



La muestra de empresas en los modelos de predicción del fracaso: influencia en los resultados de clasificación

GARCÍA-GALLEGO, ANA

Departamento de Economía y Estadística, Universidad de León (España)

Correo electrónico: ana.gallego@unileon.es

MURES-QUINTANA, MARÍA-JESÚS

Departamento de Economía y Estadística, Universidad de León (España)

Correo electrónico: mj.mures@unileon.es

RESUMEN

El objetivo de este artículo es la obtención de sendos modelos de predicción del fracaso empresarial en una muestra emparejada y otra aleatoria de pequeñas y medianas empresas con domicilio en Castilla y León (España), a fin de determinar si el poder predictivo de los modelos elaborados está afectado por el método utilizado para seleccionar la muestra objeto de cada estudio. Para ello, consideramos como variables independientes un conjunto de ratios financieros, que reducimos a partir de la aplicación previa de un análisis de componentes principales. Mediante regresión logística, identificamos los factores que mejor predicen el fracaso en ambas muestras, observándose diferencias no solo en las variables significativas, sino también en los resultados de clasificación, lo que confirma la influencia del método de muestreo en los modelos.

Palabras clave: fracaso empresarial; ratios financieros; muestreo; regresión logística; predicción.

Clasificación JEL: C35; C53; C83; G33.

MSC2010: 62D05; 62H25; 62J12; 91G50.

The Sample of Firms in Business Failure Prediction Models: Influence on Classification Results

ABSTRACT

This paper focuses on the development of both failure prediction models on a paired sample and a random sample of small and medium-sized firms with head offices located in the region of Castilla y León (Spain), in order to prove if the predictive power of the developed models is affected by the method used to derive the sample aim of each study. To estimate both models, we consider a set of financial ratios as independent variables in each one, which is first reduced by the application of a principal components analysis. Next, a logistic regression analysis is applied to identify those variables that best explain and predict failure in the two samples, where differences in the significant variables and the classification results are observed, which confirms the influence of the sampling method on the business failure prediction results.

Keywords: business failure; financial ratios; sampling; logistic regression; prediction.

JEL classification: C35; C53; C83; G33.

MSC2010: 62D05; 62H25; 62J12; 91G50.



1. INTRODUCCIÓN

La elaboración de modelos de predicción del fracaso empresarial constituye un importante campo de investigación dentro de la literatura contable y financiera, que ha pasado a ser de máxima actualidad en los últimos tiempos, debido a la importante crisis económica y financiera que afecta a muchos países en Europa y el resto del mundo. El origen de esta línea de investigación se sitúa en los trabajos de Beaver (1966) y Altman (1968), que se consideran como pioneros en este campo (Altman, 1984). Partiendo de ambos estudios como base, un gran número de investigadores han desarrollado sus propios modelos, utilizando un amplio conjunto de ratios financieros como variables independientes en modelos estadísticos obtenidos aplicando una variedad de métodos, con el fin de predecir el fracaso empresarial. Beaver (1966) desarrolló su estudio desde un punto de vista univariante lo que, a pesar de su importancia como punto de partida de esta línea de investigación, presenta el inconveniente de no tener en cuenta las posibles relaciones entre variables. Por este motivo, Altman (1968) complementó su trabajo, mediante la aplicación de análisis multivariante, en concreto, del análisis discriminante.

Esta metodología ha sido utilizada en una considerable relación de estudios publicados durante la década de los setenta y ochenta del s. XX, no solo en los Estados Unidos (Deakin, 1972; Edmister, 1972; Blum, 1975; Elam, 1975), sino también en otros países en Europa. Fue precisamente a finales de los setenta y principios de los ochenta cuando la investigación sobre fracaso empresarial comenzó en el Reino Unido, que fue el primer país europeo en desarrollar esta línea y cuyo máximo exponente es Taffler (1982). Otros países donde se desarrolló una importante corriente de investigación en la década de los ochenta y a principios de los noventa son España (Laffarga *et al.*, 1985) y Finlandia (Laitinen, 1991).

A pesar de su extensa utilización, el análisis discriminante presenta algunos inconvenientes relativos a las hipótesis exigidas para su aplicación, por lo que la investigación sobre fracaso empresarial evolucionó hacia otras técnicas estadísticas menos exigentes (Jones, 1987; Hossari, 2007). Así, en los ochenta Ohlson (1980) y Zmijewski (1984) fueron los pioneros en la aplicación del análisis *logit* y *probit*, respectivamente, en la predicción del fracaso empresarial. No obstante, la utilización de estos modelos de probabilidad condicional no se limitó a trabajos estadounidenses, sino que los estudios fueron ampliados por investigadores británicos (Peel *et al.*, 1986), fineses (Laitinen y Laitinen, 1998) y españoles (Pina, 1989), como había ocurrido con la aplicación del análisis discriminante. Junto a estos países, Grecia, a principios de la década de los noventa, asistió al nacimiento de una importante escuela de investigación sobre fracaso empresarial (Theodossiou, 1991). Durante los noventa y la primera década del siglo XXI, los métodos estadísticos, en especial el análisis discriminante y la regresión logística, han continuado aplicándose en la predicción del fracaso empresarial (Dimitras *et al.*, 1996; Balcaen y Ooghe, 2006). Sin embargo, debido a los avances en la informática, se han introducido en este campo nuevas técnicas procedentes de la inteligencia artificial, como las redes neuronales (Odom y Sharda, 1992) y la metodología *rough set* (Slowinski y Zopounidis, 1995). Además, como estas técnicas carecen de una base estadística, también se ha

desarrollado una línea de investigación que compara dichas metodologías con los métodos estadísticos tradicionales (Cybinski, 2001) en cuanto a su capacidad para predecir el fracaso empresarial (Altman *et al.*, 1994; Dimitras *et al.*, 1999; Charitou *et al.*, 2004).

