

Aplicación de técnicas de análisis multivariante al estudio de la solvencia del sistema financiero español

Llorent Jurado, Julián – jlojur@upo.es
Melgar Hiraldo, María del Carmen – mcmelhir@upo.es
Ordaz Sanz, José Antonio – jaordsan@upo.es
Guerrero Casas, Flor María – fguecas@upo.es

*Departamento de Economía, Métodos Cuantitativos e Historia Económica
Universidad Pablo de Olavide, de Sevilla*

RESUMEN

Durante los últimos años el sistema financiero español está viviendo una transformación sin precedentes. La actual crisis internacional está conduciendo a un acelerado proceso de fusiones y absorciones de entidades financiera. En este contexto, la solvencia se ha convertido en un término clave. El objetivo de este estudio es tratar de plantear un modelo de clasificación de las entidades financieras que operan en el mercado español entre activas y no activas, basándose en criterios de solvencia determinados por distintas variables características del ámbito financiero. En esta tarea, el análisis multivariante podría ser una herramienta de gran utilidad.

Palabras claves: Análisis multivariante; Solvencia; Sistema financiero español.

Área temática: Métodos Cuantitativos e Informáticos

ABSTRACT

In recent years the Spanish financial system is undergoing an unprecedented transformation. The current global crisis is leading to a rapid process of mergers and acquisitions of financial institutions. In this context, the solvency has become a key concept. The aim of this study is to propose a classification of financial institutions operating in the Spanish market between active and inactive, based on solvency criteria set commonly by financial literature. In this task, a multivariate analysis could be a remarkable tool.

Keywords: Multivariate analysis; Solvency; Spanish financial system.

1. INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas el sistema financiero español ha experimentado un notable proceso liberalizador, abriendo paso a una mayor competencia. Dicha intensificación de la competencia ha reducido los beneficios de las entidades financieras repercutiendo negativamente en la solvencia de estas entidades (Saurina, 1997).

El objetivo de este estudio consiste en tratar de especificar un modelo de clasificación de las entidades financieras que operan en el mercado español dependiendo de su nivel de solvencia, a través de un conjunto de variables tradicionalmente consideradas en la literatura de análisis financiero como determinantes de la misma. Dichas variables se refieren a la estructura de los activos, la estructura de capital, la rentabilidad en las operaciones y la liquidez. Asimismo, se pretende determinar cuáles de estas variables permiten diferenciar mejor las entidades financieras de cada grupo establecido. Se utilizará para ello el análisis discriminante.

Las técnicas de análisis multivariante, donde se encuadra el análisis discriminante, permiten describir, explicar y, en ocasiones, predecir el comportamiento empresarial mediante el examen conjunto y simultáneo de una serie de características e indicadores directa o indirectamente relacionados con la situación económico-financiera de la empresa (Azofra, 1995) para cada individuo o elemento estudiado. En este sentido resultan clásicos los estudios efectuados por Altman (1968), Meyer y Howard (1970), Altman *et al.* (1977), Gudmundsson (1977) o Pastena y Ruland (1986) en esta área.

Después de este primer apartado introductorio, en el Apartado 2 nos ocupamos de ver qué se entiende por concepto de solvencia en el ámbito de los sistemas financieros. A continuación, el Apartado 3 se centra en la metodología empleada: el análisis discriminante, así como los datos y variables utilizados. En el Apartado 4 abordamos los principales resultados de la investigación, terminando el trabajo con unas breves conclusiones, en el Apartado 5, y las referencias bibliográficas de los trabajos reseñados en esta investigación. Al final, se presenta un anexo con el listado de las entidades financieras cuyas variables se han empleado en este estudio.

2. APROXIMACIÓN AL CONCEPTO DE SOLVENCIA

Considérese una empresa con una estructura de balance muy simplificada, en la que a partir de unos fondos propios y unos recursos ajenos posee una serie de bienes y derechos. Si entendemos por *solvencia* la capacidad financiera que tiene dicha empresa para cumplir sus obligaciones de pago contraídas, la solvencia representa, de forma simplificada, la relación entre lo que la empresa tiene y lo que debe.

En el proceso de evaluación hay que distinguir entre el corto plazo (liquidez) y el largo plazo, puesto que los enfoques son diferentes (Bernstein, 1984). Esto lleva a la existencia de múltiples formas de aproximarse al concepto de solvencia, como se puede desprender de Saurina (1997) o Fernández (2007).

