



Universidad de Valladolid

**Facultad de Ciencias Económicas
y Empresariales**

**Trabajo de Fin de Grado
Administración y Dirección de Empresas**

**Determinantes de la insolvencia en el sector
español de la construcción: un análisis *logit***

Presentado por:

Daniel Martín Rubio

Tutelado por:

Dr. José Miguel Rodríguez Fernández

Valladolid, 1 de julio de 2014

Resumen

El objetivo de este trabajo es doble. En primer lugar, efectuar un repaso general de algunos de los análisis empíricos sobre fracaso empresarial efectuados hasta ahora. En segundo término, estimar un modelo explicativo y de predicción del fracaso empresarial en el sector de la construcción español para el periodo 2012-2013, aplicando la técnica econométrica de la regresión logística binaria. Para ello, se considera como variable dependiente dos posibles situaciones de la empresa: solvente o en concurso de acreedores. En el modelo, las variables independientes son un conjunto de ratios económico-financieros, así como la pertenencia a los diferentes subsectores de actividad y el tamaño de las empresas consideradas. El estudio utiliza dos muestras, una de análisis y otra de validación, con el fin de corroborar la calidad del modelo estimado. Los resultados alcanzados ponen en evidencia que cuatro variables independientes permiten distinguir adecuadamente entre las empresas en esas dos circunstancias: el ratio de liquidez inmediata, la importancia de la tesorería, el nivel solvencia y la capacidad de devolución de la deuda total.

Palabras clave: fracaso empresarial, ratios financieros, regresión logística, predicción

Clasificación JEL: C35, C53, G33

Abstract

This project has a double purpose. On the one hand, it pretends to revise some of the previous empirical analysis about corporate failure which has been done until now. On the other hand, this empirical research estimates a explanatory and predictive model of company insolvency in the Spanish construction industry between 2012 and 2013, by using a binary logistic regression analysis. We consider a dependent variable which presents two different states: solvency or insolvency. The independent variables are a set of financial ratios, as well as two variables related to the size and the subsector where these firms develop their activity. This study uses both analysis and holdout samples in order to corroborate the quality of the estimated model. The empirical results show that four of these independent variables allow us to differentiate among the two states: the quick ratio, the importance of the liquid assets, the solvency ratio and the capability to repay liabilities.

Keywords: business failure, financial ratios, logistic regression, prediction

JEL Classification: C35, C53, G33

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	1
a. ÁMBITO, INTERÉS Y JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO	1
b. OBJETIVOS	2
c. METODOLOGÍA APLICADA	2
d. ESTRUCTURA DEL TRABAJO	3
CAPÍTULO 1: INSOLVENCIA EMPRESARIAL: NORMATIVA LEGAL Y MODELOS DE ALERTA PREVENTIVA.....	4
1.1. DEFINICIONES DEL FRACASO EMPRESARIAL: DIVERSOS ENFOQUES .	4
1.2. EL CONCURSO DE ACREEDORES EN ESPAÑA.....	6
1.2.1. Los presupuestos de la declaración del concurso	6
1.2.2. Situación de insolvencia en el concurso.....	7
1.2.3. Solicitud de la declaración de concurso.....	8
1.2.4. Proceso de la declaración del concurso	10
1.3. ESTUDIOS EMPÍRICOS PREVIOS: MODELOS DE ALERTA.....	11
CAPÍTULO 2. INVESTIGACIÓN EMPÍRICA.....	25
2.1. FUENTE, MUESTRA Y VARIABLES ANALIZADAS	25
2.2. METODOLOGÍA EMPÍRICA EMPLEADA	28
2.3. RESULTADOS EMPÍRICOS	29
2.3.1. Análisis de estadísticos descriptivos	29
2.3.2. Matriz de correlaciones.....	30
2.3.3. Análisis multivariante logit.....	30
2.3.4. Interpretación de los resultados	33
CAPÍTULO 3. CONCLUSIONES	34
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	36
ANEXO.....	43

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1.1.....	15
-----------------	----

INTRODUCCIÓN

a. ÁMBITO, INTERÉS Y JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

Durante los últimos 50 años, desde el estudio univariante de Beaver (1966) y el primer modelo multivariante discriminante de Altman (1968), un tema que ha suscitado bastante interés entre los académicos es la predicción de las insolvencias de las empresas. Por eso, multitud de economistas, expertos en estadística y econométricos han tratado de buscar métodos que permitan explicar los motivos de quiebra de las mismas, así como de crear métodos explicativos y predictivos que permitan pronosticar el fracaso empresarial recurriendo al uso de diversos métodos estadísticos y econométricos de indicadores, así como de diversas variables cualitativas de dichas compañías.

Este tipo de estudios son realmente importantes en la actualidad, especialmente para las entidades financieras, cuyo interés reside en saber evaluar de manera precisa si una empresa presenta signos de insolvencia o no, a la hora de concederle crédito. Sin embargo, el interés de este tipo de investigaciones trasciende a todos los agentes económicos, y es que es realmente importante para todos los *stakeholders* (accionistas, empleados, clientes, proveedores, auditores, acreedores y directivos), que serán los encargados de analizar, a título personal, los resultados arrojados por estos estudios con el objetivo primordial de definir sus intereses para con dicha empresa. El interés de este estudio en particular reside en el sector de la construcción, uno de los sectores más castigados por la crisis económica que azota nuestro país desde el año 2007, y que hasta la fecha, no ha sido objeto de un análisis profundo, siendo necesario ahondar más en la materia en la búsqueda de un modelo que consiga predecir cuáles son las variables y ratios financieras que detectan las citadas insolvencias dentro del sector.

En la actualidad, el mercado de la construcción se encuentra probablemente en la recesión más larga e intensa de la historia reciente de España (Bernardos Domínguez, 2009). Este sector tiene una elevada participación tanto directa como indirecta en el PIB español. Según los datos publicados en la página web del Instituto Nacional de Estadística (INE), en 2008 el sector representaba un

12,5% sobre el total del PIB y ha pasado a representar un 7,2% en 2013, lo que supone aún una gran relevancia dentro de la economía española en la actualidad. Además, tiene una interrelación muy importante con la actividad financiera, lo que ha provocado los problemas actuales de solvencia de las entidades de crédito, la restricción de crédito a PYMES y familias y la recesión económica por la que atraviesa la economía española. Su carácter meramente coyuntural y cíclico es, por lo tanto, uno de los principales aspectos que han provocado la situación de crisis económica actual.

Bernardos Domínguez (2009) distingue, como otros muchos autores, dos periodos, correspondientes a la formación de la burbuja inmobiliaria (1998-2005) y el estallido de la misma (2007-actualidad).

Según este autor, la principal causa de la creación de la burbuja fue el incremento en la demanda de viviendas, lo que elevó los precios de las mismas a unos niveles sin precedentes. Este aumento de la demanda fue además impulsado por el carácter especulativo con que se adquirían muchas viviendas, por la visión de éstas como un activo refugio, por la compra de viviendas por personas de dudosa solvencia y por la llegada de un elevado número de inmigrantes a España. A pesar de la evidente formación de la burbuja, ninguna medida fue tomada por parte de los Gobiernos de este periodo dado el gran beneficio que otorgaba en el corto plazo, ya fuese en términos de crecimiento económico o en términos de nuevos empleos. Sumado a todo esto, la intervención del sistema bancario tuvo una función vital en el crecimiento de la burbuja inmobiliaria debido al importante flujo de crédito que fue proporcionado tanto a los adquirentes como a los promotores de vivienda. Estos últimos, no solo construían viviendas, sino que empezaron a especular en el mercado del suelo, hecho que agravó el problema que se estaba gestando. Además, estos créditos permitieron a los pequeños y medianos promotores la generación de grandes proyectos, lo que incrementó notablemente el número de este tipo de empresas. La guinda a este cóctel explosivo fue el reducido tipo de interés alcanzado por los tipos de interés hipotecarios como consecuencia del estancamiento del PIB de la zona euro y de la pertenencia de España a la Unión Monetaria y Económica.

En una segunda fase, que tuvo lugar a partir de 2006, comenzó el declive de la demanda de vivienda, acompañado de un mantenimiento de la oferta y un incremento de los precios, así como a un creciente *stock* de viviendas pendientes de venta. A todo esto, se unió la crisis de las hipotecas *subprime*, que afectó también a la economía del país debido a la incapacidad de la banca española para encontrar financiación extranjera, lo que llevó a estas entidades de crédito a endurecer los criterios de concesión y que hicieron inviable el sostenimiento de la demanda. En resumen, el crecimiento económico español fue insostenible en el tiempo e incapaz de mantener en el medio plazo los niveles de ocupación alcanzados en 2007, el elevado precio que tenían las viviendas y la excesiva oferta de las mismas.

La principal consecuencia que se deriva de esta crisis para las empresas constructoras, que son las que ocupan a este estudio, es la caída en las ventas. Esta situación ha llevado a que muchas pequeñas y medianas empresas tuvieran que abandonar la actividad por falta de rentabilidad; y ha obligado a otras a entrar en concurso de acreedores en especial a partir de 2008.

b. OBJETIVOS

El objetivo de este trabajo es identificar los factores determinantes de las insolvencias financieras de las empresas del sector de la construcción en España, muy en concreto, de las firmas incluidas en los grupos 41, 42 y 43 de la Clasificación Nacional de Actividades de 2009 (CNAE), (41, construcción de edificios; 42, ingeniería civil; 43, actividades de construcción especializada). En consecuencia, se estudian los ratios económico-financieros y otras variables que pueden ser de interés a este respecto mediante las pertinentes herramientas que permitan explicar, y en su caso anticipar, el posible fracaso de una empresa. De esta forma, se pueden adoptar medidas preventivas para evitar los efectos que tal fracaso pudiera tener sobre los agentes económicos que participan en el sistema económico.

c. METODOLOGÍA APLICADA

Tras la realización de diversos estudios en la materia, las técnicas que han demostrado tener una mayor precisión a la hora de predecir el fracaso

empresarial son las técnicas de análisis discriminante y la regresión logística. Por ello, esta investigación hace uso de la técnica de regresión logística binaria, la cual ha demostrado tener una mayor robustez que otras de las técnicas al tener que cumplir unos menores requisitos estadísticos.

d. ESTRUCTURA DEL TRABAJO

El presente estudio contiene, en primer lugar, una recopilación de las definiciones de fracaso empresarial realizadas por diferentes autores desde los años 60, así como la definición del mismo usada en este trabajo. Asimismo, se recogen los trabajos y análisis previos realizados por expertos en la materia. En segundo lugar, se procede a explicar la metodología empleada, es decir, la fuente de los datos, las muestras utilizadas y la técnica econométrica empleada para realizar el análisis empírico, así como la interpretación de los resultados que arroja el análisis. Por último, un conjunto de conclusiones pone fin al presente trabajo.

CAPÍTULO 1: INSOLVENCIA EMPRESARIAL: NORMATIVA LEGAL Y MODELOS DE ALERTA PREVENTIVA

La definición de fracaso empresarial no es un concepto objetivo, es decir, no atiende a una consideración única y universalmente aceptada, sino que es algo subjetivo y que responde a la propia interpretación personal. Por eso, resulta relevante partir de una visión global de las consideraciones que han tenido diferentes autores a la hora de definir el mismo. Esto es importante, ya que dependiendo de la definición de fracaso empresarial, tanto los datos como los resultados analíticos mostrarán diferentes resultados e interpretaciones. Además, se hace interesante presentar una recopilación de los trabajos realizados por expertos en la materia, y que se han considerado relevantes a la hora de realizar este estudio.