Al mismo tiempo que se ha producido una evolución en la metodología estadística utilizada para estimar los diferentes modelos sobre fracaso empresarial, también se ha observado una tendencia similar en cuanto a las variables explicativas del fracaso. Así, los primeros modelos utilizaban solo información contable en forma de ratios financieros correspondientes a un cierto número de años (Keasey y Watson, 1991; Dimitras *et al.*, 1996; Balcaen y Ooghe, 2006). Sin embargo, debido a que el fracaso es un proceso continuo, algunos investigadores incluyeron entre las variables explicativas del fracaso medidas de estabilidad o variación en el tiempo de los ratios financieros (Keasey y Watson, 1991; Dimitras *et al.*, 1996), entre los que podemos citar a Blum (1974) o Betts y Belhoul (1987). Por otro lado, además de los ratios financieros, que son variables propias de la empresa, también es necesario incluir en los modelos factores que reflejan las condiciones macroeconómicas en que las empresas desarrollan su actividad (Keasey y Watson, 1991; Dimitras *et al.*, 1996; Cybinski, 2001), aunque son relativamente pocos los estudios que han incorporado información sobre el entorno externo (Cybinski, 2001), como el de Laitinen y Laitinen (1998). A este respecto, Trujillo-Ponce *et al.* (2013) señalan que la información contable y la basada en el mercado son complementarias en cuanto a la explicación del riesgo de crédito. Respecto a la predicción del fracaso empresarial, Altman (1968) consideró en su modelo datos de mercado mediante la inclusión del valor de mercado de las acciones. En el mismo sentido, Mures-Quintana y García-Gallego (2012) indican que la información externa a la empresa contribuye a mejorar la capacidad predictiva de los modelos de fracaso empresarial sobre los que incluyen solo ratios financieros.

Un rasgo común a la mayoría de estudios previos es la utilización de una muestra emparejada formada por el mismo número de empresas fracasadas y no fracasadas (Keasey y Watson, 1991; O'Leary, 1998; Laffarga y Mora, 1998; Balcaen y Ooghe, 2006; Gómez *et al.*, 2008). No obstante, este tipo de muestra tiene el inconveniente de no ser representativa de la población de la que es seleccionada, puesto que este método de muestreo no respeta las verdaderas proporciones poblacionales en la muestra, en la que el grupo de empresas fracasadas está sobredimensionado (Dietrich, 1984). Por este motivo, los buenos resultados de clasificación obtenidos por tales modelos han sido objeto de ciertas críticas (Palepu, 1986; Keasey y Watson, 1991; Balcaen y Ooghe, 2006).

Con este trabajo se pretende comprobar si el poder predictivo de los modelos desarrollados con carácter previo es debido al tipo de muestra que han utilizado. Para ello, seleccionamos una muestra emparejada y otra aleatoria de empresas de pequeño y mediano tamaño con domicilio social en la Comunidad Autónoma de Castilla y León (España) con las que desarrollamos sendos modelos logísticos, a fin de identificar las variables que mejor explican y predicen el fracaso empresarial en las dos muestras. Para alcanzar nuestro objetivo, el presente trabajo se organiza del siguiente modo: en el siguiente epígrafe se realiza una descripción del diseño muestral realizado, lo que exige la previa

definición de lo que se entiende por fracaso empresarial. En el tercer apartado hacemos referencia a los ratios financieros que contribuyen a explicar y predecir, en su caso, el evento de interés, así como a la selección de las variables más importantes mediante la aplicación de un Análisis de Componentes Principales (ACP). La sección cuatro incluye la presentación e interpretación de los resultados de la predicción en ambas muestras. El trabajo finaliza con las principales conclusiones extraídas.

2. MUESTRA DE EMPRESAS

El primer paso en la elaboración de un modelo de predicción del fracaso empresarial es la selección de la muestra de empresas objeto del estudio. Puesto que el principal objetivo de estos modelos es determinar las variables que mejor discriminan entre empresas fracasadas y no fracasadas, es necesario incluir ambos grupos de empresas en la muestra elegida. Por tanto, la primera decisión a tomar es respecto a lo que se entiende por fracaso empresarial. Una vez decidido el criterio considerado como subrogado del fracaso empresarial, es posible identificar las empresas fracasadas y no fracasadas en la población, al objeto de seleccionar algunas para formar parte de cada uno de los dos tipos de muestra considerados, según el diseño muestral que describimos a continuación.

2.1 Definición de fracaso empresarial

Una de las dificultades que se plantean al elaborar modelos de predicción del fracaso empresarial es dar una definición de lo que se entiende por una situación de fracaso. Esto es así en la medida en que el fracaso empresarial incluye una variedad de estados con una influencia negativa en la actividad de las empresas que pueden llevar a su desaparición final (Calvo-Flores y García, 2002). Por otro lado, también hay una diversidad de agentes implicados en una empresa, tales como inversores, acreedores, clientes, empleados, gestores o auditores, para los que son asimismo diferentes las consecuencias de la desaparición de la empresa.

Todos los grupos mencionados son potenciales usuarios de un modelo predictivo del fracaso empresarial y, debido a que éste puede tener diferentes efectos sobre ellos, también buscan una aplicación distinta cuando utilizan el modelo para predecir el fracaso de una empresa (Keasey y Watson, 1991). Por tanto, el acontecimiento utilizado como definición de fracaso también debería ser distinto, atendiendo al objetivo del modelo respectivo y, por tanto, del investigador (Mora, 1995). De hecho, una revisión de la literatura previa en este campo, comenzando con los trabajos mencionados en el epígrafe introductorio, pone de manifiesto la utilización de diferentes definiciones de fracaso empresarial, según su objetivo:

- La declaración formal de quiebra de una empresa o cualquier otro procedimiento legal, atendiendo a la legislación vigente en cada país (Altman, 1968; Taffler, 1982; Laffarga *et al.*, 1985; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984; Peel *et al.*, 1986; Pina, 1989; Theodossiou, 1991; Odom & Sharda, 1992; Dimitras *et al.*, 1994; Charitou *et al.*, 2004).
- Fracaso en sentido de insolvencia, entendida como la incapacidad de la empresa para atender a sus obligaciones a su vencimiento (Edmister, 1972; Laitinen, 1991).

- Una combinación de diferentes situaciones, además de las dos anteriores (Altman *et al.*, 1994; Laitinen y Laitinen, 1998), tales como el descubierto bancario y la falta de pago a accionistas preferentes (Beaver, 1966; Deakin, 1972) o un acuerdo explícito con acreedores para reducir deudas (Blum, 1974; Elam, 1975).