Una de las medidas de la liquidez o solvencia a corto plazo que goza de mayor aceptación entre los analistas financieros es el fondo de maniobra de la empresa, que mide la reserva de fondos líquidos disponibles en relación con las obligaciones a corto plazo, como margen de seguridad frente a la incertidumbre y aleatoriedad a que están sometidos los flujos de fondos de la empresa.

Sin embargo, siguiendo a Azofra (1995), el equilibrio de la empresa entre inversiones y financiaciones requiere que las operaciones a largo plazo estén financiadas con recursos financieros permanentes, mientras que las inversiones a corto plazo (activo circulante) estén financiadas con créditos a corto plazo. Sin embargo, para que exista solvencia financiera en la empresa, los capitales permanentes deben ser suficientes para financiar no sólo el activo fijo, sino también la parte estable del activo circulante que, aunque técnicamente es líquida, desde el punto de vista financiero constituye una inmovilización y requiere, por tanto, recursos financieros de la misma naturaleza que el activo fijo. Este excedente de los capitales permanentes sobre el activo fijo proporciona una medida de la aptitud de los activos para hacer frente al reembolso de los pasivos.

Naturalmente, la solvencia financiera de la empresa no se reduce tan sólo a la existencia de una determinada ratio positiva, aunque éste sea un aspecto fundamental. Las diferentes categorías de recursos financieros: créditos a corto, medio y largo plazo, financiación interna y externa, capitales permanentes y no permanentes, inversiones circulantes y fijas, tipos de inversiones y financiaciones, deben ajustarse a las

características del sector, de la política financiera de la empresa, o de la coyuntura económica.

En este sentido, el riesgo de insolvencia al que está expuesta una empresa o entidad depende en gran parte de sus fuentes de fondos, así como del tipo de inversiones (activos) de la misma y de la importancia relativa de estas categorías. Básicamente, cuanto mayor sea la proporción de recursos ajenos en la estructura de capital de la empresa, mayores serán los gastos fijos y las obligaciones de reembolso, así como la pérdida de capacidad financiera, es decir, mayor es la posibilidad de requerir fondos adicionales en los mercados de capitales y, por tanto, mayor es la probabilidad de insolvencia.

3. METODOLOGÍA

3.1. Utilidad de las técnicas de análisis multivariante

La aplicación de métodos o técnicas de análisis multivariante al análisis financiero permite describir, explicar y, en ocasiones, predecir el comportamiento empresarial mediante el examen conjunto y simultáneo de una serie de características e indicadores directa o indirectamente relacionados con la situación económico-financiera de la empresa. En particular, las técnicas de análisis multivariante posibilitan establecer relaciones y leyes operativas, investigar estructuras latentes y ensayar diversas maneras de organizar los datos de partida en estructuras conocidas y fácilmente utilizables. Por otra parte, las amplias bases de datos que demandan los modelos de la moderna teoría financiera de la empresa hacen obligado el recurso a técnicas multivariantes a la hora de manejar e interpretar un volumen tal de información, especialmente cuando se trata de analizar el comportamiento de distintos grupos de empresas (Azofra, 1995).

Puede decirse, en suma, que el uso de métodos y técnicas multivariantes en el campo del análisis financiero obedece a una triple finalidad (Aguiar y Fernández, 1988): a) resumir la información al objeto de facilitar su manejo e interpretación; b) identificar pautas de comportamiento que, no pudiendo deducirse directamente de los valores de las variables, están implícitas en las relaciones que internamente se establecen entre las mismas; y c) plantear problemas complejos caracterizados por la interrelación de las

variables analizadas, cuya resolución requiere un tratamiento simultáneo del conjunto de la información disponible. En nuestro caso la técnica empleada es la del análisis discriminante como forma de clasificación de unas entidades frente a otras.

3.2. El análisis discriminante

Como es bien sabido, el análisis discriminante es una técnica de análisis multivariante (Hair *et al.*, 1999), donde a partir de un conjunto de elementos que pertenecen a diferentes grupos previamente establecidos, se trata de analizar la información relativa a una serie de variables independientes con una doble finalidad explicativa y predictiva. La pertenencia de los elementos objeto de estudio a un grupo u a otro se introduce en el análisis a través de una variable cualitativa que toma tantos valores como grupos existentes. Y la información inicialmente disponible se sintetiza en funciones discriminantes, que no son más que combinaciones lineales de las variables discriminantes o clasificadoras. El objetivo que se persigue es que los valores de esta función se diferencien lo más posible de un grupo a otro y sean muy parecidas para los elementos de un mismo grupo. Una vez definida la función discriminante, se debe fijar un criterio para clasificar a los nuevos elementos.

