROGH, R.G. y PALMER, (1991): *Introduction to The Theory of Neural Computing*, Addison-Wesley Publishing Company.
- HOLLAND, J.H. (1962): "Outline for a logical theory of adaptive systems", *Journal of the ACM (JACM)*, 9(3), 297-314.
- HONOHAN, P. (1997): "Banking system failures in developing and transition countries: diagnosis and prediction", Bank for International Settlements, WP 39.
- HOSMER D. W. y LEMESHOW S. (1989): *Applied logistic regression*. Wiley, New York
- HUBERTY, C.J. (1984): "Issues in the use and interpretation of discriminant analysis", *Psychological Bulletin*, 95(1), 156-171.
- HUNT, E.B.; MARIN, J., y STONE, P.J. (1966): *Experiments in induction*, Academic Press, New York (USA).
- HUTCHISON, M y MC-DILL, K. (1999): "Are All Banking Crises Alike? The Japanese Experience in International Comparison", *Center for Pacific Basin Monetary and Economic Studies* WP PB99-02, Banco de la Reserva Federal de San Francisco.
- JIMENO, J.F. y SANTOS, T. (2014): "The crisis of the Spanish Economy", *SERIEs* 5, 125-141.
- JOHNSON, C.A. (2005): "Modelos de alerta temprana para pronosticar crisis bancarias: desde la extracción de señales a las redes neuronales", *Revista de Análisis Económico*, 20(1), 95-121.
- JOHNSON, J.D. Y WHINSTON, A.B. (eds.) (1994): *Advances in Artificial Intelligence in Economics, Finance and Management*, Greenwich; CT: JAI Press Inc.
- JONES, F. (1987): "Current techniques in bankruptcy prediction", *Journal of Accounting Literature*. 6, 131-164.
- JORDAN, D.J.; RICE, D.; SANCHEZ, J.; WALKER, C. y WORTH, D.H. (2010): "Predicting bank failures: Evidence from 2007 to 2010", *Social Science Research Network*, disponible en: <http://ssrn.com/abstract=1652924>.
- KAMINSKY, G. (1999): "Currency and banking crises: the early warnings of distress", *IMF Working Paper*, WP/99/178.

- KAMINSKY, G. y REINHART, C. (1996): "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems", *International Finance Discussion Papers*, nº 544, Washington (Board of Governors of the Federal Reserve System).
- KAMINSKY, G. y REINHART, C. (1999): "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems", *American Economic Review*, 89(3), 473-500.
- KANAYA, A. y WOO, D. (2000): "The Japanese Banking Crisis of the 1990s: Sources and Lessons", IMF WP/00/7.
- KAO, C. y LIU, S. T. (2004): "Predicting bank performance with financial forecasts: A case of Taiwan commercial banks", *Journal of Banking and Finance*, 28, 2353-2368.
- KEYS, B. J.; MURHERJEE, T.; SERU, A. y VIG, V. (2010): "Did Securitization Lead to Tax Screening? Evidence from Subprime Loans", *Quarterly Journal of Economics*, 125(1), 307-362.
- KINDLEBERGER, C.P. y ALIBER, R.Z. (2012): *Manías, pánicos y cracs: historia de las crisis financieras*, Ariel Economía, Barcelona.
- KOLARI, J.; GLENNON, D.; SHIN, H. y CAPUTO, M. (2002): "Predicting large US Commercial Bank Failures", *Journal of Economics and Business*, 54, 361-387.
- KONSTANDINA, N. (2006), "Probability of Bank Failure: The Russian Case", *EERC Working Paper Series*, 06/01.
- KOROBOW, L. y STUHR, D. (1985): "Performance of early warning models", *Journal of Banking and Finance*, 9, 267-273.
- KRAFT, E. y GALAC, T. (2007): "Deposit Interest Rates, Asset Risk and Bank Failures in Croatia", *Journal of Financial Stability*, 2, 312-336.
- KRUSKAL, J.B. (1964a): "Multidimensional scaling by optimizing goodness of fit to a nonmetric hypothesis", *Psychometrika*, 29, 1-28.
- KRUSKAL, J.B. (1964b): "Nonmetric multidimensional scaling: a numerical method", *Psychometrika*, 29, 115-129.
- LACHENBRUCH, P. A. (1975): *Discriminant analysis*. Hafner Press. New York.
- LAEVEN, L. y VALENCIA, F. (2012): "Systemic Banking Crises Database: An Update", *IMF Working Paper*, WP/12/163.
- LAEVEN, L. y VALENCIA, F. (2013): "Systemic Banking Crises Database", *IMF Economic Review*, 61(2), 225-270.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1985): "El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española", *Esic-Market*, 48, 51-73.