Como puede observarse, la mayoría de modelos previos ha utilizado una definición jurídica de fracaso, bien quiebra o liquidación o cualesquiera otros conceptos aparecidos en las diferentes legislaciones concursales. Aunque cada una de las definiciones señaladas pueden presentar ciertos inconvenientes, ya que dependen de los intereses del usuario del modelo, la quiebra como subrogado del fracaso empresarial tiene la ventaja de que es un acontecimiento legal sumamente visible que puede, por consiguiente, ser fechado de forma objetiva (Keasey y Watson, 1991). En el mismo sentido, Gómez *et al.* (2008: 91) señalan que se trata de “un hecho incuestionable y evita la dificultad de establecer un indicador del riesgo de insolvencia aplicable a la generalidad de las empresas”. Por otro lado, la mayoría de modelos desarrollados contiene como variables independientes para predecir el fracaso un conjunto de ratios financieros, por lo que esta definición jurídica evitaría los problemas planteados por el hecho de que tanto las variables predictoras como el fenómeno que tratan de predecir estarían basados en los mismos estados financieros si se utilizara, como definición de fracaso, un criterio más económico como el nivel de ingresos o posición de liquidez (Jones, 1987; Mora, 1994).

Por todas las razones indicadas, en nuestro estudio también consideramos una definición legal de fracaso, como la declaración formal de uno de los tres procedimientos concursales que recoge la legislación española: suspensión de pagos, quiebra y concurso de acreedores.

2.2 Diseño muestral

Como ya hemos mencionado, el método de muestreo más utilizado ha sido el de seleccionar la muestra de empresas fracasadas y, a continuación, elegir el mismo número de empresas no fracasadas, mediante su emparejamiento con las empresas fracasadas según sector económico y tamaño. Este tipo de muestra, que Zmijewski (1984) denomina basada en el estado (*state-based sample*), presenta la ventaja de asegurar un número suficientemente grande de empresas fracasadas en la muestra, ya que hay una baja tasa de empresas que fracasan en la economía en general, en comparación con las empresas no fracasadas. Este hecho podría implicar que una muestra seleccionada de forma aleatoria incluyera un número muy pequeño de empresas fracasadas y una gran mayoría de empresas sanas, con el consiguiente escaso contenido informativo de dicha muestra a efectos de estimación del modelo (Palepu, 1986; Alfaro *et al.*, 2008). Sin embargo, una de las críticas vertidas sobre este método de muestreo no aleatorio es, precisamente, que no respeta las proporciones poblacionales en la muestra, ya que el grupo de empresas fracasadas está “sobremuestreado” (Dietrich, 1984). Además, los métodos estadísticos clásicos que utilizan los modelos de predicción del fracaso están basados en el supuesto de un diseño muestral aleatorio (Mora, 1994; Balcaen y Ooghe, 2006). Por consiguiente, las estimaciones de los parámetros son inconsistentes y sesgadas (Dietrich, 1984), lo que lleva a una

sobrestimación de la capacidad del modelo para predecir (Palepu, 1986), puesto que la tasa de error de clasificación para las empresas fracasadas está subestimada (Balcaen y Ooghe, 2006). Por este motivo, la muestra de empresas, al menos en una situación ideal, debería seleccionarse de forma aleatoria (Mora, 1994; Laffarga y Mora, 1998; Gómez *et al.*, 2008). Asimismo, la aplicación de métodos de inferencia estadística exige que la muestra elegida sea representativa de la población de la que se extrae. Para asegurar la representatividad de la muestra no solo es preciso aplicar un procedimiento de muestreo aleatorio, sino que también es importante determinar el tamaño muestral adecuado (Pulido, 1992; Scheaffer *et al.*, 2007). Cuando las estimaciones se realizan a partir de una muestra, en lugar de la población, se comete un error llamado de muestreo o de estimación. A este respecto, puede obtenerse el tamaño necesario para que las estimaciones que se realicen a partir de la muestra tengan un error máximo (Pulido, 1992), teniendo en cuenta también el tamaño de la población y el nivel de confianza fijado (Rodríguez Osuna, 1991).

Teniendo en cuenta las consideraciones anteriores y con el objetivo de comprobar empíricamente si el ratio entre empresas fracasadas y no fracasadas en la muestra tiene impacto en la capacidad predictiva de los modelos de predicción del fracaso empresarial, como indica O'Leary (1998), estimamos sendos modelos predictivos en dos muestras de empresas obtenidas mediante la aplicación de un muestreo aleatorio y por emparejamiento. Para seleccionar la muestra de empresas objeto de nuestro estudio aplicamos un procedimiento que podríamos denominar "mixto": mientras que seleccionamos la totalidad de empresas fracasadas, a fin de asegurar un número suficiente de este tipo de empresas en la muestra, en el caso de las empresas no fracasadas o sanas aplicamos un muestreo aleatorio, determinando asimismo su tamaño en proporción al tamaño de la población total de estas empresas, según el procedimiento que describimos a continuación. Como hemos señalado, tomamos como ámbito geográfico del estudio la Comunidad Autónoma de Castilla y León (España), utilizando para la recogida de información la base de datos SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos), elaborada por la empresa INFORMA D&B en colaboración con Bureau Van Dijk. A este respecto, es preciso indicar que en esta base de datos se incluyen aquellas empresas que depositan sus cuentas en el Registro Mercantil y en ningún caso se consideran empresarios individuales. Por tanto, las empresas que, según la normativa específica, no están obligadas a presentar sus cuentas en un registro público no estarán incluidas en la base de datos, en especial aquéllas que se encuentran en una situación próxima al fracaso que, por consiguiente, no querrán hacer pública si no existe la obligación de registrar sus cuentas, con las limitaciones que esta situación puede provocar respecto a la población de empresas incluidas en la base de datos utilizada como fuente de información.

El primer paso en la selección de la muestra consistió, precisamente, en la identificación de la población total de empresas en la base, para lo cual se fijó, como requisito previo, la disponibilidad en la misma de estados financieros para tres ejercicios consecutivos. En concreto, para las empresas fracasadas, se consideraron los inmediatamente anteriores a la fecha del fracaso, que es el estado en que se encuentran este grupo de empresas. En cuanto a las empresas sanas, por razones de coherencia

temporal, consideramos los tres ejercicios más recientes (Betts y Belhoul, 1987; Mar-Molinero y Ezzamel, 1991), por coincidir con los últimos anteriores a la situación en que se encuentra la empresa, en este caso en funcionamiento o situación activa. Dada la demora que se produce desde la finalización de un ejercicio contable hasta que se realiza la presentación y publicación de las cuentas anuales correspondientes a ese ejercicio y con el fin de no trabajar con un periodo que incluyera ejercicios anteriores y posteriores a la crisis financiera, lo que podría distorsionar los resultados, fijamos como criterio temporal del estudio los ejercicios anteriores al año 2007. De este modo, consideramos como ejercicios económicos para las empresas sanas los cerrados a 31 de diciembre de 2004, 2005 y 2006, que coincidían también para la mayoría de empresas fracasadas, aunque en el caso de algunas el periodo analizado correspondía a ejercicios cerrados con anterioridad, que eran los últimos que habían sido publicados, ya que es práctica común de las empresas con problemas financieros que no presenten sus cuentas en los registros oficiales a medida que ven acercarse el fracaso.