3.3. Origen de datos, definición de variables y grupos

Toda la información estadística que se ha empleado en la presente investigación ha sido obtenida de la base de datos *Bankscope*, facilitada por Bureau van Dijk Electronic Publishing. Esta base recoge las cuentas anuales de los principales grupos bancarios del mundo, especialmente americanos y europeos. Los datos utilizados corresponden al último ejercicio económico publicado por cada uno de los 75 bancos comerciales, cajas de ahorro y cooperativas de crédito que operan en España y para los que figura información de la variable *TIER 1*. Esta ratio, común en el ámbito financiero, relaciona el capital de mayor calidad dentro de la entidad, acciones más reservas básicamente, con el total de sus activos ponderados por riesgo. Se trata, pues, de una variable frecuentemente utilizada como un signo de solvencia de las entidades.

Las variables utilizadas en este estudio se encuentran entre las tradicionalmente consideradas en la literatura de análisis financiero y vienen detalladas en la *Figura 1*,

donde se ofrece su descripción así como una selección de referencias de estudios previos que han hecho uso de las mismas.

Abreviatura	Variable	Descripción	Autor
-	Estado	Variable de clasificación: 1 = Activo; 2 = Inactivo.	-
Tipo	Tipología de la forma jurídica	1 = Banco Comercial; 2 = Caja de Ahorro; 3 = Cooperativa de Crédito.	Martínez-Conesa <i>et al.</i> (2011)
AFDLP	Activo Fijo / Deudas a Largo Plazo	Ratio de equilibrio financiero a largo plazo. Es un indicador de la consistencia de la empresa.	Fernández (2007)
INIAM	Ingresos Netos de Intereses / Activos Medios	Ratio de ingresos por actividad ordinaria sobre los activos totales medios. Es un indicador de los ingresos derivados de las inversiones.	Bernal <i>et al.</i> (2007), Kumar y Arora (1995)
LNAT	LN Activo Total	Logaritmo neperiano del activo total. Es un indicador frecuentemente utilizado como aproximación del tamaño de la entidad.	Hannan y Rhoades (1987), Jackson y Gart (1999), Kumar y Arora (1995), Martínez-Conesa <i>et al.</i> (2011), Maudos y Fernández (2010)
PNAT	Préstamos Netos / Activo Total	Porcentaje de activos de la entidad comprometidos en préstamos.	Bernal <i>et al.</i> (2007), Focarelli <i>et al.</i> (2002), Hannan y Rhoades (1987), Saurina (1997)
RT1	Ratio capital regulador TIER 1	Concepto derivado de los acuerdos de Basilea, que representa la relación entre el capital social (Tier 1 = Acciones + Reservas) de una entidad financiera con el total de sus activos ponderados por riesgo.	Martínez-Conesa <i>et al.</i> (2011)
ROA	Rentabilidad de los Activos	Resultado ordinario entre activos totales medios. Mide la eficacia de los activos para generar ingresos.	Bernal <i>et al.</i> (2007), Kumar y Arora (1995)

Figura 1

Toda esta información ha sido segmentada en dos grupos de entidades: “activo” (45 casos) e “inactivo” (30 casos) por medio de la variable “Estado”, que es la que se tomará como variable de agrupación. Para efectuar tal distinción se ha tomado la información facilitada por la citada base de datos, para entidades que bien continúan con actividad o bien se han disuelto, ya sea esto último por quiebra o fusión o adquisición (que es lo más habitual en el sistema financiero español cuando alguna entidad presenta problemas de insolvencia). A tal efecto podría citarse como ejemplo, entre otros, los casos de BBVA o BSCH, que son resultado de fusiones entre grupos financieros que, a su vez, proceden de fusiones previas (Argentaria o Central Hispano, respectivamente); o más recientemente Cajasur, adquirido por Bilbao Bizkaia Kutxa (BBK), o Caja de

Ahorros del Mediterráneo (CAM) absorbida por el Banco Sabadell con objeto de evitar su quiebra.

4. PRINCIPALES RESULTADOS

En este punto debemos comenzar señalando que nuestro análisis empírico ha sido llevado a cabo con el paquete estadístico *IBM SPSS Statistics v.20.0.0*.