- LAFFARGA, J., MARTÍN, J. L. y VÁZQUEZ, M. J. (1986a): "El pronóstico a corto plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la Banca española", *Esic-Market*, 53, 59-116.
- LAFFARGA, J., MARTÍN, J. L. y VÁZQUEZ, M. J. (1986b): "El pronóstico a largo plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones al caso español", *Esic-Market*, 54, 113-167.
- LAFFARGA, J., MARTÍN, J. L. y VÁZQUEZ, M. J. (1987): "Predicción de la crisis bancaria en España. Comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante", *Cuadernos de Investigación Contable*, 1(1), 103-111.
- LAFFARGA, J., MARTÍN, J. L. y VÁZQUEZ, M. J. (1991): "La predicción de la quiebra bancaria: el caso español", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 20(66), 151-163.
- LEE, K.; BOOTH, D. y ALAM, P. (2005): "A Comparison of Supervised and Unsupervised Neural Networks in Predicting Bankruptcy of Korean Firms". *Expert Systems with Applications*, 29, 1-16.
- LESHNO, M. y SPECTOR, Y. (1996): "Neural Network Prediction Analysis: The Bankruptcy Case", *Neurocomputing*, 10, 125-147.
- Li, Y. y MA, W (2010): "Application of artificial neural networks in financial economics: a survey", *International Symposium on Computational Intelligence and Design*, 211-214.
- LINARES, G. (2001): "Escalonamiento Multidimensional: Conceptos y enfoques", *Revista Investigación Operacional*, 22(2), 173-183.
- LO, A.W. (1986): "Logit versus discriminant análisis. A specification test and application to corporate bankruptcies", *Journal of Econometrics*, 31(2), 151-178.
- LOGAN, A. (2001): "The United Kingdom's small banks' crisis of the early 1990s: what were the leading indicators of failure?", *Bank of England Working Paper*, 139.
- LUO, X. (2003): "Evaluating the profitability and marketability efficiency of large banks: An application of data envelopment analysis". *Journal of Business Research*, 56, 627-635.
- MALO DE MOLINA, J.L. (2011): "Claves para la salida de la crisis en España", en P. Martín- Aceña (Ed.): *Pasado y presente de la Gran Depresión siglo XX a la Gran Recesión del siglo XXI*. Fundación BBVA, Bilbao, 341-366.
- MALO DE MOLINA, J.L. y MARTÍN-ACEÑA, P. (eds.) (2011): *Un siglo de historia del sistema financiero español*, Alianza Editorial, Madrid.
- MÄNNASOO K. y MAYES, D. (2009): "Explaining bank distress in Eastern European transition economies" *Journal of Banking & Finance*, 33, 244-253.