Teniendo en cuenta los criterios señalados, la población total de empresas en la base de datos resultó en 41.584 compañías. Considerando la definición legal de fracaso empresarial, 59 del total de empresas aparecían en la base de datos como quebradas, en suspensión de pagos o en estado de concurso. Todas fueron seleccionadas para formar el grupo de empresas fracasadas en ambas muestras, dado la baja tasa de fracaso en la población (un 0,14%), a fin de asegurar un número suficiente de empresas fracasadas en relación con las sanas (Gómez *et al.*, 2008) y de superar, por tanto, el inconveniente señalado por Palepu (1986) respecto al contenido informativo de la muestra objeto de estudio. En el mismo sentido, Keasey y Watson (1991) señalan la idoneidad de utilizar un procedimiento aleatorio cuando se trata de seleccionar la muestra control de empresas sanas, propuesta que también recogen Gómez *et al.* (2008).

Para formar la muestra aleatoria de empresas no fracasadas, partimos de la población de este tipo de empresas en la base de datos, que resultó en 41.525 compañías. Para determinar el tamaño muestral correspondiente a este grupo, aplicamos la fórmula adecuada teniendo en cuenta el número de individuos en la población, N , y el error máximo que se desea cometer, ε :

$$n = \frac{z_{\alpha/2}^2 N p q}{(N - 1) \varepsilon^2 + z_{\alpha/2}^2 N p q}$$

siendo p la proporción poblacional que presenta el fenómeno en estudio y q la complementaria y siendo $z_{\alpha/2}$ el valor crítico de la distribución normal estándar a un nivel de significación igual a α , que con carácter habitual suele tomarse igual al 5%, lo que lleva a un valor crítico de la distribución normal estándar de 1,96. Por otro lado, dado que, por lo general, se desconoce el valor de p , suele fijarse el supuesto de que las proporciones poblacionales son iguales, es decir, $p=q=0,5$, lo que implica la determinación de un tamaño muestral conservador, por lo que la fórmula anterior se reduce a la siguiente:

$$n = \frac{N}{(N - 1) \varepsilon^2 + 1}$$

Tabla 1. Muestra aleatoria de empresas

SECTOR		EMPRESAS FRACASADAS		EMPRESAS NO FRACASADAS	
Actividad	Código CNAE-93	Número	Porcentaje	Número	Porcentaje
Agricultura	01	5	8,5	14	3,55
Industria	14	2	3,4	4	1
	15	6	10	16	4
	17	1	1,7	1	0,25
	18	1	1,7	3	0,75
	20	2	3,4	8	2
	22	1	1,7	5	1,25
	24	2	3,4	2	0,5
	26	2	3,4	5	1,25
	28	1	1,7	9	2,3
	30	1	1,7	1	0,25
	34	1	1,7	1	0,25
	36	2	3,4	4	1
Construcción	45	12	20,3	85	21,5
Servicios	50	1	1,7	24	6,1
	51	4	6,8	50	12,6
	52	7	11,9	40	10,1
	55	1	1,7	28	7,1
	63	1	1,7	6	1,5
	70	2	3,4	48	12,1
	74	2	3,4	30	7,6
	80	1	1,7	5	1,25
	85	1	1,7	7	1,8
Total		59	100	396	100

Fuente: elaboración propia

Para un error máximo de estimación del 5% y considerando la población de 41.525 empresas sanas, el tamaño muestral resultante aplicando dicha fórmula fue de 396 empresas. Con el fin de tener en cuenta las características y peculiaridades de los diferentes sectores económicos identificados en la población, según el código establecido por la Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CNAE-93), estas compañías fueron seleccionadas dentro de los mismos sectores en que operaban las empresas fracasadas previamente identificadas, atendiendo al tamaño poblacional en cada sector, mediante la aplicación de un muestreo estratificado aleatorio (Bell, 1997). Un resumen de la muestra aleatoria de empresas seleccionada para nuestro estudio se recoge en la Tabla 1.

Por último, para obtener la muestra por emparejamiento, cada una de las empresas fracasadas fue emparejada con una empresa sana seleccionada al azar entre las elegidas para la muestra aleatoria dentro de cada sector, resultando una muestra total de 108 compañías, la mitad perteneciente a cada grupo.

3. VARIABLES EXPLICATIVAS DEL FRACASO EMPRESARIAL

Para obtener un modelo de predicción del fracaso empresarial, es necesario considerar un conjunto de variables que expliquen tal evento y, por consiguiente, contribuyan a predecir el posible fracaso de una empresa. El fracaso empresarial, obviamente, depende en mayor medida de la actividad que desarrollan las empresas, que a su vez aparece reflejada en la información publicada en sus respectivos

estados financieros. Una forma más fácil de tratar toda la información contenida en dichos estados consiste en calcular ratios financieros que relacionan diferentes partidas contables (Laffarga y Mora, 1998), por lo que la mayoría de modelos han incluido como variables independientes para predecir el fracaso una variedad de ratios financieros que describen la actividad desarrollada por las empresas. Tal como señalan Trujillo-Ponce *et al.* (2013), las variables contables siguen jugando un papel más importante que otras variables de mercado. Sin embargo, debido a la ausencia de una teoría sobre fracaso empresarial (Scott, 1981; Jones, 1987; Balcaen y Ooghe, 2006; Gómez *et al.*, 2008; Labatut *et al.*, 2009), la selección de ratios financieros por parte de los investigadores ha sido eminentemente empírica, lo que ha supuesto un amplio listado de ratios potencialmente explicativos del fracaso empresarial (Gómez *et al.*, 2008; Labatut *et al.*, 2009). Por este motivo y a fin de reducir su número, antes de estimar los modelos predictivos en las dos muestras seleccionadas, aplicamos un Análisis de Componentes Principales (ACP) sobre el listado inicial de ratios, con el que tratamos de seleccionar aquellos con mayor poder explicativo respecto al fenómeno en estudio.