1.1. DEFINICIONES DEL FRACASO EMPRESARIAL: DIVERSOS ENFOQUES

A lo largo de los años, numerosas definiciones de fracaso han sido utilizadas por los diferentes autores. Según apuntan Calvo-Flores y Pérez de Lema (2002), el fracaso empresarial es un concepto amplio que engloba una diversidad de estados que pueden repercutir de forma negativa, tanto en el desarrollo de la empresa como en las relaciones que ésta mantiene con una diversidad de agentes. Añaden que en la literatura financiera existe un amplio catálogo sobre la definición del concepto de fracaso empresarial y no existe una posición clara sobre qué situación de la empresa debemos considerar como un fracaso.

Si bien es cierto, algunos autores como Tascón y Castaño (2010) logran agrupar una serie de trabajos basándose en la consideración que han tenido en cuenta los diferentes autores a la hora de considerar el fracaso empresarial. En primer lugar, los autores consideran los trabajos españoles entre los que distinguen tres tipos de consideraciones a la hora de catalogar a una empresa como en estado de fracaso.

En un primer grupo, autores como García *et al.* (1995) consideran empresa fracasada a aquella que es morosa, es decir, aquella empresa que en el plazo a partir de los tres meses del vencimiento de un crédito, no satisface el nominal

y/o los intereses. Asimismo, Gabás (1990) define por empresa fracasada a aquella incapaz de realizar pagos.

En un segundo grupo, destacan los trabajos que consideran como empresa fracasada a aquella que haya presentado el concurso de acreedores, suspensión de pagos o quiebra (Lizárraga, 1997; Ferrando y Blanco, 1998; López *et al.*, 1998; Román *et al.* 2001; Gómez *et al.*, 2008). Para el caso de las entidades de crédito, en los trabajos de Laffarga *et al.* (1985a) y Pina (1989), consideran como fracasadas a aquellas empresas en las que ha tenido que intervenir el Fondo de Garantía de Depósitos. Por último, y dentro de este grupo, en el trabajo de Mora (1994b) se considera como fracasada, dentro del sector asegurador, a las compañías en las que se ha hecho necesaria la intervención de la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras.

Por último, y dentro del tercer grupo, considera una entidad fracasada cuando incurre en quiebra técnica (Rubio, 2008), entendiendo como tal el Patrimonio Neto contable negativo (Correa *et al.*, 2003).

En el panorama internacional, la diversidad de acepciones a la hora de considerar una empresa como fracasada han sido también de lo más variopintas. De nuevo, Tascón y Castaño (2010) logran identificar una serie de similitudes que les permite agrupar diferentes trabajos.

Graveline y Kokalari (2008) distinguen tres grupos de conceptos a la hora de considerar a una empresa como fracasada. Dentro del primer grupo, destacan Beaver (1966) y Marais *et al.*, (1984) cuya definición de fracaso se define en términos de no poder hacer frente a una deuda a su vencimiento.

Por otro lado, en el segundo grupo clasifica a Deakin (1972), que considera fracasadas a las empresas en quiebra, insolvencia o liquidadas, Zmijewski (1984) que toma las que presentan solo la quiebra; Taffler (1982), que considera la liquidación voluntaria. En este segundo grupo también considera a Becchetti y Sierra (2003) que recogen el cese de actividad genérico.

En el tercer grupo, considera a Altman *et al.* (1981) como el máximo exponente al considerar el fracaso como insolvencia técnica o capital consistente en falta de liquidez; así como Gilbert *et al.* (1990) y Hill *et al.* (1996) que tienen en cuenta las pérdidas continuadas; Gazengel y Thomas (1992) que consideran

fracasada a las empresas que generan cíclicamente más carga financiera que ingresos; y Davydenko (2005) que plantea que un valor reducido en los activos o una escasez de tesorería pueden desembocar en una situación de fracaso.

Sin lugar a duda, se puede observar que la definición recogida en el tercer grupo de trabajos está enfocada hacia una predicción del fracaso, lo que supone una evolución evidente con respecto a los dos primeros, que incluyen a aquellas empresas que dejan de pagar sus deudas o que reúnen una serie de condiciones previstas en la normativa vigente sobre quiebras.

1.2. EL CONCURSO DE ACREEDORES EN ESPAÑA

Antes de realizar cualquier tipo de análisis empírico de los datos de quiebra de las empresas del sector de la construcción, y como bien se apuntó previamente, se hace necesaria la delimitación de empresa fracasada. En el caso de este estudio en concreto, se ha considerado empresa quebrada a aquella que presenta el estado de concurso de acreedores, debido fundamentalmente a que cuando tiene lugar esta situación, se hacen evidentes los signos de situación crítica de la misma. Por ello, y para conocer qué significa que una empresa se encuentra en situación concursal, tendremos que recurrir al derecho concursal, que es la rama del derecho mercantil que agrupa a un conjunto de normas de derecho público y de derecho privado, y que se encargan de regular las relaciones que surgen cuando un sujeto no puede cumplir sus obligaciones frente a una pluralidad de acreedores como consecuencia de una insolvencia absoluta o relativa. Más concretamente, la Ley que a día de hoy se encuentra vigente en el territorio español, es la Ley 22/2003, de 9 de julio, Concursal, que entró en vigor el 1 de septiembre del año 2004, y que supone un antes y un después en materia concursal, poniendo fin a la anterior dualidad de procedimientos (quiebra y suspensión de pagos). Cabe decir, que aún no se ha pronunciado dentro del ámbito europeo legislación en la materia societaria.

1.2.1. Los presupuestos de la declaración del concurso

La Ley Concursal 22/2003 (en lo sucesivo, LC) establece en Capítulo 1, Título 1, la existencia de dos presupuestos en cuanto a la declaración de concurso.

En cuanto al presupuesto subjetivo, el art. 1 de la citada Ley establece que puede ser declarado en concurso cualquier deudor, ya sea persona física o jurídica. La Ley, no obstante, establece en su apartado 3, en sentido negativo, que no pueden ser declarados en concurso las entidades que integran la organización territorial del Estado, los organismos públicos y demás entes de derecho público. Nada dice la Ley, por tanto, sobre la posibilidad de declarar en concurso a una empresa pública. En principio habría que entender que esto sí es posible.

Por su parte, la LC apunta en su art. 2 de forma escueta que *solo pueden ser declarados en concurso el deudor en situación de insolvencia*. A continuación dice también que *hay situación de insolvencia cuando el deudor no puede cumplir regularmente con sus obligaciones exigibles*. Este artículo determina cuándo un sujeto está en situación de insolvencia, la cual es una cuestión de hecho, y por ello habrá que estar a las circunstancias concurrentes, unas circunstancias no determinadas de forma clara en la Ley.

Además, establece que el presupuesto objetivo del concurso está compuesto por una insolvencia absoluta y otra relativa:

- La insolvencia absoluta es la imposibilidad objetiva de pagar, es decir, el deudor no tiene capacidad para pagar debido a que no tiene bienes suficientes o por no tener posibilidad de obtener crédito.
- La insolvencia relativa, por su parte, se produce cuando el deudor tiene bienes pero no puede pagar por no tener liquidez (no puede cumplir regularmente).

1.2.2. Situación de insolvencia en el concurso

La LC distingue dos tipos de insolvencias. Por un lado, la citada Ley habla de la insolvencia actual, que se corresponde con una situación en la que se encuentra el deudor en el momento en que se sabe que no puede pagar, es decir, cuando se cumple el presupuesto objetivo. En este momento se puede solicitar la declaración de concurso por el deudor o por los acreedores. La solicitud por uno u otro tendrá distinto alcance y forma de declaración. Hay que destacar que es el deudor el que tiene más facilidades, ya que es quien mejor conoce la situación de la empresa, mientras que los acreedores sólo se basan en indicios externos.

Por otro lado, se define la insolvencia inminente, que es una figura introducida *ex-novo* por la Ley Concursal de 2003. Ésta, a su vez, fue introducida por la Ley alemana de insolvencia y es una figura en la que se depositaron grandes esperanzas como instrumento para prever las crisis empresariales debido a su carácter preventivo. Es aquella situación en la que el deudor parece que no va a poder cumplir regularmente y naturalmente sus obligaciones exigibles (por ejemplo, deudor que en el momento actual puede cumplir pero atendiendo a su situación financiera o contable se sabe que en un plazo corto no va a poder cumplir). En este caso, el deudor puede solicitar el concurso por insolvencia inminente, funcionando por tanto como mecanismo de anticipación a esa situación que se va a desencadenar, aumentando las posibilidades de que el concurso acabe en un convenio que garantice la conservación de la empresa y no acabar en liquidación.

Si bien es cierto, no ha tenido el éxito que cabría esperar debido a que el legislador la ha introducido como figura de previsión de crisis económicas dentro del concurso, lo que ha provocado que la empresa se vea afectada por la estigmatización del concurso, y es que, la mayoría de clientes y proveedores no van a querer contratar con esa empresa en concurso. De ahí que surjan voces críticas que consideren que se debería haber sacado fuera del concurso. Algunos autores ponen como solución acuerdos extrajudiciales que están fuera del concurso, aunque en ellos sigue interviniendo el juez.

En la actualidad, tanto el acreedor como el deudor pueden solicitar la declaración de concurso. Sin embargo, y como se señaló previamente, será únicamente el deudor el único capacitado para solicitarla en el caso de insolvencia inminente, para anticiparse a los problemas que previsiblemente va a tener. La lógica nos hace pensar que prácticamente ningún deudor se acoja a la insolvencia inminente y es por eso, por lo que parece necesario el establecimiento de estímulos para que el deudor acuda lo antes posible a solicitar esa insolvencia, desconociéndose hasta cuáles pueden funcionar.

1.2.3. Solicitud de la declaración de concurso

La declaración de concurso no puede producirse de oficio sino a instancia de parte, respetándose así el principio de libertad de empresa. No obstante, la LC solo prevé un supuesto donde el juez puede tener la iniciativa, que es en

procesos penales por delitos socioeconómicos contra Hacienda. En estos procesos interviene el Ministerio Fiscal, que si sabe que el deudor se encuentra en una situación de insolvencia, puede solicitar al juez de lo penal que notifique a los acreedores que el deudor presenta esta circunstancia, con el fin de que estos acreedores si quieren soliciten la declaración de concurso. El juez aquí solo notifica pero no solicita la declaración.

Tradicionalmente hay dos sujetos legitimados: deudor (concurso voluntario) y acreedor/s (concurso necesario). Pero también hay que incluir aquí un tercero legitimado: el mediador concursal.

- El deudor puede solicitar la declaración de concurso en cualquier momento. Es un derecho del que es titular siempre que se cumplan y se acrediten los presupuestos objetivos. Esta acreditación se hará a través de la presentación por el deudor de una memoria explicativa en la que se justifique el nivel de endeudamiento, quiénes son los acreedores, motivos o causas del concurso, etc. Deberá presentar además, las cuentas anuales de los últimos tres años, y si el deudor tiene auditadas sus cuentas, deberá acompañar a sus cuentas anuales un informe de la auditoria de los últimos tres años.

Ante esta memoria o inventario y con la solicitud del concurso, el juez deberá declarar o no el concurso. Esta decisión del juez no tiene fase contradictoria, es decir, los acreedores no pueden hacer alegaciones ante esa declaración.