Como ocurre con toda técnica estadística, el análisis discriminante precisa que, al menos desde el punto de vista teórico, se den una serie de condiciones iniciales. Así, las variables que se utilizan (variables discriminantes) deberían verificar las siguientes propiedades: normalidad multivariante; igualdad de matrices de varianzas-covarianzas entre grupos; y ausencia de multicolinealidad.

Al analizar nuestros datos, encontramos que éstos no verifican las dos primeras propiedades. Sin embargo, esto no tiene por qué suponer la invalidación de los resultados obtenidos de la aplicación del análisis discriminante, pues son innumerables las referencias en la literatura que justifican la relajación en el cumplimiento de tales requisitos.

Así, para el caso de la normalidad, se ha aplicado como contraste la prueba de Shapiro-Wilks, mostrando ésta su incumplimiento. No obstante, según Tabachnick y Fidell (2001), el modelo que resulte seguirá siendo robusto a pesar de ello, siempre que el tamaño muestral sea superior a 20 y el de los grupos sea similar, como ocurre con nuestros datos.

En cuanto al supuesto de igualdad de matrices de varianzas-covarianzas de las variables discriminantes en los dos grupos considerados, la aplicación de la prueba *M* de Box ha sido igualmente negativa. Pero estudios como los de Hopkins y Clay (1963), Keselman *et al.* (1980), Korin (1972) y Olson (1974), han mostrado que este estadístico es demasiado sensible a las violaciones de la normalidad multivariante y a tamaños muestrales grandes. Igualmente, Keselman *et al.* (1980) encontraron que esta prueba tenía poco valor para determinar la elección posterior de la estrategia de análisis. Por tanto, dados nuestros resultados en la misma, se ha optado por utilizarla de forma conservadora tal y como recomienda Jarriot y Montané (2009) basándose en Riba (1990).

Finalmente en lo que se refiere a la matriz de correlaciones de las variables cuantitativas incluidas en el estudio, los resultados de su cálculo nos han llevado a poder descartar la existencia de multicolinealidad entre ellas, como puede verse en la *Figura 2*. Este hecho supone evitar problemas (y por tanto aumentar la fiabilidad) en la interpretación de los resultados que se producen en la aplicación del ulterior análisis discriminante.

Correlaciones

	AFDLP	INIAM	LNAT	PNAT	RT1	ROA
AFDLP Correlación de Pearson						
Sig. (bilateral)						
INIAM Correlación de Pearson	,261					
Sig. (bilateral)	,023					
LNAT Correlación de Pearson	-,270	-,335				
Sig. (bilateral)	,019	,003				
PNAT Correlación de Pearson	-,046	,396	-,033			
Sig. (bilateral)	,693	,000	,778			
RT1 Correlación de Pearson	,005	-,257	-,263	-,433		
Sig. (bilateral)	,967	,026	,022	,000		
ROA Correlación de Pearson	,218	,267	-,047	,272	-,022	
Sig. (bilateral)	,060	,021	,686	,018	,849	

Figura 2

La tabla de los *Coefficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas* (*Figura 3*) contiene, como su propio nombre indica, la versión tipificada de los coeficientes de las funciones canónicas discriminantes. Estos coeficientes, al estar tipificados, son independientes de la métrica original de las variables independientes y permiten determinar el peso relativo de cada variable en la función discriminante, que será mayor conforme más elevado sea el valor absoluto de su coeficiente. Así, por ejemplo, puede concluirse que las variables “LNAT” y “TIPO” (logaritmo neperiano del activo total y la forma social de la entidad, respectivamente) son las que presentan mayor relevancia a la hora de clasificar las entidades en un grupo u otro.

**Coefficientes estandarizados
de las funciones
discriminantes canónicas**

	Función
	1
Tipo	1,139
AFDLP	,179
INIAM	-,218
LNAT	1,530
PNAT	,351
RT1	-,150
ROA	-,186

Figura 3

En cuanto a la función discriminante canónica no tipificada, sus coeficientes son los que se muestran en la *Figura 4*.