3.1 Ratios financieros

Partiendo del hecho de que la información extraída de los estados financieros refleja la actividad de la empresa y que dicha información es el principal factor que influye en su posible fracaso en el futuro, las variables independientes incluidas en los modelos de predicción desarrollados han consistido en ratios financieros que miden diferentes aspectos de la actividad empresarial. Como hemos indicado, si bien la elección de ratios debería basarse en una teoría económica de las relaciones entre el proceso de fracaso y las variables potencialmente explicativas, la selección ha sido básicamente empírica. Es decir, los investigadores han elegido los ratios para sus respectivos estudios sobre la base de su popularidad en la literatura y su frecuencia y nivel de significación en los estudios previos sobre fracaso empresarial, en la línea iniciada por Beaver (1966). En el mismo sentido (Laffarga y Pina, 1995; Alfaro *et al.*, 2008), para la selección de los ratios financieros a incluir en nuestro estudio hemos considerado aquellos ratios que han sido utilizados (y además resultaron significativos) en varios de los modelos desarrollados con anterioridad, con especial consideración a los de Beaver (1966) y Altman (1968). De este modo, reducimos en cierta medida el amplio listado de potenciales ratios financieros a considerar. Un último criterio tenido en consideración para la selección final de ratios ha sido la disponibilidad de información para las empresas de la muestra (Alfaro *et al.*, 2008), puesto que los ratios se calculan para el periodo de tres años que comprende el estudio. En concreto, la información correspondiente a los ratios financieros se recogió para el periodo de tres ejercicios anteriores al momento del fracaso, en el caso de las empresas fracasadas, y los tres últimos ejercicios de actividad a la fecha de la recogida de información, para las empresas sanas.

El listado final está compuesto por 27 ratios financieros, clasificados en los tradicionales grupos de liquidez, rentabilidad, endeudamiento y solvencia, rotación y actividad, recursos generados y estructura, tal como se puede observar en la Tabla 2, donde aparece la codificación utilizada para los

diferentes ratios, junto con su respectiva definición. A su vez, hemos añadido una columna con la influencia de cada ratio en el fenómeno del fracaso empresarial, indicando el signo esperado del coeficiente estimado para cada variable significativa en los modelos obtenidos mediante regresión logística, que es la metodología aplicada en el trabajo.

Tabla 2. Ratios financieros utilizados como variables independientes

Grupo	Etiqueta	Definición	Signo esperado
Liquidez	RCI	Ratio de circulante o liquidez general: Activo circulante / Pasivo circulante	-
	PAC	Prueba ácida: (Activo circulante - Existencias) / Pasivo circulante	-
	LIQ	Liquidez inmediata: Disponible (Tesorería) / Pasivo circulante	-
	CCA	Capital circulante: Capital circulante / Activo total	-
	CCFO	Capital circulante: Capital circulante / Fondos propios	-
Rentabilidad	ROA	Rentabilidad económica: Resultado del ejercicio / Activo total	+/-
	ROE	Rentabilidad financiera: Resultado del ejercicio / Fondos propios	+/-
	REAC	Rentabilidad sobre fondos de accionistas: Resultado antes de impuestos / Fondos propios	+/-
	ROAII	Rentabilidad económica: Resultado antes de impuestos / Activo total	+/-
Endeudamiento y solvencia	REP	Nivel de endeudamiento: Pasivo exigible / Activo total	+
	RECP	Endeudamiento a corto plazo: Pasivo circulante / Activo total	+
	RELP	Endeudamiento a largo plazo: Pasivo fijo / Activo total	+
	NPA	Autonomía financiera (solvencia): Fondos propios / Activo total	-
	FPPC	Fondos propios / Pasivo circulante	-
	EQUI	Cobertura de inmovilizado o equilibrio: (Fondos propios + Pasivo fijo) / Activo fijo	-
	CCF	Cobertura de cargas financieras: Resultado de explotación / Gastos financieros	+
	GFV	Cobertura de cargas financieras: Gastos financieros / Importe neto cifra de ventas	+
Rotación y actividad	RAC	Rotación de activo: Importe neto de la cifra de ventas (INCV) / Activo total	-
	Var(INCV)	Crecimiento de la cifra de ventas: $INCV_t / INCV_{t-1}$	-
	CCV	Capital circulante / Importe neto de la cifra de ventas	-
	PPAG	Rotación de activo circulante: Activo circulante / Ingresos de explotación	+
Recursos generados	CFAT	Recursos generados sobre estructura económica: Cash-flow / Activo total	-
	CFDT	Capacidad de devolución de la deuda: <i>Cash-flow</i> / Pasivo exigible	-
	CFPC	Capacidad de devolución de la deuda a corto plazo: <i>Cash-flow</i> / Pasivo circulante	-
Estructura	AC	Activo circulante / Activo total	+
	AF	Activo fijo / Activo total	-
	TES	Tesorería / Activo total	-

Fuente: elaboración propia

3.2 Selección de variables: Análisis de Componentes Principales (ACP)

Una última etapa con respecto a la selección de las variables a incluir en los modelos predictivos consiste en la aplicación de un ACP, cuyo objetivo es la reducción del amplio listado de ratios financieros a un número más reducido de factores con un alto poder explicativo del fracaso empresarial. Con ello se consigue, además, evitar la redundancia de la información utilizada en los modelos, así como los problemas de multicolinealidad que pueden presentarse (Lizarraga, 2002).

En cada una de las dos muestras, el ACP se aplicó sobre los 27 ratios iniciales, referidos al último año del periodo en estudio. Una vez comprobado el cumplimiento de las hipótesis del ACP, el procedimiento se desarrolló en varios pasos, en los que aquellos ratios poco correlacionados con los

factores extraídos se fueron eliminando de manera sucesiva. Además, con el fin de incrementar el porcentaje de varianza explicada por los factores, los ratios que contienen información redundante también fueron eliminados del análisis. Todo el procedimiento se realizó con el *software* estadístico SPAD 6.0.

En ambas muestras, seis factores fueron finalmente retenidos. En la muestra aleatoria, los seis factores explican el 85,02% de la información original proporcionada por los 27 ratios financieros, mientras que en la emparejada, el porcentaje de varianza explicada es del 73,36%. De los 27 ratios financieros, 15 ratios en la muestra aleatoria y 20 en la emparejada están fuertemente correlacionados con los factores extraídos. Estas correlaciones entre factores y ratios financieros nos permiten dar una descripción a los diferentes factores, tal como se muestra en la Tabla 3.