- MAR-MOLINERO, C. y SERRANO-CINCA, C. (2001): "A multivariate analysis of bank failure in Spain", *European Journal of Finance*, 7(2), 165-183
- MARTIN, D. (1977): "Early warning of bank failure: A logit regression approach", *Journal of Banking and Finance*, 1, 249-276.
- MARTÍN-ACEÑA, P. (ed.) (2011): *Pasado y presente: de la Gran Depresión siglo XX a la Gran Recesión del siglo XXI*. Fundación BBVA, Bilbao.
- MARTÍN-ACEÑA, P. MARTÍNEZ RUIZ, E. y PONS, M.A. (2013 a): "Siglo XXI: recesión y crisis financiera", en Martín-Aceña, P.; Martínez Ruiz, E.; Pons, M.A. (eds.): *Las Crisis Financieras en la España Contemporánea, 1850-2012*, Crítica, Barcelona, 241-294.
- MARTÍN-ACEÑA, P.; MARTÍNEZ RUIZ, E.; PONS, M.A. (eds.) (2013 b): *Las Crisis Financieras en la España Contemporánea, 1850-2012*, Crítica, Barcelona.
- MARTÍNEZ, C., SANZ, F. y DE LA CRUZ, M. (1989): "Selección y explotación de los sistemas de alarma y prevención de quiebra", *Investigaciones Económicas*, 13(3), 465-484.
- MAUDOS, J. (2011): "La banca española entre la financiación del crecimiento y la crisis financiera internacional" en P. Martín-Aceña (ed.), *Pasado y presente: de la Gran Depresión siglo XX a la Gran Recesión del siglo XXI*. Fundación BBVA, Bilbao, 309-339.
- MAYES, D.G. y STREMMEL, H. (2012): The effectiveness of Capital Adequacy Measures in Predicting Bank Distress, The European Money and Finance Forum, 1, 1-53.
- MCCULLOCH, W.S. y PITTS W. (1943): "A logical calculus of the ideas immanent in neurons activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133,
- MESSAI, A.S. y GALLALI, M.I. (2015): "Financial Leading Indicators of Banking Distress: A Micro Prudential Approach - Evidence from Europe", *Asian Social Science*, 11(21), 78-90.
- MESSAI, A.S. y JOUINI, F. (2013): "Micro and macro determinants of non performing loans", *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(4), 852-860.
- MEYER, P.A. y PIFER, H.W. (1970): "Prediction of Bank Failures", *The Journal of Finance*, 25 (4), 853-868.
- MIN, S. H.; LEE, J. y HAN, I. (2006): "Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction". *Expert Systems with Applications*, 31, 652-660.
- MITCHELL, M. (1996): *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press, Massachusetts.

- MORGAN, J.N. y SONQUIST, J.A. (1963): "Problems in the Analysis of Survey Data, and a Proposal", *Journal of the American Statistical Association*, 58, 415–434.
- MORRIS, S. (1997): "Risk, Uncertainty and Hidden Information", *Theory and Decision*, 42, 235-269.
- MOSQUEDA, R. M. (2010): "Faliabilidad del método Rough Set en la conformación de modelos índice de riesgo dinámico en la predicción del fracaso", *Journal of Economics Finance and Administrative Science*, 15 (28), 65-88.
- ODOM, M. y SHARDA, R. (1990): "A neural network model for bankruptcy prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, California, 163–168.
- OHLSON, J. A. (1980): "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- OLMEDA, I. y FERNANDEZ, E. (1997): "Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction", *Computational Economics* 10, 317-335.
- ONTIVEROS, E. y VALERO, F.J. (2013): "Las crisis bancarias en España, 1977-2012", *Revista de la Historia de la Economía y de la Empresa*, 7, 277-317.
- ORTEGA, E. y PEÑALOSA, J. (2012): Claves de la Crisis Económica Española y Retos para Crecer en la UEM, Documentos Ocasionales 1201, Banco de España.
- ORTIZ, A. y UGARTE, A. (2015): "Introducing a New Early Warning System Indicator (EWSI) of banking crises". *BBVA Research, Working Paper*, 15/02, 1-40.
- PAWLAK, Z. (1982): "Rough sets". *International Journal of Information and Computer Sciences*, 11, 341-356.
- PAWLAK, Z.; GRZYMALA-BUSSE, J.W.; SLOWINSKI, R. y ZIARKO, W. (1995): "Rough Sets", *Communications of the ACM*, 38(11), 89-95.
- PEEL, M.J.; PEEL, D.A. y POPE, P.F. (1986): "Predicting Corporate Failure. Some Results for the UK Corporate Sector" *The International Journal of Management Science*, 14(1), 5-12.
- PÉREZ, D. y TRUCHARTE, C. (2011): "Los ejercicios de estrés test: experiencia reciente y reflexiones sobre el futuro", *Revista de Estabilidad Financiera*, Banco de España, 63-82.
- PETTWAY, R.H. y SINKEY, J.F. (1980): "Establishing On-Site Bank Examination Priorities: An Early-Warning System Using Accounting and Market Information", [*Journal of Finance*](#), 35(1), 137-50.
- PINA, V. (1989): "La Información Contable en la Predicción de la Crisis Bancaria 1977-1985", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 18, 309-334.