**Coefficientes de las
funciones canónicas
discriminantes**

	Función
	1
Tipo	3,317
AFDLP	,737
INIAM	-,411
LNAT	1,268
PNAT	,026
RT1	-,031
ROA	-,156
(Constante)	-16,935

Coefficientes no
tipificados

Figura 4

A partir de esta función y de los centroides (valores medios de las variables discriminantes) de cada grupo, se obtienen las puntuaciones o valores asociados a cada estado que se ofrecen en la *Figura 5*, donde puede apreciarse cómo el grupo de las entidades cuyo estado es “activo” se encuentra localizado, en promedio, en las puntuaciones positivas de la función discriminante no tipificada, mientras que las entidades en estado “inactivo” se hallan en las negativas.

Funciones en los centroides de los grupos

	Función
Estado	1
ACTIVO	,939
INACTIVO	-1,409

Funciones discriminantes
canónicas no tipificadas
evaluadas en las medias
de los grupos

Figura 5

Cabe resaltar que la consideración del signo de los coeficientes de las variables discriminantes (*Figura 3*), junto con el signo de las funciones discriminantes canónicas no tipificadas en los centroides de los grupos, que se obtiene para los valores medios de las variables clasificadoras de cada grupo (*Figura 5*), permiten determinar el sentido del efecto de cada variable sobre la clasificación de las entidades.

Así, si una variable clasificadora toma un valor superior a la media, el individuo se clasificará en el grupo en el que el signo de la puntuación del centroide coincida con el signo del coeficiente de la variable. De este modo, se puede afirmar que una entidad con una ratio de equilibrio financiero a largo plazo (“AFDLP”), un activo total (“LNAT”) o un porcentaje de activos comprometidos en préstamos (“PNAT”) superiores a la media, se ajustará mejor al patrón de las que se encuentran en estado “activo” (ya que los coeficientes de estas variables son positivos y la puntuación del centroide para el estado “activo” es positiva). Por el contrario, una ratio de ingresos netos de intereses sobre activos totales medios (“INIAM”) o de capital social sobre el total de activos ponderados por riesgo (“RT1”) o con una rentabilidad de los activos (“ROA”) superior a la media, llevará con mayor probabilidad a clasificar a la entidad entre aquéllas cuyo estado es “inactivo”.

Para una mejor valoración de estos resultados, en la *Figura 6* se muestran los valores medios de las variables cuantitativas empleadas en este estudio.

La *Figura 7*, por su parte, recoge los valores de los coeficientes de la llamada *función de clasificación*.

Estadísticos descriptivos

	N	Media
AFDLP	75	,13789
INIAM	75	1,67420
LNAT	75	9,69841
PNAT	75	68,11588
RT1	75	10,09280
ROA	75	,14696
N válido (según lista)	75	

Figura 6

Coefficientes de la función de clasificación

	Estado	
	ACTIVO	INACTIVO
Tipo	68,831	61,044
AFDLP	17,874	16,143
INIAM	6,896	7,861
LNAT	26,476	23,499
PNAT	,857	,795
RT1	1,526	1,600
ROA	-4,012	-3,645
(Constante)	-219,898	-181,095

Funciones discriminantes
lineales de Fisher

Figura 7

A partir de los coeficientes de la *Figura 7*, se pueden construir las denominadas *funciones discriminantes lineales de Fisher* o funciones de clasificación correspondientes a cada grupo:

Función de clasificación para el estado “activo”

$$68,831\text{Tipo} + 17,874\text{AFDLP} + 6,896\text{INIAM} + 26,476\text{LNAT} + 0,857\text{PNAT} + 1,526\text{RT1} - 4,012\text{ROA} - 219,898$$

Función de clasificación para el estado “inactivo”

$$61,044\text{Tipo} + 16,143\text{AFDLP} + 7,861\text{INIAM} + 23,499\text{LNAT} + 0,795\text{PNAT} + 1,600\text{RT1} - 3,645\text{ROA} - 181,095$$

Estas funciones se emplean únicamente para clasificar a los nuevos individuos (entidades en nuestro caso) en alguno de los grupos ya existentes. Para ello, se calcularía el valor de las dos funciones (una por grupo), de modo que al aplicarse sobre

los datos de una nueva entidad, ésta se clasificaría en el grupo para el que se obtuviese una mayor puntuación.

Con objeto de evaluar la bondad del modelo planteado, en la *Figura 8* se indican el número de casos y porcentaje de clasificados correcta e incorrectamente con la aplicación del mismo a nivel de cada grupo: “activo” e “inactivo”. El porcentaje global de aciertos alcanza el 96,0% del total, por lo que el poder discriminante de las variables independientes consideradas en nuestra investigación resulta muy elevado.