Tabla 3. Factores extraídos por el ACP y ratios que los caracterizan

MUESTRA	
Aleatoria	Emparejada
Liquidez (RCI LIQ PAC)	
Estructura de pasivo (NPA CFAT RECP)	
Rentabilidad económica (ROA)	
<i>Cash-Flow</i> (CFDT CFPC)	
Posición de circulante (AC)	
Rotación (GFV CCV)	Fondos propios (ROE CCFO)
	Capital circulante (CCA CCV CCFO)

Fuente: elaboración propia

Varios factores son comunes a ambas muestras. Se trata de los factores que describen aspectos como liquidez, estructura del pasivo, rentabilidad económica, *cash-flow* y posición de circulante de las empresas en cada muestra. Sin embargo, también se observan algunas diferencias. En la muestra aleatoria, identificamos un factor específico que describe la rotación, en cuanto que se correlaciona con los ratios de gastos financieros (GFV) y capital circulante (CCV) sobre ventas. En la muestra emparejada, se extraen dos factores importantes que miden aspectos relacionados con fondos propios y capital circulante, como indican los ratios correlacionados con dichos factores.

4. RESULTADOS DE LA PREDICCIÓN

Con el fin de predecir el fracaso empresarial de las empresas en las dos muestras seleccionadas, aplicamos el análisis de regresión logística, puesto que se trata de uno de los métodos estadísticos más utilizados en este campo y presenta la ventaja de ser menos exigente respecto a las hipótesis requeridas para su aplicación, como ocurre con el análisis discriminante (Keasey y Watson, 1991). En concreto, se evita el problema relativo a las propiedades distributivas de las variables predictoras (Hossari, 2007), cuyo efecto puede evaluarse de forma individual a través de los coeficientes estimados (Zavgren, 1983). Por otro lado, permite obtener la probabilidad de ocurrencia de un suceso, cuya interpretación es más intuitiva que la puntuación resultante del análisis discriminante (Hossari, 2007).

Para estimar los modelos, consideramos como variables independientes para entrar en los mismos los ratios correlacionados con los seis factores extraídos por el ACP. Además, para evitar el inconveniente de estimar un modelo para cada uno de los tres ejercicios del periodo en estudio, decidimos incluir las variables medidas en los tres años. En este caso, utilizamos el *software* estadístico SPSS 19 para obtener los diferentes modelos. Los resultados obtenidos para la muestra aleatoria se muestran en la Tabla 4. Considerando el test de razón de verosimilitud, utilizado para la selección de variables, ocho ratios financieros entraron en el modelo, aunque el estadístico de Wald correspondiente a ROA no es significativo. Las otras variables significativas son la proporción de activo circulante (AC) y de capital circulante (CCA) sobre activo total y el porcentaje de *cash-flow* sobre deuda total (CFDT), referidos al último año previo al fracaso, junto con dos ratios obtenidos dos años antes: la proporción de fondos propios (NPA_1) y de *cash-flow* (CFAT_1) sobre activo total. El modelo se completa con el ratio de liquidez medido el primer (LIQ) y el tercer (LIQ_2) ejercicios anteriores al momento del fracaso.

Tabla 4. Modelo de regresión logística (muestra aleatoria)

Variable	Coeficiente	Test de Wald	p-valor	Odds ratio	Intervalo de confianza para odds ratio (95%)	
					Inferior	Superior
LIQ_2	-5,162	7,403	0,007	0,006	0,000	0,236
ROA	0,003	0,476	0,490	1,003	0,995	1,010
LIQ	-5,658	5,302	0,021	0,003	0,000	0,431
AC	0,093	14,131	0,000	1,097	1,045	1,152
NPA_1	0,029	7,963	0,005	1,029	1,009	1,050
CCA	-10,380	17,209	0,000	0,000	0,000	0,004
CFAT_1	-8,830	8,473	0,004	0,000	0,000	0,056
CFDT	-7,995	12,668	0,000	0,000	0,000	0,028
Constante	-1,065	2,783	0,095	0,345	-	-

Fuente: elaboración propia

Como puede observarse, las variables que han resultado significativas en el modelo estimado sobre la muestra aleatoria de empresas miden fundamentalmente diferentes aspectos de liquidez y circulante, así como la capacidad de la empresa para generar recursos de forma interna. Además, todas las variables, excepto AC y NPA_1, tienen una influencia positiva sobre el fracaso empresarial, ya que las *odds ratio* correspondientes a estas variables son inferiores a uno, lo que significa que un incremento en el valor de cada variable implica una reducción en la *odds ratio* de la probabilidad de fracaso. Si comparamos estos resultados con la influencia que a priori se esperaba de cada uno de los ratios financieros sobre el fenómeno del fracaso empresarial que se muestra en la Tabla 2, se observa que hay una divergencia en el signo del coeficiente asociado a NPA_1. Puesto que el ratio mide la proporción de fondos propios sobre activo total, se espera que cuanto mayor sea este ratio, menor será la probabilidad de fracaso, al disponer de mayores recursos propios con los que responder a las deudas. Sin embargo, en este caso la *odds ratio* correspondiente a esta variable es mayor que uno, indicando una mayor probabilidad de fracaso, lo que podría explicarse por el hecho de que los

recursos propios obtenidos de los accionistas en un determinado ejercicio tienen que devolverse en el siguiente en forma de dividendos, influyendo negativamente en la probabilidad de que la empresa fracase.

Por su parte, en la muestra emparejada el número de variables que entran en el modelo estimado es seis, por resultar significativas en la explicación y predicción del fracaso empresarial, como indica el *p*-valor asociado a cada ratio financiero que se muestra en la Tabla 5. No obstante, la rotación de gastos financieros sobre ventas (GFV) es sólo significativa a un nivel del 10%. De hecho, el intervalo de confianza obtenido para la *odds ratio* a un nivel del 95% incluye el valor nulo igual a uno, que indica que la variable en cuestión no tiene influencia en la probabilidad de fracaso.

Tabla 5. Modelo de regresión logística (muestra emparejada)

Variable	Coeficiente	Test de Wald	<i>p</i> -valor	<i>Odds ratio</i>	Intervalo de confianza para <i>odds ratio</i> (95%)	
					Inferior	Superior
NPA	-0,042	5,117	0,024	0,959	0,925	0,994
TES_2	-15,915	8,729	0,003	0,000	0,000	0,005
CCFO	-0,223	6,190	0,013	0,800	0,671	0,954
ROE	-0,011	7,274	0,007	0,989	0,981	0,997
CFDT_1	-12,082	5,128	0,024	0,000	0,000	0,197
GFV	0,157	3,499	0,061	1,170	0,993	1,379
Constante	3,377	10,997	0,001	29,280	-	-

Fuente: elaboración propia

El resto de variables son la proporción de fondos propios sobre activo total (NPA), el porcentaje de capital circulante sobre fondos propios (CCFO) y la rentabilidad financiera (ROE), medidos el último año anterior al fracaso, además de la proporción de *cash-flow* sobre deuda total (CFDT_1) el segundo ejercicio previo y el ratio de disponible sobre activo total (TES_2) referido al tercer año anterior al momento del fracaso. Aunque estas dos variables son significativas en el modelo, puede observarse que algunos aspectos relacionados con los fondos propios son importantes en esta muestra a efectos de evitar el fracaso. En todo caso, para todas las variables incluidas en el modelo las *odds ratio* (y los intervalos de confianza estimados para cada ratio financiero) son inferiores a uno, lo que muestra su influencia positiva en el fenómeno del fracaso empresarial, tal como se esperaba a priori.