También esa solicitud de concurso por parte del deudor es un deber, ya que la Ley Concursal en su art. 5 señala el deber de solicitar el concurso por el deudor en el plazo de dos meses desde que tiene constancia de la situación de insolvencia.

- En el caso del concurso necesario, lo puede solicitar cualquier acreedor del deudor. Ni siquiera tiene por qué tener su crédito vencido, requiriéndose eso sí la situación de insolvencia del deudor. Los acreedores no saben exactamente la situación económica del deudor y por ello el art. 2 de la Ley prevé una serie de indicios a los que pueden acudir los acreedores.

En el art. 2.4 de la Ley Concursal se señala que:

"Si la solicitud de declaración de concurso la presenta un acreedor, deberá fundarla en título por el cual se haya despachado ejecución o apremio sin que del embargo resultasen bienes libres bastantes para el pago, o en la existencia de alguno de los siguientes hechos:

1. El sobreseimiento general en el pago corriente de las obligaciones del deudor.
 2. La existencia de embargos por ejecuciones pendientes que afecten de una manera general al patrimonio del deudor.
 3. El alzamiento o la liquidación apresurada o ruinosa de sus bienes por el deudor.
 4. El incumplimiento generalizado de obligaciones de alguna de las clases siguientes: las de pago de obligaciones tributarias exigibles durante los tres meses anteriores a la solicitud de concurso; las de pago de cuotas de la Seguridad Social, y demás conceptos de recaudación conjunta durante el mismo período; las de pago de salarios e indemnizaciones y demás retribuciones derivadas de las relaciones de trabajo correspondientes a las tres últimas mensualidades".
- Por último, en el concurso sucesivo puede solicitar la declaración del concurso el mediador si no se cumple o no se llega a un acuerdo extrajudicial. En este caso se abre directamente la fase de liquidación.

1.2.4. Proceso de la declaración del concurso

La lleva a cabo el juez de lo mercantil del lugar donde el deudor tenga el centro de intereses principales (la administración) o el domicilio, pudiendo o no coincidir ambos. Este juez tiene la competencia exclusiva y excluyente de la declaración del concurso y de todos los procedimientos de trascendencia patrimonial para el concursado.

La declaración del concurso tiene lugar por medio de resolución judicial que reviste la forma de auto, que tiene que ser motivado y por el que se declara en concurso al concursado. Además, el auto tiene que contemplar el contenido del art. 21 y publicidad suficiente.

1.3. ESTUDIOS EMPÍRICOS PREVIOS: MODELOS DE ALERTA

La elaboración de modelos de explicación y predicción de la insolvencia empresarial ha supuesto una línea de investigación iniciada en Estados Unidos por Beaver (1966) y Altman (1968) a finales de los años 60. Estos modelos, en la medida que se ha ido avanzando, han sido diseñados con una metodología cada vez más sofisticada y compleja, acompañada de una búsqueda constante de los indicadores financieros más eficientes (Rodríguez López, 2002).

Según señalan Correa *et al.* (2003), el precursor de este tipo de estudios, es decir, el mencionado Beaver (1966), demostró mediante su enfoque univariante que los ratios financieros son buenos predictores de las crisis empresariales. Esta corriente se abandonó rápidamente para sustituirla por un enfoque multivariante. Los estudios con la técnica de análisis discriminante múltiple empezaron a extenderse, destacando los trabajos de Altman (1968), Meyer y Pifer (1970), Deakin (1972), Blum (1974), Altman *et al.* (1977), Dambolena y Khoury (1980), Taffler (1982, 1983), Casey y Bartczak (1985) y Gentry *et al.* (1985a, 1985b, 1987).

Por otro lado, surgió otra nueva corriente de estudios basados en probabilidad condicional: *logit* y *probit*, como consecuencia de la necesidad de buscar modelos con menos requisitos estadísticos y más robustos frente al incumplimiento de hipótesis técnicas. A este respecto, se pueden destacar los trabajos de Martin (1977), Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Casey y Bartczak (1985), Keasey y Watson (1987), Keasey *et al.* (1990) y Platt y Platt (1991).

Posteriormente, y como técnicas todavía menos extendidas, se pueden citar los modelos de duración de Cox, la partición recursiva—dentro de las cuales destaca el trabajo de Frydman *et al.* (1985)—, las redes neuronales y otras técnicas de inteligencia artificial, pudiéndose resaltar los estudios de Bell *et al.* (1990); Odom y Sharda (1993); Rughupathi *et al.* (1993), Wilson y Sharda (1994), Lacher *et al.* (1995) o Bonsón *et al.* (1997).

Sin embargo, como señalan Laffarga y Mora (2002), la investigación académica española sobre el fracaso empresarial no comenzó hasta finales de los años ochenta, centrando su atención en los sectores bancario y asegurador. Los

estudios en España son los que pueden resultar más ilustrativos para el presente estudio. Estos autores establecen que los intereses para comenzar esta línea de investigación en nuestro país responden a tres razones principalmente:

1. Incapacidad de extrapolar tanto temporal como espacialmente los modelos obtenidos en Estados Unidos, dadas las distintas características económicas, financieras y contables existentes entre ambos países. Surge, por lo tanto, la necesidad de calcular modelos propios de aplicación en España.
2. Las dos profundas crisis vividas por el sector financiero en nuestro país, exigían realizar nuevos estudios sobre la capacidad de la información para predecir situaciones de este tipo.
3. Curiosidad de los investigadores españoles por la investigación empírica, que había sido inexistente hasta la fecha.

Laffarga *et al.* (1985; 1986a, b) fueron pioneros en este campo de investigación, al elaborar un modelo de predicción de fracaso en el sector bancario a través del análisis de los estados financieros, utilizando métodos discriminantes, durante el periodo 1978-1982 y considerando como fracasados aquellos intervenidos por el Fondo de Garantía de Depósitos.

También destaca Rodríguez Fernández (1989), que estudia la crisis española transcurrida entre 1978-1983, con una muestra de 80 bancos, 31 de los cuales se encontraban en una situación de crisis en 1981, y utilizando una definición más amplia que la de intervención del Fondo de Garantía de Depósitos. Cabe mencionar que obtiene, mediante el uso de una regresión logística, un 100% de aciertos en su muestra de análisis.

No obstante, los primeros estudios de empresas no financieras dentro del territorio español no tienen lugar hasta los años noventa. Según apunta Laffarga y Mora (2002), la razón de este comienzo tan tardío se debe fundamentalmente a la falta de datos de los que disponían los investigadores, y hasta que no fue obligatorio el depósito en los registros de los datos contables empresariales, no se pudo hacer efectiva esta línea de investigación. Es, por lo

tanto, a partir de este momento cuando diversos estudios empiezan a ver la luz.

Gabás (1990) realiza un trabajo de 101 empresas industriales y comerciales cotizadas en la Bolsa de Madrid en el periodo 1976-85, recurriendo a técnicas univariantes y multivariantes (discriminante y *logit*).

García, *et al.* realizan dos estudios, uno en 1995 y otro en 1996, el primero de los cuales fue un estudio de la morosidad para un grupo de 100 empresas que solicitaban crédito a una entidad financiera mediante análisis univariantes y multivariantes, y el segundo se trata de un trabajo de alertas tempranas de riesgo de crédito para un conjunto de 712 pequeñas y medianas empresas durante 5 años mediante un análisis univariante.

Lizárraga (1997) utiliza una muestra de 120 empresas (60 sanas y 60 quebradas) y otra de validación de 44, para realizar un análisis discriminante, de regresión logística y un *multilogit*.

López *et al.* (1998) establecen un modelo *logit* para analizar la capacidad predictiva de los ratios contables 1 y 2 años antes de la quiebra, para una muestra de 75 empresas en crisis de la Comunidad Valenciana, considerando como fracaso aquellas que hubiesen presentado expediente de suspensión de pagos. Además, se tomó una muestra de validación de 21 empresas.

Gallego *et al.* (1997) realizan un análisis *logit*, *probit* y de probabilidad lineal, en el que incluyen 96 PYMES quebradas, y otras 96 sanas (muestra con emparejamiento) entre los años 1990 y 1993, consiguiendo una muestra de análisis de 128, y otra de validación de 64.

Ferrando y Blanco (1998) hacen un análisis discriminante y de regresión logística para una muestra de 88 empresas sanas y 88 fracasadas emparejadas por sector, tamaño y ejercicio económico entre los años 1990 y 1993, para los dos años anteriores a la quiebra.

Tras estos primeros trabajos académicos, los estudios de predicción de las insolvencias financieras de las empresas se han sucedido en nuestro país. A continuación, en el cuadro 1.1 se muestra una síntesis de los trabajos más interesantes realizados a lo largo de los últimos 50 años. Parece interesante hacer una referencia a los primeros estudios de cada tipo (univariante,

disciminante y *logit*) realizados por Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980) respectivamente, así como al primer estudio de este tipo realizado en España (Laffarga, 1985). Además, cabe referirse a otra serie de trabajos, tres de los cuales corresponden al sector de la construcción (Mures 2012, 2013; y Gill de Albornoz y Giner 2013). El resto de las investigaciones sintetizadas se han recogido por aportar un enfoque distinto al tradicional (Correa *et al.*, 2003; Piñeiro *et al.* 2012) o como una alusión a un estudio reciente (Redondo y Rodríguez, 2014).

Cuadro 1.1: Algunos modelos de alerta preventiva

Autor	Objetivos y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Beaver (1966)	<p>El propósito de Beaver era analizar la capacidad predictiva del análisis de ratios en el contexto de la predicción de insolvencias. 158 empresas analizadas, de las cuales, la mitad eran sanas y la mitad en quiebra, 5 años antes de la quiebra (Empresas fracasadas: 79,76, 75, 62, 54)) obtenida del Manual Industrial de Moody's, clasificadas según la industria y el activo total (0,6 millones de \$- 45 millones de \$). Muestra utilizando emparejamiento. División aleatoria de la muestra en dos partes para realizar dos análisis: con punto de corte de la muestra original y otro punto de corte con la muestra de validación.</p> <p>Sectores: 38 industrias Periodo: 1954-1964</p>	<p>Variable dependiente: fracasada o no fracasada</p> <p>Variables independientes: 30 ratios, a partir de los cuales selecciona finalmente: <i>cash flow</i> sobre deuda total, beneficio neto sobre activo total, deuda a corto y largo plazo sobre activo total, capital circulante sobre activo total, ratio corriente o de circulante, periodo de no crédito.</p>	<p>Comparación de medias, <i>test</i> de clasificación dicotómica y análisis de probabilidad de ratios.</p>	<p>Punto de corte de 0,02, con 88% de aciertos el año anterior al fracaso. Error tipo I, desde el 22% en el año anterior al fracaso al 47% cuatro años antes. El error tipo II varía desde el 3 al 8%.</p>