Resultados de la clasificación^a

			Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			ACTIVO	INACTIVO	
Original	Recuento	ACTIVO	42	3	45
		INACTIVO	0	30	30
	%	ACTIVO	93,3	6,7	100,0
		INACTIVO	,0	100,0	100,0

a. Clasificados correctamente el 96,0% de los casos agrupados originales.

Figura 8

Los tres casos erróneamente clasificados corresponden a las observaciones de las siguientes entidades: “Banque Marocaine du Commerce Extérieur International SA-BMCE International”, “Banco Occidental”, y “Banco de Albacete”, que están definidas como “activo” cuando procederían estar como “inactivo”. En cualquier caso, su peso en el sistema financiero español no es especialmente significativo.

Para finalizar, y con objeto de tratar de contrastar de algún modo la capacidad predictiva del modelo planteado, se dejaron fuera del estudio dos entidades financieras relevantes: “Banco Santander” y “Catalunya Caixa”, con el fin de probar con ellas nuestra función de clasificación discriminante. En las últimas pruebas de estrés efectuadas a la banca española en 2011 (Banco de España, 2011), “Catalunya Caixa” resultó estar entre las entidades definidas como “insolvente” por dichos test, esto es, con una ratio Tier 1 inferior a 5%. Por su parte, el “Banco Santander” mostró en dichos test poseer una ratio superior al 8%, por lo fue calificada como una entidad “solvente”.

Al sustituir los valores de nuestras variables discriminantes para cada uno de estos dos casos, obtenemos (*Figura 9*) que nuestro modelo predice correctamente

ambos, pues al “Banco Santander” lo califica como “*activo*”, mientras que a “Catalunya Caixa”, que actualmente está siendo subastada por el Banco de España tras su intervención, la clasifica en las entidades cuyo estado es “*inactivo*”.

	Estado		Observaciones de Control	
	ACTIVO	INACTIVO	Banco Santander	Catalunya Caixa
Tipo	68,831	61,044	1	0
AFDLP	17,874	16,143	0,62	0,62
INIAM	6,896	7,861	2,529	2,12
LNAT	26,476	23,499	14,04	7,88
PNAT	,857	,795	56,879	84,561
RT1	1,526	1,600	8,4	4,8
ROA	-4,012	-3,645	0,497	0,159
(Constante)	-219,898	-181,095	1	1
Función de clasificación	Activo		308,7550367	93,59790158
	Inactivo		296,6019987	105,0674541

Figura 9

En definitiva, los resultados obtenidos en esta prueba no hacen sino reforzar nuestra confianza en el poder discriminante del modelo que planteamos en esta investigación.

5. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha tratado de establecer un modelo que pusiese en evidencia cuáles son las variables más importantes a la hora de estudiar la solvencia de las entidades financieras y permitiese predecir si éstas resultan viables (activas) o no (inactivas). Con este fin se ha recurrido a la aplicación de técnicas de análisis multivariante, en particular al análisis discriminante, sobre los datos de distintas variables financieras correspondientes a las principales entidades que operan en el sistema financiero español. Esta información se ha obtenido de la base de datos *Bankscope*, habiéndose considerado un total de 75 entidades.

Nuestra investigación ha puesto de manifiesto que las variables relativas a: la forma jurídica de las entidades, la ratio de equilibrio financiero a largo plazo, la ratio de ingresos netos de intereses sobre activos totales medios, el activo total, el porcentaje de activos comprometidos en préstamos, el capital social sobre el total de activos

ponderados por riesgo y la rentabilidad de los activos son capaces de configurar una función de clasificación que permite discriminar si las entidades analizadas pertenecen al grupo de entidades con “problemas”, que las lleva finalmente a la inactividad, o por el contrario, están operativas en el mercado. El poder discriminante de nuestro modelo ha alcanzado un porcentaje de aciertos del 96,0%.

Los resultados obtenidos de la aplicación final de nuestro modelo a dos entidades extra-muestrales relevantes del sistema financiero español, con una situación solvente muy distinta, y que han servido como observaciones de control del mismo, han confirmado su elevado poder discriminante para explicar adecuadamente la actividad o inactividad de las entidades financieras dentro del sistema español.