Teniendo en cuenta los ratios significativos en los dos modelos logísticos estimados, cada empresa, en las dos muestras consideradas, fue clasificada en uno de los dos grupos de empresas atendiendo a su probabilidad de fracaso. Los resultados de clasificación obtenidos se muestran en la Tabla 6.

Tabla 6. Resultados de clasificación

Empresas	Muestra	
	Aleatoria	Emparejada
Fracasadas	43,48%	91,11%
No fracasadas	99,59%	75%
Total	90,69%	83,95%

Fuente: elaboración propia

El porcentaje total de clasificación correcta es similar en ambas muestras, aunque ligeramente superior en la muestra aleatoria, puesto que casi el 91% de las empresas en esta muestra son correctamente clasificadas, frente al 84% de empresas en la muestra emparejada. Por consiguiente, podemos indicar que la diferente composición de empresas pertenecientes a cada grupo en las dos muestras no tiene una gran influencia en la tasa total de aciertos. Sin embargo, podemos observar ciertas diferencias en cuanto a la clasificación dentro de cada grupo. Por un lado, el porcentaje de clasificación correcta para el grupo de empresas no fracasadas, cuando se considera una empresa emparejada, ha descendido, aunque continúa siendo bastante alto. Por otro lado, el porcentaje correspondiente a las empresas fracasadas en esta muestra se ha duplicado respecto al alcanzado en la muestra aleatoria. Esta gran mejora en la tasa de aciertos para el grupo de empresas fracasadas se debe al incremento en la proporción de este tipo de empresas en la muestra (50%), que implica que sea más fácil obtener una mejor clasificación para este grupo que en la muestra aleatoria, en la que solo hay un 13% de empresas fracasadas.

En conclusión, teniendo en cuenta los resultados obtenidos en las dos muestras, puede deducirse que la utilización de una muestra elegida mediante emparejamiento, en comparación con una muestra seleccionada aleatoriamente, tiende a sobrestimar la capacidad predictiva de los modelos sobre fracaso empresarial.

5. CONCLUSIONES

Desde los trabajos pioneros de Beaver y Altman, diferentes métodos estadísticos, como el análisis de regresión logística, han mostrado su capacidad para predecir el fracaso empresarial en muestras de empresas correspondientes a diferentes periodos y países. Sin embargo, algunos de los estudios publicados, que han utilizado una muestral emparejada de empresas fracasadas y no fracasadas para obtener los respectivos modelos, han suscitado ciertas críticas por el hecho de basar sus resultados de clasificación en una muestra que no es representativa de la población de la que es extraída, lo que puede provocar resultados no válidos. En un intento por comprobar empíricamente este hecho y con una finalidad comparativa, elegimos una muestra aleatoria y otra emparejada de empresas pertenecientes al sector de pequeñas y medianas empresas con domicilio en la Comunidad Autónoma de Castilla y León (España), sobre las que estimamos sendos modelos de predicción del fracaso empresarial utilizando como variables independientes un conjunto de ratios financieros.

Con carácter previo a la estimación de los modelos mediante regresión logística, aplicamos un análisis de componentes principales, para reducir el número de ratios financieros potencialmente susceptibles de ser incluidos como variables independientes en cada modelo. En las dos muestras se extrajeron seis factores, algunos de los cuales eran comunes a ambas, como los que describen aspectos relacionados con liquidez, estructura de pasivo, rentabilidad económica, *cash-flow* y circulante. Además, se obtuvieron factores específicos para cada muestra: uno de rotación, en la muestra aleatoria, y dos relativos a fondos propios y capital circulante, en la emparejada.

Los ratios financieros correlacionados con los factores retenidos en cada muestra se consideraron como variables independientes a incluir en los modelos logísticos, observándose algunas

diferencias. En la muestra aleatoria, los aspectos más importantes de cara a evitar el fracaso de una empresa son la liquidez y la generación de recursos internos, rasgos que también resultan significativos en la muestra emparejada, si bien en ésta también juegan un papel importante aspectos relacionados con los fondos propios.

Además de las diferencias en las variables que definen los modelos predictivos y teniendo en cuenta el objetivo de este trabajo, las diferencias más destacadas se observan respecto a los resultados de clasificación. Como se había supuesto, la composición de la muestra tiene influencia en el porcentaje de empresas correctamente clasificadas en cada una. La tasa de aciertos para las empresas fracasadas es más alta cuando se utiliza una muestra emparejada, puesto que se incrementa la proporción de este grupo de empresas en la muestra, mientras que el porcentaje de clasificación correcta correspondiente a las empresas no fracasadas, si bien se ha reducido ligeramente, sigue siendo bastante alto.

REFERENCIAS

- Alfaro, E., Gámez, M. y García, N. (2008) "Linear discriminant analysis versus adaboost for failure forecasting". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXXVII (137), pp. 13–32.
- Altman, E.I. (1968) "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". *The Journal of Finance*, XXIII (4), pp. 589–609.
- Altman, E.I. (1984) "The success of business failure models: An international survey". *Journal of Banking & Finance*, 8, pp. 171–198.
- 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 & Finance*, 18, pp. 505–529.
- Balcaen, S. y Ooghe, H. (2006) "35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems". *The British Accounting Review*, 38 (1), pp. 63–93.
- Beaver, W.H. (1966) "Financial Ratios as Predictors of Failure". *Journal of Accounting Research*, Supplement to Vol. 4: Empirical Research in Accounting: Selected Studies, pp. 71–111.
- Bell, T.B. (1997) "Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures", *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, pp. 249-264.
- Betts, J. y Belhoul, D. (1987) "The effectiveness of incorporating stability measures in company failure models", *Journal of Business Finance & Accounting*, 14 (3), pp. 323-333.
- Blum, M. (1974) "Failing Company Discriminant Analysis". *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 1–25.
- Calvo-Flores, A. y García, D. (2002) "Relación entre la posición económica y financiera de la empresa y los estados de fracaso empresarial". Doldán, F. y Rodríguez, M. (Coords.) *La Gestión del Riesgo de Crédito. Métodos y Modelos de Predicción de la Insolvencia Empresarial*. Madrid: Ed. AECA Monografías, pp. 47–71.
- Charitou, A., Neophytou, E. y Charalambous, C. (2004) "Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK". *European Accounting Review*, 13 (3), pp. 465–497.
- Cybinski, P. (2001) "Description, Explanation, Prediction –the Evolution of Bankruptcy Studies?". *Managerial Finance*, 27 (4), pp. 29–44.