Autor	Objetivos y Muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Altman (1968)	<p>Evaluar la calidad del análisis de ratios como técnica analítica usando la predicción de la bancarrota corporativa como ejemplo.</p> <p>66 empresas manufactureras con 33 observaciones en cada grupo. Muestra emparejada por tamaño. Variables de control (industria y tamaño del activo). Los rangos entre los que se encontraban los activos de las empresas sanas (\$0.7 y \$25.9 millones). Los rangos entre los que se encontraban los activos de las empresas fracasadas (\$1 y \$25 millones). Selección de las cuentas anuales de 1, 2, 3, 4 y 5 años antes de la quiebra.</p> <p>Sector: industrial</p> <p>Periodo: 1946-1965</p> <p>Fuente: Moody's Industrial Manual</p>	<p>Variable dependiente: fracasada o no fracasada</p> <p>Variables independientes: 22 ratios elegidos por su popularidad en la literatura y la relevancia para el estudio, de los cuales, finalmente se seleccionan:</p> <p>Capital circulante/activo total; beneficios retenidos/activo total; Beneficio Antes Intereses e Impuestos (BAII)/activo total; valor de mercado del patrimonio neto/ valor contable de la deuda total; ventas/activo total.</p>	<p>Análisis discriminante (Z-score de Altman); matriz de correlaciones, precisión predictiva de los <i>test</i> de clasificación.</p>	<p>Un año antes 95% (97% acierto en no fracasadas; 94% acierto en fracasadas);</p> <p>Dos años antes (94% no fracasadas; 72% fracasadas);</p> <p>Tres años antes (48% fracasadas),</p> <p>Cuatro años antes (29% fracasadas);</p> <p>Cinco años antes (36% fracasadas)</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Ohlson (1980)	<p>El objetivo de Ohlson era proporcionar relaciones de predicción teórica de insolvencia. La muestra está compuesta por 2.058 empresas no fracasadas y 105 fracasadas.</p> <p>Sector: industrial</p> <p>Periodo: 1970-1976</p> <p>Fuente: datos financieros sacados de estados financieros 10-K. La lista de empresas fracasadas se obtuvo del Wall Street Journal Index, tabulada con la eliminación de aquellas que no hubiesen operado en el mercado Over the Counter 3 años anteriores (obtenido de Moody's y Standard and Poor's) y completada con la información de otras fuentes. La lista de empresas sanas fue obtenida de Compustant</p>	<p>Variable independiente: en bancarrota o no en bancarrota</p> <p>Variables dependientes: logaritmo de los activos totales deflactados por el índice precios implícitos en el Producto Nacional Bruto; pasivo total/activo total; fondo de maniobra/activo total; pasivos corrientes/activos corrientes; variable categórica (1 si los pasivos totales son mayores que el activo total; 0 el otro caso); beneficio neto/activo total; <i>cash flow</i>/pasivo total; variable categórica (1 si el beneficio neto es negativo durante los 2 últimos años; 0 en el caso contrario); cambio en el beneficio neto.</p>	Análisis <i>logit</i>	Punto de corte: 0,38 (86,6% sanas; 87,6% quebradas); punto de corte: 0,0095 (100% sanas; 53% quebradas)

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Laffarga <i>et al.</i> (1985)	<p>Proponer un modelo <i>logit</i> como alternativa al modelo discriminante y comparar ambos experimentos en un experimento concreto.</p> <p>47 bancos de los cuales, 22 han fracasado.</p> <p>Sector: bancario</p> <p>Periodo: 1978-1982</p> <p>Fuente: Anuario Estadístico de la Banca Privada (publicado por el Consejo Superior Bancario)</p>	<p>Variable dependiente: el banco va a ser intervenido por el FGD o no en el plazo de un año.</p> <p>Variables independientes: Selección de 4 ratios a juicio de los investigadores: (créditos + cartera de valores)/activo total; activo fijo/activo total; reservas/pasivo total; beneficio neto antes de impuestos/activo total.</p>	Análisis discriminante y análisis <i>logit</i>	<p>Discriminante: 86,91% global (81,8% fracasadas; 92% sanas)</p> <p><i>Logit</i>: 93,4% global (90,50% fracasadas; 96% sanas)</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Correa <i>et al.</i> (2003)	<p>Contribuir al conocimiento de los indicadores financieros que más eficientemente anticipan la insolvencia en la pequeña y mediana empresa, uno y dos años antes de que ésta se produzca la quiebra técnica.</p> <p>140 pequeñas y medianas empresas no financieras de la provincia de Santa Cruz de Tenerife (70 análisis y 70 validación)</p> <p>Sector: servicios</p> <p>Periodo: 1994-1995</p> <p>Fuente: Central de Balances de la Universidad de La Laguna (CBUL)</p>	<p>Variable dependiente: insolventes y solventes</p> <p>Variables independientes: 51 ratios que se agrupan en 16 factores mediante Análisis Componentes Principales (84,76% un año antes y 84,92% dos años antes).</p> <p>Factores (un año antes): Estructura financiera, Solvencia estática, Estructura económica, Financiación y contribución inmovilizado, Rentabilidad de las inversiones, Distribución valor añadido, Solvencia dinámica, Rotación, Crecimiento, Endeudamiento l/p, Productividad, Importancia disponible, Importancia intangibles, Autofinanciación y rentabilidad, Peso inversiones financieras, Tasa impositiva; (Factores dos años antes): solvencia estática y dinámica, estructura económica, financiación y contribución inmovilizado, rotación, estructura financiera, crecimiento, financiación interna, importancia del valor añadido, importancia intangibles y productividad, autofinanciación y rentabilidad, peso inversiones financieras, endeudamiento largo plazo, importancia gastos financieros, peso impuestos en valor añadido, tasa impositiva.</p>	<p>Análisis factorial en componentes principales (para eliminar redundancias informativas), <i>logit</i>, algoritmo de inducción de reglas y árboles de decisión.</p>	<p><i>Logit</i>.</p> <p>Muestra de análisis: un año antes 89,68% (insolvente 90,47%; solvente 88,88%); dos años antes 85,71% (85,71% insolvente; solvente 85,71%);</p> <p>Muestra de validación: Un año antes 82,14% (insolvente 78,57%; solvente 85,71%); Dos años antes 75% (insolvente 78,57%; solvente 71,43%)</p> <p>Árboles de decisión: 91,1% el año antes y el 90,4% dos años antes</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Piñeiro <i>et al.</i> (2012)	<p>Analizar la capacidad predictiva de dos modelos de pronóstico (<i>logit</i> y red de neuronas artificiales) basados en signos externos derivados del proceso de auditoría.</p> <p>256 empresas obtenidas de un muestreo aleatorio sobre una población de 894 empresas</p> <p>Sector: PYMES no financieras (<250 empleados) con forma societaria radicadas en Galicia (exclusión de NACE 4110 y 4120).</p> <p>Periodo: 2000-2009</p> <p>Fuente: Sistema de Análisis De Balances Ibéricos</p>	<p>Variable dependiente: hallarse o no en proceso concursal.</p> <p>Variables independientes: edad, número de accionistas, número de auditores, duración media de los contratos, proporción de años auditados, proporción de años con cambio de auditor, incumplimientos de auditoría obligatoria, número de dictámenes favorables, Id. con salvedades, Id. con salvedades y/o incertidumbres graves, opiniones favorables/número de auditores, opiniones modificadas/número de auditores, denegaciones/número de auditores.</p> <p>Variables de control: dimensión (volumen de recursos propios, activos, beneficio anual y facturación), número de informes de auditoría y forma jurídica.</p>	<p><i>Logit</i> y Redes Neuronales (utilización de un algoritmo de retropropagación)</p>	<p><i>Logit:</i> 83,98%; (85,9% sanas; 82% fracasadas)</p> <p>Redes Neuronales: (fases de entrenamiento y validación cruzada 84,21%; proceso de contraste 79,69%)</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Mures <i>et al.</i> (2012)	<p>Análisis del fracaso empresarial de los sectores industria, construcción y servicios para identificar los factores explicativos y poder predecir este fenómeno en los citados sectores.</p> <p>Población de los sectores de la agricultura (eliminado por el bajo número de empresas), industria, construcción y servicios de Comunidad Autónoma de Castilla y León para tres periodos consecutivos. 59 empresas fracasadas (muestreo no aleatorio) y muestra aleatoria de las empresas sanas (396). Las empresas no fracasadas seleccionadas en proporción al tamaño de cada sector (muestreo proporcional). Cuatro submuestras.</p> <p>Sector: industria, construcción y servicios</p> <p>Fuente: base de datos Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI)</p>	<p>Variable dependiente: fracaso o no fracaso</p> <p>Variables independientes: ratio circulante o liquidez general, prueba ácida, liquidez inmediata, capital circulante sobre activo total, capital circulante sobre patrimonio neto, ROA, ROE, rentabilidad sobre fondos de accionistas, rentabilidad económica bruta, nivel de endeudamiento, endeudamiento a corto plazo, endeudamiento a largo plazo, autonomía financiera (solventia), fondos propios/pasivo circulante, cobertura de inmovilizado o equilibrio, cobertura de cargas financieras, rotación de activo, crecimiento de la cifra de ventas, capital circulante/Importe neto de la cifra de ventas, rotación de activo circulante, recursos generados sobre estructura económica, capacidad de devolución de la deuda, capacidad de devolución de la deuda a corto plazo, activo circulante/activo total, activo fijo/activo total, tesorería/activo total, tiempo desde la constitución de la empresa, forma (tipo de sociedad), último año disponible de las cuentas anuales, sector de actividad, variación del Producto Interior Bruto (o PIB), variación del índice de precios industriales (o IPI) en España, variación del IPI Castilla y León, variación del índice de precios al consumo (o IPC) España, variación del IPC Castilla y León, variación tasa de actividad España, variación tasa de actividad Castilla y León, variación tipo de interés legal del dinero</p>	<p>Primer paso: componentes principales para identificar los factores explicativos del fracaso empresarial.</p> <p>Segundo paso: factores como variables independientes en un análisis discriminante.</p>	<p>Sector industrial: 85,19% (fracasadas 59,09%; no fracasadas 94,92%); Sector de la construcción: 97,85% (fracasadas 83,33%; no fracasadas 100%) Servicios: 93,97% (fracasadas 70,59%; no fracasadas 95,81%)</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Mures y Gallego (2013)	<p>Obtención de modelos de predicción del fracaso empresarial en una muestra emparejada y otra aleatoria de pequeñas y medianas empresas de Castilla y León (España). La población está formada por las empresas de Castilla y León. Selección de todas las empresas fracasadas y después elección del mismo número de empresas no fracasadas mediante emparejamiento según sector económico y tamaño. Selección de todas las empresas fracasadas y después elección mediante muestreo aleatorio de las empresas sanas.</p> <p>Sector: agricultura, industria, construcción y servicios</p> <p>Periodo: 2004-2006</p> <p>Fuente: base de datos Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI)</p>	<p>Variable dependiente: fracaso o no fracaso</p> <p>Variables independientes: ratio circulante o liquidez general, prueba ácida, liquidez inmediata, capital circulante sobre activo total, capital circulante sobre patrimonio neto, rentabilidad económica (o rentabilidad sobre activos, en inglés, ROA), rentabilidad financiera (o rentabilidad sobre recursos propios, en inglés, ROE), rentabilidad sobre fondos de accionistas, rentabilidad económica bruta, nivel de endeudamiento, endeudamiento a corto plazo, endeudamiento a largo plazo, autonomía financiera (solventia), fondos propios/pasivo circulante, cobertura de inmovilizado o equilibrio, cobertura de cargas financieras, rotación de activo, crecimiento de la cifra de ventas, capital circulante/Importe neto de la cifra de ventas, rotación de activo circulante, recursos generados sobre estructura económica, capacidad de devolución de la deuda, capacidad de devolución de la deuda a corto plazo, activo circulante/activo total, activo fijo/activo total, tesorería/activo total</p>	<p>Análisis de componentes principales para determinar las variables independientes. En una segunda fase, se realiza una regresión logística para identificar los factores que predicen el fracaso en ambas muestras</p>	<p>Aleatoria 90,69% (fracasadas 43,48%; no fracasadas 99,59%)</p> <p>Emparejada 83,95% (fracasadas 91,11%; no fracasadas 75%)</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
Gill de Albornoz y Giner (2013)	<p>Investigar si la estimación de modelos específicos sectoriales permite predecir mejor el fracaso que la estimación de un modelo general.</p> <p>La muestra está formada por 364.005 empresas no cotizadas activas en 2011 y 4642 empresas fracasadas. La muestra de validación estará compuesta por las empresas en estos sectores en el año 2010.</p> <p>Sector: construcción, inmobiliaria e industrial.</p> <p>Periodo: 2005-2009</p>	<p>Variable dependiente: fracasada o no fracasada</p> <p>Variables independientes: resultado de explotación sobre cifra de negocio, resultado de explotación sobre activo total, beneficio neto sobre fondos propios, beneficio neto sobre activo total, cifra de negocio sobre activo total, existencias sobre cifra de negocios, capital circulante sobre cifra de negocios, deuda total sobre activo total, cobertura de intereses, <i>cash flow</i> operativo sobre deuda total, Activo corriente menos existencias sobre activo total, Activo corriente sobre pasivo corriente, <i>cash flow</i> operativo sobre cifra de negocios, activo corriente menos existencias sobre pasivo corriente, capital circulante sobre activo total</p>	Análisis <i>logit</i>	<p>Modelo específico:</p> <p>Construcción (fracasada 78%; no fracasada 55%);</p> <p>Inmobiliario (fracasada 80%; no fracasada 59%);</p> <p>Industria (fracasada 65%; no fracasada 68%)</p> <p>Modelo general:</p> <p>Construcción (fracasada 68%; no fracasada 67%)</p> <p>Inmobiliario: (fracasada 78%; no fracasada 47%)</p> <p>Industria (fracasada 69%; no fracasada 56%)</p>