- PIRAMUTHU, S., RAGAVAN, H. Y SHAW, M.J. (1998): "Using Feature Construction to Improve the Performance of Neural Networks". *Management Science*, 44 (3), 416-430.
- POGHOSYAN, T. y CIHÁK, M. (2009): "Distress in European Banks: An Analysis Based on a New Data Set", *IMF Working Paper*, WP/09/9.
- QUINLAN, J. (1986): "Induction of decision trees", *Machine Learning*, 1, 81-106.
- QUINLAN, J. (1993): *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann Publishers Inc. San Francisco, CA, USA.
- QUINLAN, J. (1997): See5, <http://www.rulequest.com/see5-info.html>
- RAVI, V. Y PRAMODH C. (2008): "Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: Application to bankruptcy prediction in banks", *Journal Applied Soft Computing*, 8(4), 1539-1548.
- RAVI-KUMAR, P. y RAVI, V. (2007): "Bankruptcy prediction in Banks and firms via statistical and intelligent techniques-A review". *European Journal of Operational Research*, 180, 1-28.
- REDONDO, D. y RODRÍGUEZ, J.M. (2014): "Crisis en las entidades de crédito españolas: Un estudio mediante análisis discriminante", *Estudios de Economía Aplicada*, 32(2), 617-644.
- REINHART, C.M. y ROGOFF, K.S. (2009): *THIS TIME IS DIFFERENT. Eight Centuries of Financial Folly*, Princeton University Press, Princeton, New Jersey.
- REINHART, C.M. y ROGOFF, K.S. (2013): "Financial and Sovereign Debt Crises: Some Lessons Learned and Those Forgotten", *IMF Working Paper*, WP/13/266.
- RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, J.M. (1989): "The crisis in Spanish private banks: a logit analysis", *Finance*, 10(1), 69-88.
- ROJAS-SUAREZ, L. (1998): "Early Warning Indicators of Banking Crises: What Works for Emerging Markets?", *January 1998 Meetings of the Allied Social Sciences Association*, Chicago. Inter-American Development Bank, Washington D.C.
- SAGARRA, M.; MAR-MOLINERO, C. y GARCÍA-CESTONA, M. (2011): "Spanish savings Banks in the credit crunch: could distress have been predicted before the crisis? A multivariate statistical analysis". *Fundación de las cajas de ahorros, Documento de trabajo*, 667, 1-20.
- SANTOMERO, A. y VINSO, J. (1977): "Estimating the probability of failure for commercial banks and the banking system", *Journal of Banking and Finance* 1(2), 185-205.
- SARLE, W.S. (1994), "Neural Networks and Statistical Models," *Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference*, Cary, NC: SAS Institute, 1538-1550.

- SCHOLKOPF, B. y SMOLA, A.J. (2001): *Learning with Kernels*, MIT Press, Cambridge MA.
- SERRANO-CINCA, C y MARTÍN DEL BRÍO, B. (1993): "Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales" *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 23, 153-176.
- SHEPARD, R.N. (1962a): "The analysis of proximities: multidimensional scaling with an unknown distance function I", *Psychometrika*, 27, 125-140.
- SHEPARD, R.N. (1962b): "The analysis of proximities: multidimensional scaling with an unknown distance function II", *Psychometrika*, 27, 219-246.
- SINHA, A.P. y ZHAO, H. (2008): "Incorporating domain knowledge into data mining classifiers: An application in indirect lending", *Decision Support Systems*, 46(1), 287-299.
- SINKEY, J.F. (1975): "A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks", *Journal of Finance*, 30, 21-36.
- STEVENS, J. (1986): *Applied multivariate statistics for the social sciences*, Lawrence Erlbaum Associates, Inc, Mahwah, NJ.
- STIGLITZ, J.E. (2010): *Caída libre. El libre mercado y el hundimiento de la Economía Mundial*, Taurus, Madrid.
- SUNDARARAJAN, V.; ENOCH, C.; SAN-JOSE, A.; HILBERS, P.; KRUEGER, R.; MORETTI, M. y SLACK G. (2002): "Financial Soundness Indicators: Analytical Aspects and Country Practices", *IMF Occasional Paper*, 212, Washington.
- SWICEGOOD, P. y 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 and Management*, 10, 169-186.
- TAM, K. Y. (1991): "Neural network models and the prediction of bank bankruptcy", *Omega: The International Journal of Management Science*, 19(5), 429-445.
- TAM, K. Y. y KIANG, M. (1992): "Predicting bank failures: A neural network approach", *Decision Sciences*, 23, 926-947.
- TASCÓN, M.T. Y CASTAÑO, F.J. (2012): "Variables y Modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente". *Revista de Contabilidad*, 15(1), 7-58.
- TATOM, J. y HOUSTON, R. (2011): "Predicting Failure in the Commercial Banking Industry", *Networks Financial Institute, Working Paper 2011-WP-27*
- TORGERSON, W.S. (1952): "Multidimensional Scaling: I. Theory and Method", *Psychometrika*, 17(4), 401-419.