Para finalizar debemos poner de manifiesto que, pese a estos aparentes buenos resultados, los signos obtenidos en algunas de las variables utilizadas en el análisis parecen, a priori, un tanto extraños. Es el caso, por ejemplo, del relativo a “RT1” (*TIER1*). No obstante, trabajos como el de Martínez-Conesa *et al.* (2011) también recogen una supuesta contradicción en el signo de esta variable en el contexto de su análisis. Hechos como éste nos deben conducir inevitablemente a seguir profundizando en la aplicación de las técnicas del análisis multivariante, en general, a problemas del ámbito financiero como el que aquí se ha considerado.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR, I. y FERNÁNDEZ, A.I. (1988): “Aplicación de métodos multivariantes al análisis financiero”. *Esic-Market*, No. 62, octubre-diciembre, pp. 21-37.
- ALTMAN, E. (1968): “Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy”. *Journal of Finance*. September, pp. 589-610.
- ALTMAN, E.; HALDEMAN, R. y P. NARAYANAN, P. (1977): “ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations”. *Journal of Banking and Finance*, No.1, June, pp. 29-54.
- AZOFRA, V. (1995): “Sobre el análisis financiero y su nueva orientación”. *Anales de estudios económicos y empresariales*, Vol. 10, pp. 9-27

- BANCO DE ESPAÑA (2011): “Pruebas de resistencia 2011: presentación de resultados”. Madrid.
- BERNAL, P.; MERCADO, C. y BLANCO, A. (2007): “Evaluación y modelización de la estructura financiera de entidades financiera para medir su rendimiento”. Decisiones basadas en el conocimiento y en el papel social de la empresa: XX Congreso anual de la Asociación Española de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM), Vol. 1, (Ponencias).
- BERNSTEIN, L.A. (1984): “Análisis de estados financieros”. Deusto, Bilbao.
- FERNÁNDEZ, J. (2007): “Divergencias entre las normas internacionales de información financiera y las normas sobre aspectos contables de las sociedades cooperativas: efectos sobre la solvencia financiera”. XX Congreso anual de la Asociación Española de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM), Vol. 1, (Ponencias).
- FOCARELLI, D.; PANETTA, F. y SALLEO, C. (2002): “Why do Banks Merge?”, *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 34, No. 4, pp. 1047-1066, Columbus.
- GUDMUNDSSON, G. (1977): “Multivariate Analysis of Economic Variables”. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, Vol. 26, No. 1, pp. 48-59.
- HAIR, J.F. Jr.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. y BLACK, W.C. (1999): “Análisis Multivariante”. Prentice Hall Iberia, Madrid.
- HANNAN, T.H. y RHOADES, S.A. (1987): “Acquisition Targets and Motives: The Case of the Banking Industry”. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 69, No. 1, pp. 67-74, Cambridge.
- HOPKINS, J.W. y CLAY, P.P.F. (1963): “Some empirical distributions of bivariate T^2 and homoscedasticity criterion M under unequal variance and leptokurtosis”. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 58, pp. 1.048-1.053.
- JACKSON, R. y GART, A. (1999): “Determinants and Non-Determinants of Bank Merger Premiums”. *The Mid-Atlantic Journal of Business*, Vol. 35, No. 4, pp. 149-157, South Orange.

- JARIOT, M. y MONTANÉ, J. (2009): “Actitudes y velocidad en jóvenes. Aplicación de un programa de educación vial”. RELIEVE, Vol. 15, No. 1, pp. 1-28.
- KESELMAN, H.J.; ROGAN, J.; MENDOZA, J.L. y BREEN, L.J. (1980): “Testing the validity conditions of repeated measures F test”. Psychological Bulletin, Vol. 87, No. 3, pp. 479-481.
- KORIN, B.P. (1972): “Some comments on the homoscedasticity criterion M and the multivariate analysis of variance test, T^2 , W, and R”. Biometrika, Vol. 59, pp. 215-216.
- KUMAR, S. y ARORA, S. (1995): “A Model for Risk Classification of Banks”. Managerial and Decision Economics, Vol. 16, No. 2 (March-April), pp. 155-165.
- MARTÍNEZ-CONESA, I; ARNAU-BELANDO, C.; PALACIOS-MANZANO, M; SOTO-ACOSTA, P. (2011): “Efecto de la crisis financiera en el alisamiento del resultado a través de las provisiones por morosidad. Factores explicativos tras la reforma normativa CBE 4/2004”. XVI Congreso de la Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA), 21-23 de Septiembre.
- MAUDOS, J. y FERNÁNDEZ DE GUEVARA, J. (2010): “Dimensión bancaria, poder de mercado y estabilidad financiera”. Perspectivas del sistema financiero, No. 99, 2010, pp. 69-81.
- MEYER, P. A. y HOWARD W. (1970): “Prediction of Bank Failures”. The Journal of Finance, Vol. 25, No. 4 pp. 853-868.
- OLSON, C.L. (1974): “Comparative robustness of six tests in multivariate analysis of variance”. Journal of the American Statistical Association, Vol. 69, pp. 894-908.
- PASTENA V. y RULAND W. (1986): “The Merger/Bankruptcy Alternative”. The Accounting Review, Vol. 61, No. 2, April, pp. 288-301.
- RIBA, M.D. (1990): “Modelo lineal de análisis de la varianza”. Monografías de bioestadística y psicología matemática, Vol. 8. Ed. Herder, Barcelona
- SAURINA, J. (1997): “Desregulación, poder de Mercado y solvencia en la banca española”. Investigaciones Económicas. Vol. XXI, No.1, enero, pp. 3-27.