Autor	Objetivo y muestra	Variables analizadas	Metodología	Resultados
<p>Redondo Ballesteros y Rodríguez Fernández (2014)</p>	<p>Obtener un modelo de clasificación de las entidades bancarias estimado mediante un análisis discriminante lineal multivariante que, a partir de la identificación de los principales indicadores económico – financieros microeconómicos, ayude a explicar la situación de dificultades financieras en las instituciones bancarias y diseño de sistemas de alerta temprana en el sector bancario (Rodríguez, 2014)</p> <p>La muestra está compuesta por 384 individuos (muestra de estimación (140 sanas y 50 con dificultades) y muestra de validación (131 sanas y 39 con dificultades)).</p> <p>Sector: entidades de depósito españolas</p> <p>Período: 2008 y 2009</p> <p>Fuente: CECA, AEB, UNACC y las propias entidades</p>	<p>Variable dependiente: fracasada y sana</p> <p>Variables independientes: 26 ratios y 7 variables de control.</p> <p>Año, logaritmo neperiano del PIB a precios de mercado por habitante, tasa de desempleo, logaritmo neperiano de la renta nacional disponible neta a precios de mercado por habitante, posición de inversión internacional neto en % del PIB a precios de mercado, logaritmo neperiano del activo total, logaritmo neperiano de los fondos propios, fondos propios/activo total, fondos propios/créditos a la clientela, beneficio neto/activo total, beneficio neto/fondos propios, créditos a la clientela/depósitos a la clientela, créditos a la clientela/activo total, tasa de crecimiento del total activo, tasa de crecimiento de los fondos propios, tasa de crecimiento de los créditos a la clientela, tasa de crecimiento del beneficio neto, (fondos propios-activo material)/ activo total, pérdidas por deterioro de inversiones crediticias/créditos a la clientela, provisiones/créditos a la clientela, provisiones/patrimonio neto, (dotación a provisiones+pérdidas por deterioro de activos financieros)/margen bruto, (dotación a amortizaciones+ gastos de administración)/margen bruto, caja y depósito en bancos centrales/activo total, caja y depósito en bancos centrales/ total financiación ajena, activo material/activo total, pérdidas por deterioro de activos financieros/activo total, (créditos a la clientela-depósitos a la clientela)/margen de intereses, resultado de las actividades de explotación/activo total, resultado de las actividades de explotación/fondos propios, (Inversiones inmobiliarias + activos no corrientes en venta + resto de activos)/activo total, inversiones inmobiliarias/activo total, tasa de crecimiento de las inversiones inmobiliarias.</p>	<p>Modelo lineal discriminante en dos pasos: primero sin la selección de la variable “año”, después con la inclusión de la misma.</p>	<p>Muestra</p> <p>87,1% de estimación (92,1% sanas, 76% fracasadas)</p> <p>Muestra de validación (90,1% sanas, 76,9% fracasadas)</p>

CAPÍTULO 2. INVESTIGACIÓN EMPÍRICA

Tras encuadrar el objetivo con el que se realizan este tipo de estudios y obtener una visión general de los estudios realizados previamente en la materia, se procederá a continuación a realizar una investigación empírica propia, con el fin de arrojar luz sobre la predicción del fracaso empresarial en el sector de la construcción en España.

2.1. FUENTE, MUESTRA Y VARIABLES ANALIZADAS

Con respecto a la fuente de información, los datos de empresas del sector de la construcción en España (grupos 41, 42 y 43 de CNAE 2009) fueron obtenidos de la base de datos Amadeus. Las cuentas anuales que se han tenido en cuenta a la hora de realizar el análisis son las de 2011.

A partir de las cuentas anuales de 2011, el conjunto total de empresas incluidas en Amadeus dentro de ese sector es de 26.430. De ellas, 1.092 presentan un estado de concurso legal de acreedores en las fechas comprendidas entre julio de 2012 y junio de 2013. Por otro lado, 25.338 empresas son empresas sanas en ese periodo. Con el objetivo de asegurar que los datos obtenidos de sus cuentas anuales no presentan ningún sesgo a la hora de ser evaluadas, después se ha aplicado un filtro por tamaño de las empresas, con el fin de eliminar aquellas que pudieran distorsionar el análisis, eligiéndose un tamaño máximo igual a la mayor de las empresas en concurso de acreedores y un tamaño mínimo igual al de la menor empresa en esta situación. La variable filtro de tamaño es el volumen del activo, medido por el logaritmo neperiano del activo total en el año 2011. Sin embargo, y ante la existencia de algún valor demasiado alto o bajo, se han seleccionado las empresas con logaritmos del activo total comprendidos entre 6 y 14, evitando de esta manera los casos atípicos. El conjunto de empresas se ha reducido así hasta 25.935, de las cuales 1.081 están en concurso de acreedores, siendo el resto solventes.

Por otro lado, el periodo o intervalo de tiempo que se ha tenido en cuenta a la hora de predecir la insolvencia está comprendido entre 6 y 18 meses, con un periodo teórico medio de 12 meses. En concreto, se han elegido las empresas que presentan el concurso de acreedores de manera que al menos haya transcurrido un intervalo de tiempo de 6 meses respecto a diciembre de 2011; y

no se haya superado un intervalo de tiempo superior a 18 meses respecto a esa misma fecha de diciembre de 2011. Además, la predicción en diversos estudios previos y según recoge la amplia literatura realizada sobre el tema, se ha mostrado más efectiva a corto plazo que para períodos superiores; y por eso, la previsión de quiebras empresariales puede ser más precisa para este intervalo de tiempo de entre 6 y 18 meses.

Tras realizar pruebas sobre el conjunto total con el paquete estadístico SPSS, y en una aproximación inicial al modelo econométrico que determinará la predicción de insolvencias, un primer modelo obtenido mediante regresión logística ha incluido 673 empresas concursadas de las 1.081 que, a *priori*, tendrían que ser incluidas en el análisis. Esta pérdida de datos se debe, básicamente, a la existencia de numerosas informaciones *missing* en determinadas empresas dentro de la base de datos, lo cual reduce considerablemente la muestra. Algo similar ocurre con las firmas solventes, cuyo número desciende hasta 13.635.

A partir de este punto, para la selección de las empresas que pasarán a formar parte de la muestra finalmente analizada, se ha procedido a realizar un muestreo aleatorio simple dentro de cada subgrupo (empresas sanas y empresas concurso), de manera que se ha recurrido a la siguiente fórmula para determinar el tamaño n de la muestra final:

$$n = \frac{N \times z_{\alpha/2}^2 \times S_c^2}{N \times E^2 + z_{\alpha/2}^2 \times S_c^2}$$

Siendo:

- N el tamaño de la población.
- $z_{\alpha/2}^2$ la probabilidad de que la estimación efectuada se ajuste a la realidad.
- S_c^2 la cuasivarianza.
- E^2 el error que da medida de con qué probabilidad una estimación basada en la muestra se aleja del valor obtenido en el censo.

Teniendo en cuenta que se ha utilizado un nivel de confianza $(1-\alpha)$ del 95,5% ($z_{\alpha/2}^2 = 2$) en el cálculo precedente, y un error del 5%, se obtiene una muestra

de 294 empresas fracasadas, es decir, en situación de concurso de acreedores, y de 396 empresas sanas o solventes, lo que hace un total de 690. Si bien es cierto que esta muestra de empresas no respeta las proporciones muestrales, lo mismo ocurre en los trabajos de numerosos autores que utilizan una muestra con emparejamiento de empresas de uno y otro grupo según su similar tamaño, obteniendo resultados que sin embargo, se han aceptado como válidos. Otra forma de plantear el muestreo sería mediante un sistema aleatorio con afijación proporcional, aunque para aplicar este tipo de muestreo el número de empresas que habría que incluir en la muestra final sería demasiado elevado debido a la desigualdad en la proporción entre empresas solventes y firmas en concurso. Por eso, se ha optado por el primer método descrito.

Una vez determinado el tamaño de cada grupo dentro de la muestra total final, se procede a la división de ésta en dos submuestras, una de análisis y otra de validación. El propio paquete estadístico utilizado determinó aleatoriamente una y otra.

Otra parte determinante del estudio es las variables utilizadas. La variable considerada dependiente en nuestro caso se denomina Estado, y adopta dos valores: 1 para las empresas insolventes y 0 para las empresas sanas. Con respecto a las variables independientes, desde el primer trabajo de Beaver (1966) hasta los trabajos más recientes, los datos tomados de las cuentas anuales de las empresas han tenido una consideración especial a la hora de predecir las insolvencias financieras de las firmas. En concreto, los ratios financieros han demostrado tener una mayor capacidad predictiva. Aparte de éstos, otras variables, fundamentalmente de tipo cualitativo, han sido tenidas en cuenta a la hora de realizar diversos estudios de fracaso empresarial.

En el análisis empírico del presente trabajo, además de analizar ratios económico-financieros, se han tenido en cuenta dos variables de control, como el subsector de pertenencia de las empresas de la muestra (según se señaló previamente, grupos 41, 42 y 43 de CNAE 2009), así como el tamaño de las mismas medido por el logaritmo del activo total en el periodo previo a la insolvencia, como también se indicó anteriormente.

Por otro lado, los ratios económico-financieros que han sido tomados en consideración para este estudio se pueden clasificar en 7 grupos, según el tipo al que pertenecen. Se pueden ver agrupados en el cuadro 2.1 del anexo.