- TORRERO-MAÑAS, A. (2010): "La crisis Financiera y sus Efectos sobre la Economía Española", Instituto Universitario de Análisis Económico y Social (Universidad de Alcalá), Serie Documentos de Trabajo 13/2010.
- TROUTT, M.D.; RAI, A. y ZHANG, A. (1996): "The Potential Use of DEA for Credit Applicant Acceptance Systems". *Computers & Operations Research*, 23(4), 405-408.
- TSUKUDA, J. y BABA, S.I. (1994): "Predicting Japanese Corporate Bankruptcy in Terms of Finance Data Using Neural Network". *Computers and Industrial Engineering*, 27 (1-4), 445-448.
- VAPNIK, V. N. (1995): *The Nature of Statistical Learning Theory*, New York: Springer-Verlag.
- VELLIDO, A.; LISBOA, P.J.G. y MEEHAN, K. (1999): "Segmentation of the On-line Shopping Market Using Neural Networks", *Expert Systems with Applications*, 17, 303-314.
- VIVES, X. (2011): "La industria financiera española en el inicio del siglo XXI: situaciones y retos del futuro", en J.L. Malo de Molina y P. Martín-Aceña (eds.): *Un siglo de historia del sistema financiero español*, Alianza Editorial, Madrid, 415-454.
- VOGIAZAS S.D. y NIKOLAIDOU E. (2011): "Investigating the Determinants of Nonperforming Loans in the Romanian Banking System: An Empirical Study with Reference to the Greek Crisis", *Economics Research International*, 214689.
- WAHL, P. W. y KRONMAL, R. A. (1977): "Discriminant Functions where Covariances are Unequal and Sample Sizes are Moderate." *Biometrics*, 33(3), 479-484.
- WEST, R C (1985): "A factor analytic approach to bank condition", *Journal of Banking and Finance*, 9, 253-266.
- WILSON, R.L. y SHARDA, R. (1994): "Bankruptcy prediction Using Neural Networks", *Decision Support Systems*, 11(5), 545-557.
- WU, C.H.; TZENG, G.H.; GOO, Y.J. y 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, 397-408.
- ZAVGREN, C. (1983): "The prediction of corporate failure: the state of art", *Journal of Accounting Literature* 2, 1-38.
- ZHANG, G.P.; HU, M.Y.; PATUWO, B.E. y INDRO, D.C. (1999): "Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis", *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.
- ZHANG, H. (1998): "US evidence on bank takeover motives: a note", *Journal of Business Finance & Accounting*, 25, (7-8), 1025-1032.

ZMIJEWSKI, M.E. (1984): "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.

ANEXOS

Anexo 1

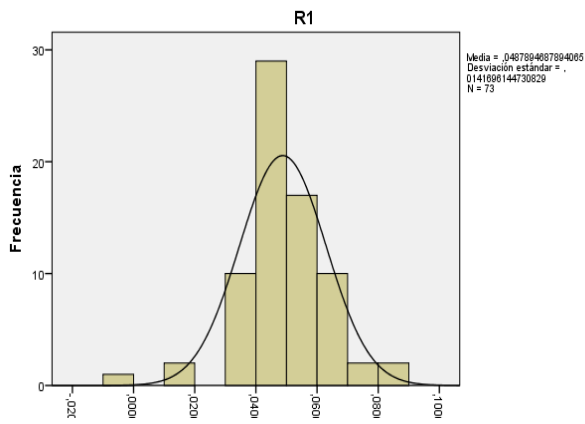
Sistemas de alerta temprana de organismos supervisores de países del G10