- Deakin, E.B. (1972) "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure". *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 161–179.
- Dietrich, J.R. (1984) "Discussion of Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models". *Journal of Accounting Review*, 22, Studies on Current Econometric Issues in Accounting Research, pp. 83–86.
- Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R. y Zopounidis, C. (1999) "Business failure prediction using rough sets". *European Journal of Operational Research*, 114 (2), pp. 263–280.
- Dimitras, A.I., Zanakis, S.H. y Zopounidis, C. (1996) "A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications". *European Journal of Operational Research*, 90 (3), pp. 487–513.
- Edmister, R.O. (1972) "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7, pp. 1477–1493.
- Elam, R. (1975) "The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios". *The Accounting Review*, 50 (1), pp. 25–43.
- Gómez, M.E., de la Torre, J.M. y Román, I. (2008) "Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXXVII (137), pp. 85–111.
- Hossari, G. (2007) "Benchmarking New Statistical Techniques in Ratio-Based Modelling of Corporate Collapse", *International Review of Business Research Papers*, 3 (3), pp. 141–161.
- Jones, F.L. (1987) "Current Techniques in Bankruptcy Prediction". *Journal of Accounting Literature*, 6, pp. 131–164.
- Keasey, K. y Watson, R. (1991) "Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness". *British Journal of Management*, 2 (2), pp. 89–102.
- Labatut, G., Pozuelo, J. y Veres, E.J. (2009) "Modelización temporal de los ratios contables en la detección del fracaso empresarial de la PYME española". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXXVIII (143), pp. 423–447.
- 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, pp. 51–73.
- Laffarga, J. y Mora, A. (1998) "Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: un análisis crítico". Calvo-Flores, A. y García, D. (Coords.) *El riesgo financiero de la empresa*. Madrid: Ed. AECA Monografías, pp. 11–58.
- Laffarga, J. y Pina, V. (1995) "La utilidad del análisis multivariante para evaluar la gestión continuada de empresas". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXIV (84), pp. 727–748.
- Laitinen, E.K. (1991) "Financial ratios and different failure processes". *Journal of Business, Finance & Accounting*, 18 (5), pp. 649–673.
- Laitinen, E.K. y Laitinen, T. (1998) "Misclassification in bankruptcy prediction in Finland: human information processing approach". *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 11 (2), pp. 216–244.
- Lizarraga, F. (2002) "La utilidad de los modelos de predicción de fracaso en la empresa española a lo largo de la última década". Doldán, F. y Rodríguez, M. (Coords.) *La Gestión del Riesgo de Crédito. Métodos y Modelos de Predicción de la Insolvencia Empresarial*. Madrid: Ed. AECA Monografías, pp. 219–252.

- Mar-Molinero, C. y Ezzamel, M. (1991) "Multidimensional Scaling Applied to Corporate Failure", *Omega*, 19 (4), pp. 259-274.
- Mora, A. (1994) "Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXIII (80), pp. 709-732.
- Mora, A. (1995) "Utilidad de los modelos de predicción de la crisis empresarial". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXIV (83), pp. 281-300.
- Mures-Quintana, M.J. y García-Gallego, A. (2012) "On the non-financial information's significance in the business failure models: A Spanish case study". *International Journal of Organizational Analysis*, 20 (4), pp. 423-434.
- O'Leary, D.E. (1998) "Using Neural Networks to Predict Corporate Failure". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 7, pp. 187-197.
- Odom, M.D. y Sharda, R. (1992) "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction". Trippi, R. R. & Turban, E. (Eds.) *Neural Networks in Finance and Investing. Using Artificial Intelligence to Improve Real-World Performance*. Cambridge: Probus Publishing Company, pp. 177-185.
- Ohlson, J.A. (1980) "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy". *Journal of Accounting Research*, 18 (1), pp. 109-131.
- Palepu, K.G. (1986) "Predicting takeover targets. A Methodological and Empirical Analysis". *Journal of Accounting and Economics*, 8, pp. 3-35.
- Peel, M.J., Peel, D.A. y Pope, P.F. (1986). "Predicting Corporate Failure – Some Results for the UK Corporate Sector". *Omega*, 14 (1), pp. 5-12.
- Pina, V. (1989) "La información contable en la predicción de la crisis bancaria 1977-1985". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XVIII (58), pp. 309-338.
- Pulido, A. (1992) *Estadística y técnicas de investigación social*, 9ª edición. Madrid: Pirámide, D.L.
- Rodríguez Osuna, J. (1991) *Métodos de muestreo*. Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Scheaffer, R.L., Mendenhall, W. y Ott, R.L. (2007) *Elementos de muestreo*, 6ª edición. Madrid: International Thomson Editores Spain Paraninfo.
- Scott, E. (1981) "The Probability of Bankruptcy. A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models". *Journal of Banking & Finance*, 5, pp. 317-344.
- Slowinski, R. y Zopounidis, C. (1995) "Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk". Cited in Zopounidis, C. & Dimitras, A. I. (1998). *Multicriteria Decision Aid Methods for the Prediction of Business Failure*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Taffler, R.J. (1982) "Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data". *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 145 (3), pp. 342-358.
- Theodossiou, P.T. (1991) "Alternative models for assessing the financial condition of business in Greece". *Journal of Business, Finance & Accounting*, 18 (5), pp. 697-720.
- Trujillo-Ponce, A., Samaniego-Medina, R. y Cardone-Riportella, C. (2013) "Examining what best explains corporate credit risk: accounting-based versus market-based models". *Journal of Business Economics and Management*, iFirst: pp. 1-24.
- Zavgren, C.V. (1983) "The prediction of corporate failure: The state of the art". *Journal of Accounting Literature*, 2, pp. 1-35.
- Zmijewski, M.E. (1984) "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models". *Journal of Accounting Research*, 22, pp. 59-82.