Hay que señalar que algunos de los ratios económico-financieros utilizados son proporcionados directamente por la base de datos Amadeus, mientras que otros han sido construidos expresamente a la vista de algunos trabajos que los emplean (por ejemplo, Gill de Albornoz y Giner, 2013; y Mures *et al.*, 2012). Estos últimos han resultado ser muy eficaces a la hora de predecir las insolvencias financieras de las empresas del sector de la construcción, tanto en España como en Castilla y León.

2.2. METODOLOGÍA EMPÍRICA EMPLEADA

Estudios previos nos muestran los diferentes métodos que han sido utilizados a la hora de predecir las insolvencias financieras de las empresas: análisis univariantes, análisis discriminante múltiple, modelos econométricos como *logit* y *probit*, y redes neuronales, entre otros. Sin duda, las dos técnicas más ampliamente utilizadas son el citado análisis discriminante y la regresión logística o análisis *logit*. La técnica de regresión logística cumple objetivos similares al análisis discriminante múltiple, pero con la ventaja de ser más flexible y robusta, ya que requiere supuestos estadísticos menos estrictos (Hair *et al.*, 1999)

Ambas técnicas han sido comparadas en multitud de estudios previos, a fin de determinar cuál es la mejor a la hora de predecir la insolvencia de las empresas. Lo (1986) no encuentra resultados concluyentes acerca de cuál es la mejor técnica. Sin embargo, Lennox (1999) obtiene mejores resultados con *logit* y *probit*. No obstante, continúa el debate en cuanto a la mejor técnica.

En el presente trabajo se ha optado por la técnica que a día de hoy parece más robusta, es decir, la regresión logística binaria.

La regresión logística se puede definir como un modelo de respuesta cualitativa. En el presente estudio, la variable dependiente presenta únicamente dos valores posibles (dicotomía), que se corresponden con firma sana y empresa en situación concursal (Goldberger, 2001).

El modelo *logit*, como comúnmente se le conoce, supone una función de distribución logística de parámetros $\alpha=0$ y $\beta=1$, con desviación típica $\pi/\sqrt{3} = 1,814$ y que se expresa como:

$$F(z) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 \times X_{1i} + \dots + \beta_k \times X_{ki}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 \times X_{1i} + \dots + \beta_k \times X_{ki}}}$$

2.3. RESULTADOS EMPÍRICOS

A continuación se presentan los resultados empíricos obtenidos tras realizar las estimaciones pertinentes. En primer lugar, se analiza la muestra desde una perspectiva univariante, para después pasar al análisis multivariante de la misma mediante la estimación de un modelo de regresión logística.

2.3.1. Análisis de estadísticos descriptivos

En una primera fase del estudio, se ha procedido a analizar mediante métodos univariantes las variables independientes del modelo. En el cuadro 2.2 del anexo, se recoge el número de empresas sanas y fracasadas incluidas en la muestra de análisis. El paquete estadístico XLStat ha seleccionado para la muestra de análisis un total de 110 empresas sanas, lo que supone el 54% de esa muestra; y 93 firmas en procedimiento concursal, un 46% de dicha muestra. En el cuadro 2.3 del anexo, se recoge el porcentaje de empresas por subsector incluidas en la muestra de análisis. Se han incluido un 65% del subsector 41, un 4% del subsector 42 y un 31% de empresas del subsector 43. Por su parte, en el cuadro 2.4 del anexo se reflejan los valores estadísticos de cada variable independiente para obtener una primera información sobre las mismas. De este modo, podemos observar, en un primer momento, cómo se van a comportar estas variables gracias a los estadísticos de media, desviación típica, valor máximo y valor mínimo, tanto para la muestra de análisis como para la muestra de validación. Esta información está contenida en los cuadros 2.5, 2.6 y 2.7 del anexo, donde también se detalla la muestra de validación.

Se puede observar en esta tabla que las desviaciones típicas son muy distintas en cada grupo, lo que viene a sugerir que las firmas sanas y las insolventes pueden tener un perfil diferente.

2.3.2. Matriz de correlaciones

Desde una perspectiva univariante, se han analizado las correlaciones existentes entre las variables independientes. Se puede comprobar que, aunque a primera vista, pudiera parecer que hay una alta correlación entre las variables debido a que para su construcción se utilizaron partidas similares tanto del balance de situación como de la cuenta de pérdidas y ganancias de las cuentas anuales, éstas no muestran unos altos grados de correlación como se puede comprobar en el cuadro 2.8 que está incluido en el anexo.

2.3.3. Análisis multivariante *logit*

Antes de la realización del análisis *logit*, se ha procedido a hacer una identificación de los casos *outliers* existentes en la muestra total mediante el paquete estadístico y econométrico Stata. Se ha tomado como referencia el percentil 15%, que es la medida que por defecto adopta este programa para separar atípicos de no atípicos. Este análisis se ha realizado con el fin de detectar aquellas empresas que pudieran perjudicar el estudio. Los resultados arrojados por esta prueba han mostrado un total de 10 empresas que se mostraban como atípicas, cuatro de las cuales presentaban una distancia muy grande con respecto a los valores considerados dentro de los valores normales. Se ha procedido a eliminar estas cuatro observaciones a fin de que no distorsionen los resultados de la regresión logística binaria.

Para la estimación del modelo *logit*, se ha utilizado la herramienta XLStat. Como se ha apuntado antes, se ha hecho uso de un análisis *logit* de respuesta binaria, con selección de modelo paso a paso ascendente, con probabilidades de entrada de 0,05 y de salida de 0,06. El intervalo de confianza se ha establecido en el 95%; y se ha utilizado un punto semilla con números aleatorios 926197713.

El paquete estadístico XLStat ha determinado aleatoriamente dos submuestras, una de análisis o estimación—a partir de la cual selecciona las variables significativas, que son las que van a determinar el modelo—y otra de validación. El tamaño de la muestra de análisis es de 203 empresas (110 sanas y 93 fracasadas) y la de validación es de 200 empresas (108 sanas y 92 fracasadas).

A partir de la muestra de estimación, y considerando la variable dependiente Estado y el resto de variables explicativas enumeradas previamente, se ha obtenido el siguiente modelo *logit*, que está incorporado en el cuadro 2.9 en los anexos:

$$Z = 1,207 - 2,036 \times L4 - 15,042 \times S3 - 0,041 \times A1 + 7,900 \times G3 + \varepsilon_i$$

p – valor → (0,000) (0,019) (0,022) (< 0,0001) (0,000)

La probabilidad de pertenencia a cada grupo viene, por tanto, establecida de la siguiente forma:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(1,207 - 2,036 \times L4 - 15,042 \times S3 - 0,041 \times A1 + 7,900 \times G3 + \varepsilon_i)}}$$

Para determinar a cuál de los grupos pertenece cada empresa, se utilizó un punto de corte de 0,45, calculado como la proporción de las empresas insolventes sobre el total de empresas de la muestra de análisis.

Los resultados que el modelo estimado arroja en cuanto a la clasificación de las empresas se muestran en el cuadro 2.10 en el anexo.

En la muestra de estimación, del total de 110 empresas sanas que se han utilizado, clasifica correctamente 84, lo que representa un porcentaje de aciertos de 76,36%. Por su parte, de un total de 93 empresas insolventes, clasifica correctamente 78, lo que supone un porcentaje de verdaderos positivos del 83,87%. Esto implica unos errores de tipo II o falso negativo, que son las empresas sanas clasificadas como fracasadas, con un valor del 23,64%, y el error de tipo I o falso positivo, que son las insolventes clasificadas como sanas, tiene un valor de 16,13%. Este segundo error es el más grave de los dos y, por ello, es el que interesa minimizar.

Por su parte, para la validación de la muestra, de las 108 empresas sanas incluidas, clasifica correctamente 78, lo que supone un porcentaje de aciertos del 72,22%. Por el otro lado, el volumen de aciertos en cuanto a las empresas fracasadas es del 81,52%, siendo clasificadas correctamente un total de 75 empresas de ellas sobre un total de 92 incluidas en esta muestra de validación. Estos datos están recogidos en el cuadro 2.11 del anexo.

Los resultados obtenidos en este trabajo parecen ser mejores que los alcanzados para las insolvencias en el mismo sector de actividad económica en alguna investigación empírica reciente, como es el caso de Gill de Albornoz y Giner (2013).

En cuanto a las medidas globales de bondad de ajuste, que vienen recogidas en la cuadro 2.12 del anexo, presentan los siguientes valores:

- Logaritmo de verosimilitud: mide hasta qué punto un modelo se ajusta bien a los datos. Cuanto más pequeño sea el valor, mejor será el ajuste. Por lo tanto, si observamos el cuadro 2.10, podemos corroborar que desde el primer modelo, en el que solamente se incluye la constante, hasta el último modelo en el que se incluyen los cuatro ratios económico-financieros finalmente considerados, el modelo ha mejorado, pasando de un valor de 279,992 a un valor de 153,268.
- Pseudo-R cuadrado de McFadden: es una medida de la bondad de ajuste comparando la mejora en la maximización del logaritmo de verosimilitud al explicar la variable dependiente en función de las independientes elegidas, frente a la opción de explicarla sólo en función de una constante. Aunque teóricamente se mueve entre cero y uno, no suele alcanzar valores elevados, considerándose que a partir de 0,35 se consiguen modelos estimados aceptables. En el caso del presente estudio, alcanza un valor de 0,453, por lo cual, se puede considerar aceptable.
- R cuadrado de Cox y Snell: se trata de un coeficiente de determinación generalizado que se utiliza para estimar la proporción de la varianza de la variable dependiente explicada por las variables predictoras. No está acotado superiormente por 1. En este modelo, se puede decir que no tiene un valor muy elevado y el modelo solo explica el 46,4% de la variabilidad de la variable dependiente Estado.
- R cuadrado de Nagelkerke: es una versión corregida del R cuadrado de Cox y Snell, y presenta un valor mayor que el anterior, siendo de 0,621.
- Prueba de Hosmer-Lemeshow: esta medida de la bondad del ajuste trata de determinar si hay diferencias entre los valores observados y los

pronosticados. Su p-valor es de 0,895, lo que nos lleva a considerar que el modelo estimado está bien ajustado.

Se puede estudiar también la curva ROC (Receiver Operating Characteristics), que es considerada habitualmente como la herramienta fundamental en la evaluación de la exactitud de los modelos en cuanto a su capacidad de clasificación correcta de los casos estudiados, a la vez que sirve para la determinación del punto de corte más adecuado. Se trata de una representación gráfica de la sensibilidad frente a (1 – la especificidad) para un sistema de clasificación binario según se varía el umbral de discriminación. El área bajo la curva para esta investigación es, en concreto, de 0,894, lo que quiere decir que presenta un buen ajuste. Esta gráfica se encuentra incluida en el anexo bajo el nombre de gráfica 2.1.