Country	Supervisory Authority	System	Year of implementation	System type
France	Banking Commission	ORAP (Organisation and Reinforcement of Preventive Action)	1997	Off-site Supervisory bank rating system
		SAABA (Support System for Banking Analysis)	1997	Early warning model - Expected loss
Germany	German Federal Supervisory Office	BAKIS (BAKred Information System)	1997	Financial ratio and peer group analysis system
Italy	Bank of Italy	PATROL	1993	Off-site
		Early Warning System	Planned	Supervisory bank rating system
Netherlands	Netherlands Bank	(RAST) Risk Analysis Support Tool	1999	Early warning model - failure and timing to failure prediction
		Observation system	Planned	Comprehensive bank risk assessment system
United Kingdom	Financial Services Authority	RATE (Risk Assessment, Tools of Supervision and Evaluation)	1998	Financial ratio and peer group analysis system
		TRAM (Trigger Ratio Adjustment Mechanism)	Developed 1995 – not implemented	Comprehensive bank risk assessment system
United States	All three supervisory authorities Federal Reserve System	CAMELS	1980	Early warning model
		Individual Bank Monitoring Screens	1980s	On-site examination rating
		SEER Rating (System for Estimating Exam Ratings)	1993	Financial ratio analysis
		SEER Risk Rank	1993	Early warning model - Rating estimation
		CAEL	1985 (withdrawn December 1999)	Early warning model- Failure prediction
		GMS – Growth Monitoring System (Statistical CAMELS Off-site Rating) Bank Calculator	mid 1980s (refined recently) 1995	Off-site supervisory bank rating system
OCC			Planned	Simple early warning model - tracking high growth banks Early warning model - Rating downgrade estimation Early warning model Failure prediction

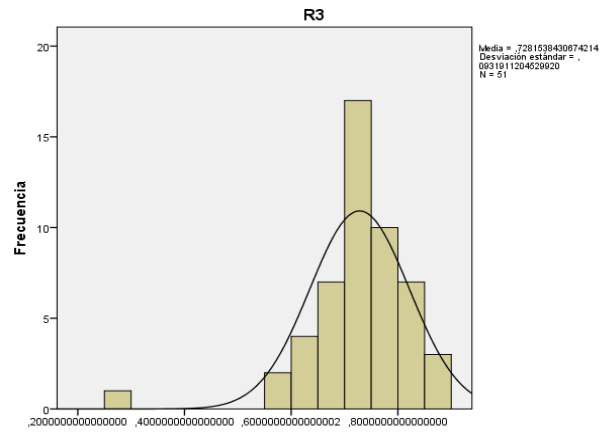
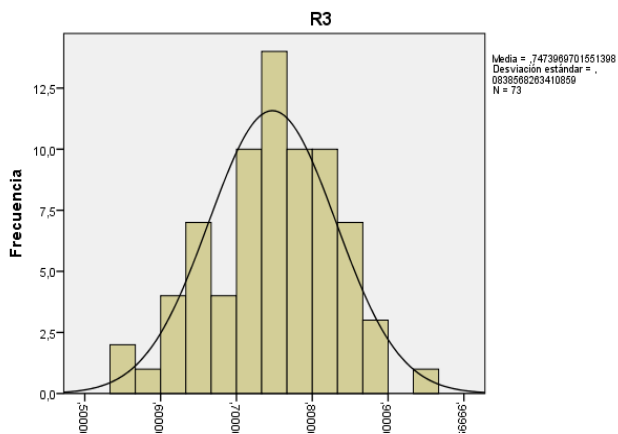
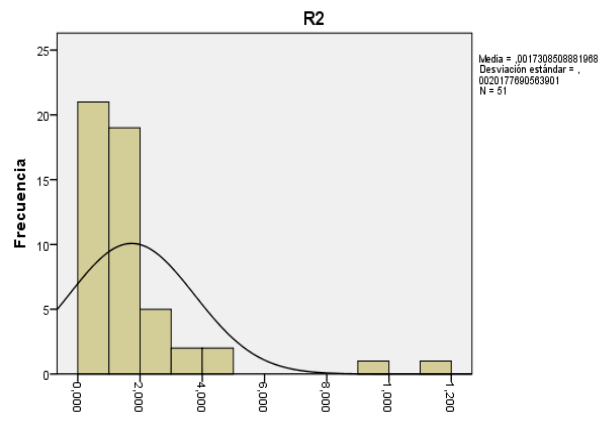
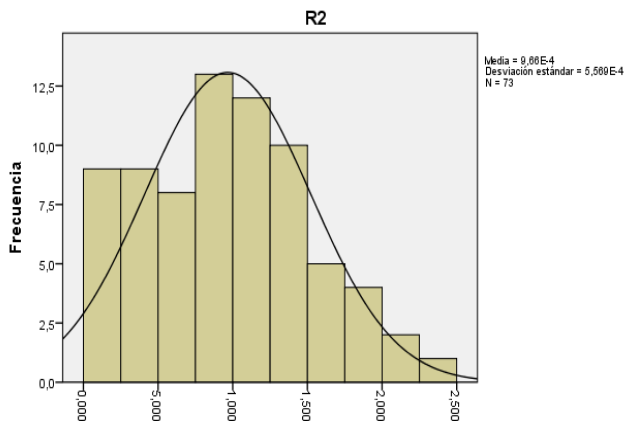
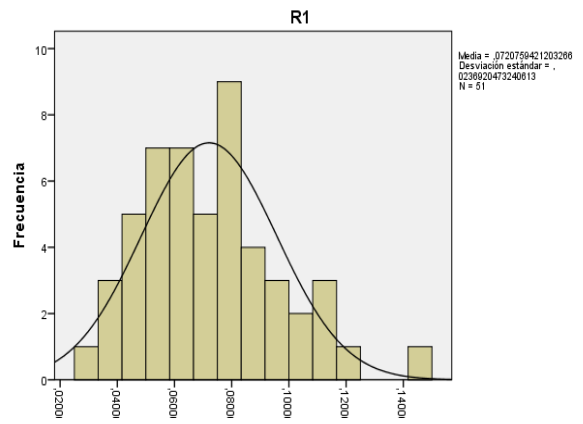
Fuente: Sahajwala y Van den Bergh (2000)