- TABACHNICK, B.G. y FIDELL, L.S. (2001): "Using multivariate statistics". Allyn and Bacon, Boston.

ANEXO: Relación de entidades financieras utilizadas en la investigación

1	Banco Bilbao Vizcaya Argentaria SA
2	Bankia, SA
3	Banco Espanol de Crédito SA, BANESTO
4	Banco de Sabadell SA
5	Bankinter SA
6	Banco Pastor SA
7	Banco de Valencia SA
8	Dexia Sabadell, SA
9	Deutsche Bank SAE
10	Banca March SA
11	Banco Cooperativo Espanol
12	Banco Guipuzcoano SA
13	Banco de Credito Finanzia
14	Banco Caixa Geral SA
15	Banesto Banco de Emisiones
16	Banco Gallego, SA
17	Citibank España
18	Open Bank SA
19	Banco Cetelem SA
20	Banco Espirito Santo S.A. Sucursal en Espana
21	Targobank SA
22	Bankoa SA
23	Uno-e bank
24	Banco Depositario BBVA
25	Banco Caminos SA
26	Aresbank SA
27	Banca Pueyo SA
28	Bank of America NA
29	Bank of Tokyo - Mitsubishi UFJ Ltd
30	Bancopopular-e SA
31	Banco Inversis SA
32	JP Morgan Bank SA
33	Banco de Finanzas e Inversiones - Fibanc
34	BNP Paribas España SA
35	Banco de Depósitos SA
36	Crédit Suisse AG
37	Banque Marocaine du Commerce Extérieur International SA-BMCE International
38	Banco de Promocion de Negocios SA
39	Banco Occidental SA
40	Banco de Albacete
41	Banco Santander SA (Old)
42	Banco Central Hispanoamericano - BCH
43	Banco Exterior de España SA (Group)
44	Banco de Andalucía SA
45	Banco Atlantico SA
46	Banca Catalana SA
47	Banco de Galicia SA
48	Banco del Comercio SA
49	Banco Zaragozano SA
50	Banco de Vasconia SA
51	Banco Herrero SA
52	Banco de Crédito Balear SA
53	Dexia Banco Local
54	BBVA Privanza Banco SA
55	Banco Sanpaolo
56	Banco 21
57	Banco de Negocios Argentaria
58	Banco de Murcia SA
59	Banco Exelbank SA
60	Mizuho Corporate Bank Ltd
61	Banco Inversión, SA
62	Banco del Desarrollo Economico Espanol, SA - BANDESCO
63	Banque Indosuez Espana
64	Ambanca Agrupacio Mutua SA
65	Banco de Barcelona SA
66	Caja de Ahorros y Pensiones de Barcelona-LA CAIXA
67	Banca Cívica SA
68	Bilbao Bizkaia Kutxa, BBK
69	Caja de Ahorros del Penedés-Caixa d'Estalvis del Penedes
70	Caja de Ahorros y Monte de Piedad de Ontinyent - Caixa Ontinyent
71	Caja de Ahorros y Monte de Piedad de Madrid-Caja Madrid
72	Caixa de Aforros de Vigo, Ourense e Pontevedra-Caixanova
73	Caja San Fernando de Sevilla y Jerez - Caja San Fernando
74	Caja de Ahorros de Castilla La Mancha
75	Caja de Ahorros y Monte de piedad de Córdoba - Caja Sur

Fuente: Base de datos *Bankscope* (Bureau van Dijk)