2.3.4. Interpretación de los resultados

De las variables que han resultado significativas, no están incluidas ninguna de las variables de control del subsector o del tamaño. Entre los ratios económico-financieros que han sido introducidos en la estimación del modelo, han resultado significativos los siguientes:

- **Liquidez inmediata:** este ratio presenta un valor negativo, es decir, que tiene un valor mayor para las empresas sanas. Por eso, cuando aumenta la liquidez inmediata, existen menores posibilidades de que una empresa entre en concurso de acreedores. La interpretación que se puede hacer del mismo reside en que las empresas que se encuentran en una situación saneada tienen mayor capacidad para cubrir sus obligaciones a más corto plazo con la tesorería que mantienen.
- **Importancia de la tesorería:** también tiene signo negativo, es decir, que cuando aumenta este ratio, las probabilidades de quiebra son menores. La explicación se fundamenta en que una empresa sana tiene una tesorería suficiente como para atender a sus obligaciones a más corto plazo, presentando una buena proporción de esta partida en la parte del activo.
- **Ratio de solvencia o autonomía financiera:** al igual que los dos anteriores, presenta un valor negativo, es decir, cuando aumenta su

valor, disminuyen las probabilidades de fracaso. Este ratio mide la capacidad de una empresa para hacer frente al pago de sus deudas con sus recursos o, dicho de otra manera, la independencia que le proporciona el volumen de recursos propios mantenido. Es evidente que una empresa con dificultades presentará valores menores, porque tendrá que atender a mayores deudas que una empresa saneada; y no tendrá la capacidad suficiente para responder ante ellas.

- Capacidad de devolución de la deuda total: también presenta valores negativos, es decir, una empresa sana tendrá una mayor capacidad de devolución de la deuda. Esto se debe a que dispone de unos mayores recursos generados en proporción a sus compromisos de pago.

CAPÍTULO 3. CONCLUSIONES

La investigación del fracaso empresarial ha adquirido durante el último medio siglo una gran importancia en el panorama internacional; y durante los últimos treinta años, lo mismo ha ocurrido en el territorio español. Los trabajos en este país han proliferado debido a la alta mortalidad de las pequeñas y medianas empresas en su territorio, así como la necesidad de los diversos grupos de interés por conocer la situación de las mismas. Se ha conseguido obtener buenos modelos empíricos de predicción del fracaso empresarial para diferentes sectores, con resultados cada vez mejores gracias a la incorporación de nuevas técnicas de análisis, las cuales predicen de manera más eficaz la posible insolvencia empresarial. Sin duda, esta mejora en los resultados ha venido fomentada también por una mejor información contable de las empresas, lo que ha permitido obtener modelos más fieles a la realidad.

Por otro lado, si analizamos las variables que mayor importancia tienen a la hora de predecir el fracaso, tanto los estudios recogidos en la literatura sobre las causas de las insolvencias financieras como el presente análisis de datos, señalan a los ratios financieros como las variables que han demostrado tener un mayor carácter predictivo del fracaso de una empresa. Esto se debe a que son los propios estados contables los que reflejan el progresivo deterioro a que se ve sometida la empresa conforme se acerca al momento de la declaración de concurso.

Con respecto al sector de la construcción español, y a pesar de que hay numerosas investigaciones realizadas sobre el mismo, cabe decir que no ha sido objeto de un estudio profundo, a pesar de constituirse como una de las actividades económicas de nuestro país que mayor porcentaje sobre el PIB acumula. Por eso, este estudio arroja algo más de luz sobre el tema obteniendo mejores resultados que algunos de los trabajos precedentes más recientes. Corrobora que fundamentalmente algunos ratios de liquidez y algunos ratios de solvencia son los mejores indicadores para predecir el fracaso de una empresa. Sin embargo, aún falta mucho por investigar en la materia, ya que se trata de un sector muy influido por la coyuntura, lo que implica una mayor complejidad.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, E.I. (1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, vol. 23, pp. 568-609.

Altman, E.I.; Haldeman, R. y Narayanan, P. (1977): "ZETA Analysis", *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, pp. 29-54.

Altman, E.I.; Eisenbeis, R. y Sinkey, J. (1981): *Applications of Classification Procedures in Business, Banking and Finance*, JAI Press, Greenwich (CT).

Beaver, W.H. (1966): "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research*, vol. 4, supplement, pp. 71-111.

Bell, T.B.; Ribar, G.S. y Verchio, J. (1990): "Neural Nets versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures", en Srivastava, R.P. (ed.), *Auditing Symposium X*, Deloitte & Touche/University of Kansas Symposium on Auditing Problems, University of Kansas, Lawrence (KS), pp. 29-53.

Bernardos Domínguez, G. (2009): "Creación y destrucción de la burbuja inmobiliaria en España", *ICE: Revista de Economía*, núm. 850, pp. 23-40.

Bechetti, L. y Sierra, J. (2003): "Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms", *Journal of Banking and Finance*, vol. 27, pp. 2099-2120.

Blum, M. (1974): "Failing company discriminant analysis", *Journal of Accounting Research*, vol. 12, pp. 1-25.

Bonsón Ponte, E.; Escobar Rodríguez, T. y Martín Zamora, M.P. (1997): "Decision Tree Induction Systems. Applications in Accounting and Finance", en Bonsón Ponte, E. y Sierra Molina, G. (ed.): *Intelligent Technologies in Accounting and Business*, Proceedings of the III International Meeting on Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax, Huelva.

Calvo-Flores Segura, A. y García Pérez de Lema, D. (2002): "Relación entre la posición económica y financiera de la empresa y los estados de fracaso empresarial", en Doldán Tié, F. y Rodríguez López, M. (coords.), *La gestión del riesgo de crédito: métodos y modelos de predicción de la insolvencia*

empresarial, Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA), Madrid, pp. 47-72.

Casey, C. y Bartczak, N. (1985): "Using operating cash flow data to predict financial distress- Some extensions", *Journal of Accounting Research*, vol. 23, pp. 384-401.

Correa A.; Acosta, M. y González, A.L. (2003): "La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa", *Revista de Contabilidad*, vol. 6, pp. 47-79.

Dambolena, I.G. y Khoury, S.J. (1980): "Ratio stability and corporate failure", *Journal of Finance*, vol. 35, pp. 1017-1026.

Davydenko, S.A. (2005): "When do firms default? A study of the default boundary", *London Business School Press*, February.

Deakin, E. (1972): "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", *Journal of Accounting Research*, vol. 10, pp. 167-179.

Ferrando, M. y Blanco, F. (1998): "La previsión del fracaso empresarial en la Comunidad Valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 27, pp. 499-540.

Frydman, H.; Altman, E. y Kao, D. (1985): "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress", *Journal of Finance*, vol. 40, pp. 269-291.

Gabás Trigo, F. (1990): "Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial", Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.

Gallego, A. M.; Gómez, J. C. y Yáñez, L. (1997): "Modelos de Predicción de Quiebras en Empresas no Financieras", *Actualidad Financiera*, núm. 5, mayo, pp. 3-14.

García Pérez de Lema, D.; Arqués, A. y Calvo-Flores, A. (1995): "Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 24, pp. 175-200.

García Pérez de Lema, D.; Arqués, A. y Calvo-Flores, A. (1996): *Análisis financiero del riesgo de crédito. Niveles de alerta temprana*, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Murcia, Murcia.

Gazengel, A. y Thomas, P. (1992): "Les défaillances d'entreprises", *Cahiers de Recherche*, núm. 92, École Supérieure de Commerce de París, París.

Gentry, J.; Newbold, P. y Whitford, D. (1985a): "Classifying bankrupt firms with funds flow components", *Journal of Accounting Research*, vol. 23, pp. 146-159.

Gentry, J.; Newbold, P. y Whitford, D. (1985b): "Predicting Bankruptcy: if Cash-flow's not the Bottom Line, what is?", *Financial Analysts Journal*, vol. 41, núm. 5, pp. 47-56.

Gentry, J.; Newbold, P. y Whitford, D. (1987): "Funds Flow Components, Financial Ratios and Bankruptcy", *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 14, pp. 595-606.

Gill de Albornoz, B. y Giner, B. (2013): "Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: modelos generales versus específicos", *Universia Business Review*, núm. 39, pp. 118-131.

Gilbert, L.R., Menon, K. y Schwartx, K.B. (1990): "Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress", *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 17, pp. 161-171.

Goldberger, A.S. (2001): *Introducción a la Econometría*, Ariel, Barcelona.

Gómez, M.A.; 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*, vol. 37, pp. 85-111.

Graveline, J. y Kokalari, M. (2008): "Credit risk", *Research Foundation Literature Reviews*, vol. 1, pp. 1-22.

Hair, J.F.; Anderson, R.E.; Tatham, R.L. y Black, W.C. (1999): *Análisis multivariante*, 5ª ed., Prentice-Hall, Madrid.

Hill, N.T.; Perry, S.E. y Andes, S. (1996): "Evaluating Firms in Financial Distress: An Event History Analysis", *Journal of Applied Business Research*, vol. 13, pp. 60-71.

Keasey K, y Watson R. (1987): "Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypothesis", *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol. 17, pp. 335-354.

Keasey, K.; McGuinness, P. y Short, H. (1990): "The Multilogit Approach to Predicting Corporate Failure-Further Analysis and the Issue of Signal Consistency", *Omega*, vol. 18, pp. 85-94.

Lacher, R.C.; Coats, P.K.; Sharma, S.C., y Fant, L. F. (1995): "A neural network for classifying the financial health of a firm", *European Journal of Operational Research*, vol. 85, pp. 53-65.

Laffarga, J.; Martín, J.L. y Vázquez, M.J., (1985a): "El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española", *Esic-Market*, núm. 48, pp. 51-73.

Laffarga, J.; Martín, J.L. y Vázquez, M.J., (1985b): "Predicción de la crisis bancaria española: La comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante", *Cuadernos de Investigación Contable*, núm. 1, pp. 103-110.

Laffarga J.; Martín, J.L.; Vázquez, M.J. (1986a): "El pronóstico a corto plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la Banca española", *Esic-Market*, núm. 53, pp. 59-116.

Laffarga J.; Martín, J. L.; Vázquez, M.J. (1986b): "El pronóstico a largo plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones al caso español", *Esic-Market*, núm. 54, pp. 113-167.

Laffarga, J. y Mora, A. (2002): "La predicción del fracaso empresarial: el estado de la cuestión en España", en Doldán Tié, F. y Rodríguez López, M. (coords.), *La gestión del riesgo de crédito: métodos y modelos de predicción de la insolvencia empresarial*, Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA), Madrid, pp. 25-46

Lennox, C. (1999): "Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches", *Journal of Economics and Business*, vol. 51, pp. 347-364.

Lizárraga Dallo, F. (1997): "Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 26, pp. 871-915.

Lo, A.W. (1986): "Logit versus discriminant analysis", *Journal of Econometrics*, vol. 31, pp. 151-178.

López, J.; Gandía, J.L. y Molina, R. (1998): "La suspensión de pagos en las PYMES: una aproximación empírica", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 27, pp. 71-97.

Marais, M.; Patell, J. y Wolfson, M. (1984): "The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications", *Journal of Accounting Research*, vol. 22, supplement, pp. 87-118.

Martin, D. (1977): "Early Warning of Bank Failure", *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, pp. 249-276.

Meyer, P. y Pifer, H. (1970): "Predictions of Bank failure", *Journal of Finance*, vol. 25, pp. 853-868.

Mora Enguádanos, A. (1994b): "Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 24, pp. 203-233.

Mures, M. J., García Gallego, A. y Vallejo, M. E. (2012): "Análisis del fracaso empresarial por sectores: factores diferenciadores", *Pecunia*, monográfico extraordinario, pp. 53-83.