Anexo 2: Histogramas

FRACASADAS (C=1)

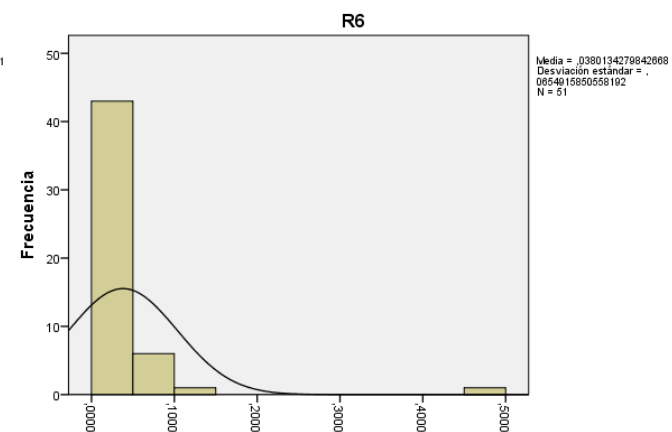
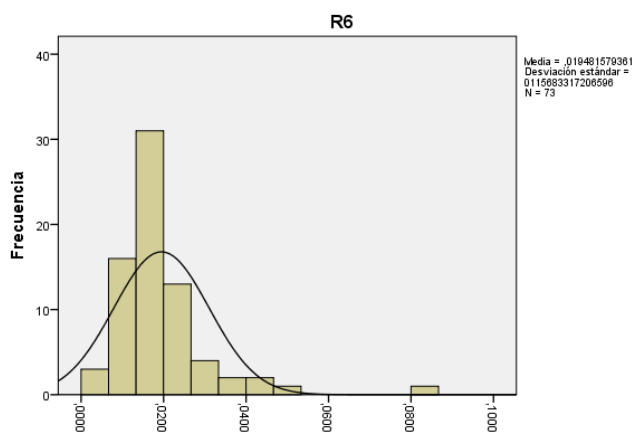
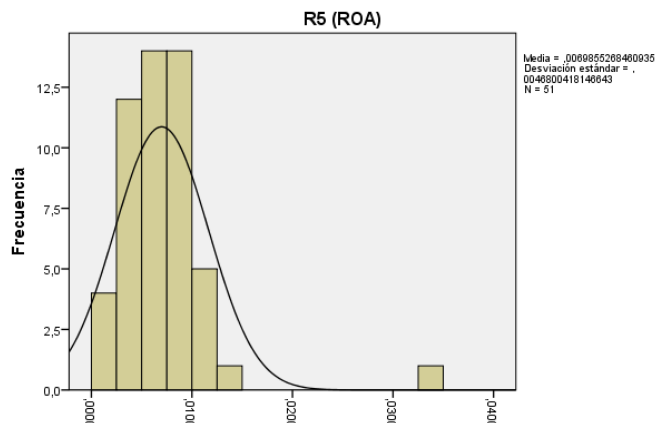
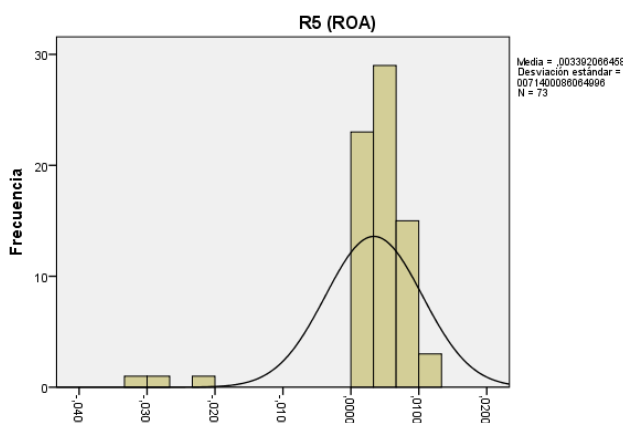
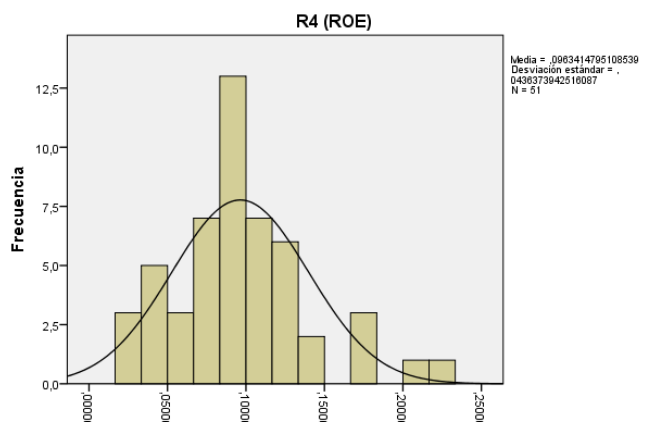
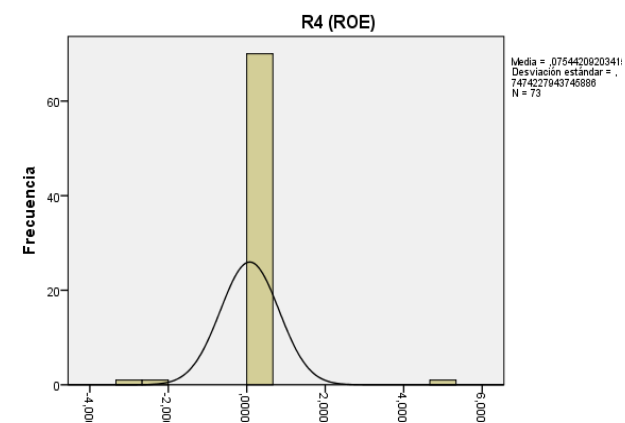


NO FRACASADAS (C=0)

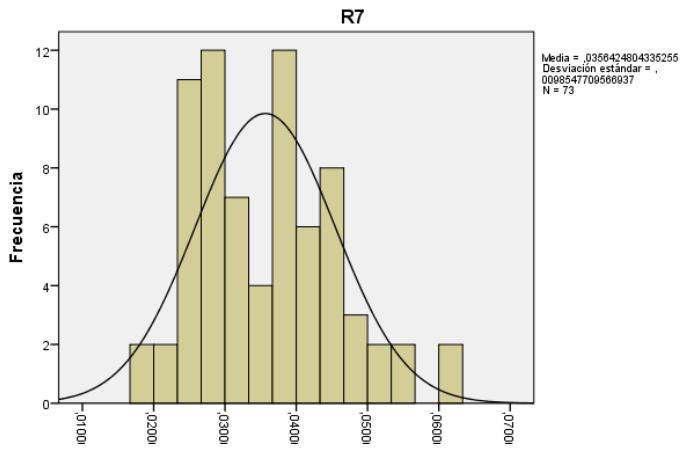


FRACASADAS (C=1)

NO FRACASADAS (C=0)



FRACASADAS (C=1)



NO FRACASADAS (C=0)