Mures, M. J. y García Gallego, A. (2013): "La muestra de empresas en los modelos de predicción del fracaso: influencia en los resultados de clasificación", *Revista de Métodos cuantitativos para la economía y la empresa*, vol. 15, pp. 133-150.

Odom, M.D. y Sharda, R. (1993): "A neural network model for bankruptcy prediction", en Trippi, R. y Turban, E. (ed.), *Neural network in finance and investing*, Probus Publishing Company, Cambridge, p. 177-185.

Ohlson, J. (1980): "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, vol. 19, pp. 109-131.

Pina Martínez, V. (1989): "Estudio empírico de la crisis bancaria", *Revista Española de Financiación y contabilidad*, vol. 28, pp. 309-338.

Piñeiro, C; De Llano, P. y Rodríguez López, M. (2012): "¿Proporciona la auditoría evidencias para detectar y evaluar tensiones financieras latentes? Un diagnóstico comparativo mediante técnicas econométricas e inteligencia artificial", *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 22, pp. 115-130.

Platt, H. D. y Platt, M. B. (1991): "A Note on the Use of Industry Relative Ratios in Bankruptcy prediction", *Journal of Banking and Finance*, vol. 15, pp. 1183-1194.

Redondo Ballesteros, D. y Rodríguez Fernández, J.M. (2014): "Crisis en las entidades de crédito españolas: un estudio mediante análisis discriminante", *Estudios de economía aplicada*, vol. 32, pp. 617-644.

Rodríguez Fernández, J.M. (1989): "Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico", *Moneda y Crédito*, núm. 189, pp. 187-227.

Rodríguez López, M. (2002): "Modelos de insolvencia en empresas gallegas. Aplicación de técnicas paramétricas y de inteligencia artificial", en Doldán Tié, F. y Rodríguez López, M. (coords.), *La gestión del riesgo de crédito: métodos y modelos de predicción de la insolvencia empresarial*, Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA), Madrid, pp. 73-114.

Román, I.; De la Torre, J.M. y Zafra, J.L. (2001): "Análisis sectorial de la predicción del riesgo de insolvencia: un estudio empírico", XI Congreso AECA: Empresa, Euro y Nueva Economía, Madrid, 26-28 septiembre.

Rubio Misas, M. (2008): "Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de la empresa", *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales*, núm. 54, pp. 35-56.

Rughupathi, W.; Schkade, LL. y Raju, B. S. (1993): "A Neural Network To Bankruptcy Prediction" en Trippi, R. y Turban, E. (editors) *Neural Network in Finance and Investing*, Probus Publishing Company, Cambridge, pp. 159-176.

Taffler, R. J. (1982): "Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data", *Journal of the Royal Statistical Association*, serie A, vol. 145, pp. 342-358.

Taffler R.J. (1983): "The Assessment of Company Solvency and Performance using a Statistical Model: A Comparative UK-based Study", *Accounting and Business Research*, vol. 15, pp. 295-307.

Tascón Fernández, M. T. y Castaño Gutiérrez, F. J. (2010): "Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente", *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, vol. 15, pp. 7-58

Wilson, R.L. y Sharda, R. (1994): "Bankruptcy Prediction using Neural Networks", *Decision Support Systems*, vol. 11, pp. 545-557.

Zmijewski, M. (1984): "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, vol. 22, supplement, pp. 59-86.

ANEXO

Cuadro 2.1: Ratios económico-financieros

Categoría	Nombre	Ratio	Fórmula
Rentabilidad	R1	Rendimiento del capital permanente invertido	$(\text{Ganancia antes de impuestos} + \text{Intereses pagados}) / (\text{Patrimonio Neto} + \text{Pasivos no corrientes}) * 100$
	R2	Rendimiento sobre activos totales	$(\text{Ganancia antes de impuestos} / \text{Activos totales}) * 100$
	R3	Margen de beneficios	$(\text{Ganancia antes de impuestos} / \text{Ingresos de explotación}) * 100$
	R4	Margen EBITDA*	$(\text{EBITDA} / \text{Ingresos de explotación}) * 100$
	R5	Margen EBIT*	$(\text{EBIT} / \text{Ingresos de explotación}) * 100$
	R6	ROE	$(\text{Ganancia (pérdida) por periodo después de impuestos} / \text{Patrimonio Neto}) * 100$
Actividad y eficiencia	E1	Rotación del capital permanente invertido	$\text{Ingresos de explotación} / (\text{Fondos de accionistas} + \text{Pasivos no corrientes})$
	E2	Cobertura de intereses	$\text{EBIT} / \text{Intereses pagados}$
	E3	Rotación de existencias	$\text{Ingresos de explotación} / \text{Existencias}$
	E4	Periodo de cobro (días)	$(\text{Deudores comerciales y otras cuentas a cobrar} / \text{Ingresos de explotación}) * 360$
	E5	Periodo de crédito (días)	$(\text{Acreedores comerciales y otras cuentas a pagar} / \text{Ingresos de explotación}) * 360$
	E6	Rotación de activo (total)	$\text{Importe neto de la cifra de ventas} / \text{Activo total}$
	E7	Fondo de maniobra/Importe neto de la cifra de ventas	$\text{Fondo de maniobra} / \text{Importe neto de la cifra de ventas}$
	E8	Rotación de activo corriente	$\text{Activos corrientes} / \text{Ingresos de explotación}$
Liquidez	L1	Liquidez corriente o ratio de circulante	$\text{Activos corrientes} / \text{Pasivos corrientes}$
	L2	Ratio de liquidez o Acid test	$(\text{Activos corrientes} - \text{existencias}) / \text{Pasivos corrientes}$
	L3	Ratio de autonomía financiera a medio y largo plazo	$\text{Patrimonio Neto} / \text{Pasivos no corrientes}$
	L4	Liquidez inmediata	$\text{Tesorería} / \text{Pasivos corrientes}$
	L5	Estabilidad a corto plazo	$\text{Fondo de maniobra} / \text{Activo Total}$
	L6	Importancia del fondo de maniobra	$\text{Fondo de maniobra} / \text{Patrimonio Neto}$
Estructura patrimonial	S1	Importancia del activo corriente	$\text{Activos corrientes} / \text{Activo total}$

	S2	Importancia del activo no corriente	Activos no corrientes/Activo total
	S3	Importancia de la tesorería	Tesorería/Activo total
Empleados	PE1	Beneficio por empleado (miles)	Ganancia antes de impuestos/Empleados
	PE2	Ingresos de explotación por empleado (miles)	Ingresos de explotación/Empleados
	PE3	Importancia de los costes laborales	(Coste de empleados/Ingresos de explotación)*100
	PE4	Coste medio por empleado (miles)	Coste de empleados/Empleados
	PE5	Patrimonio Neto por empleado	Fondos de accionistas/Empleados
	PE6	Fondo de maniobra por empleado	Fondo de maniobra/Empleados
	PE7	Activos totales por empleado	Activo total/Empleados
Endeudamiento y solvencia	A1	Ratio de solvencia o autonomía financiera total	(Patrimonio Neto/Activos totales)*100
	A2	Ratio de solvencia sobre pasivo	(Patrimonio Neto/(Pasivos no corrientes + Pasivos corrientes))*100
	A3	Apalancamiento	((Pasivos no corrientes + Deuda financiera a corto plazo)/Patrimonio Neto)*100
	A4	Endeudamiento a corto plazo	Pasivos corrientes/Activo Total
	A5	Endeudamiento a largo plazo	Pasivos no corrientes/Activo Total
	A6	Autonomía financiera a corto plazo	Patrimonio Neto/Pasivos corrientes
	A7	Cobertura de inmovilizado o estabilidad total	(Patrimonio Neto + Pasivos no corrientes)/Activos no corrientes
	A8	Cobertura de cargas financieras	Resultado de explotación/Gastos financieros
	A9	Importancia de las cargas financieras	Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas
Recursos generados	G1	Recursos generados sobre estructura económica	Recursos generados netos/Activo Total
	G2	Importancia de la generación de recursos	(Recursos generados netos/Ingresos de explotación)*100
	G3	Capacidad de devolución de la deuda total	Recursos generados netos/Pasivos corrientes + Pasivos no corrientes
	G4	Capacidad de devolución de la deuda a corto plazo	Recursos generados netos/Pasivos corrientes

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 2.2: Empresas incluidas por Estado en la muestra de estimación

Variable	Categorías	Frecuencias	%
Estado	Sanas(0)	110	54,187
	Fracasadas (1)	93	45,813

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.3: Empresas incluidas por subsector en la muestra de estimación

Variable	Categorías	Frecuencias	%
Sector	41	132	65,025
	42	8	3,941
	43	63	31,034

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.4: Datos univariantes de la muestra de estimación

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
LN (activos totales) 2011	203	0	203	5,895	13,807	8,479	1,570
R1	203	0	203	-748,196	852,060	-3,804	105,990
R2	203	0	203	-74,472	21,669	-5,484	15,266
R3	203	0	203	-90,158	42,778	-7,165	19,774
R4	203	0	203	-68,260	79,756	2,415	20,995
R5	203	0	203	-70,362	99,691	-0,533	20,004
R6	203	0	203	-985,039	527,801	-27,574	124,214
E1	203	0	203	0,000	170,208	4,614	17,711
E2	203	0	203	-77,291	811,198	5,865	61,107
E3	203	0	203	0,000	871,867	24,260	98,351
E4	203	0	203	0,000	690,052	126,293	123,450
E5	203	0	203	0,000	847,148	89,359	131,075
E6	203	0	203	0,000	4,262	0,833	0,850
E7	203	0	203	-169,551	5403,033	43,431	416,694
E8	203	0	203	0,036	4240,817	30,707	298,867
L1	203	0	203	0,000	55,916	3,264	6,502

L2	203	0	203	0,007	30,091	1,419	3,160
L3	203	0	203	-52,454	366,338	8,935	38,216
L4	203	0	203	0,000	6,372	0,194	0,545
L5	203	0	203	-1,001	0,985	0,234	0,368
L6	203	0	203	-62,379	93,018	2,312	12,473
S1	203	0	203	0,007	0,999	0,701	0,270
S2	203	0	203	0,001	0,993	0,299	0,270
S3	203	0	203	0,000	0,319	0,040	0,060
PE1	203	0	203	-63,065	1089,584	7,549	87,072
PE2	203	0	203	1,700	24887,363	575,583	2059,281
PE3	203	0	203	0,000	96,679	28,185	21,756
PE4	203	0	203	0,000	359,005	41,357	32,277
PE5	203	0	203	0,000	4513,156	385,236	854,166
PE6	203	0	203	-66,275	7542,779	680,321	1591,570
PE7	203	0	203	0,000	70515,051	2698,706	6877,548
A1	203	0	203	-80,576	96,108	25,295	32,360
A2	203	0	203	0,000	98,303	17,586	24,558
A3	203	0	203	0,000	911,515	135,272	202,067
A4	203	0	203	0,002	1,695	0,467	0,328
A5	203	0	203	0,000	0,971	0,280	0,275
A6	203	0	203	-0,946	37,999	2,124	4,633
A7	203	0	203	-40,544	863,330	15,274	67,995
A8	203	0	203	-535,849	99908,130	528,051	7025,550
A9	203	0	203	0,000	104,891	0,832	7,397
G1	203	0	203	-1,038	0,214	-0,046	0,162
G2	203	0	203	-78,686	81,049	-3,168	19,183
G3	203	0	203	-1,800	1,545	-0,015	0,256
G4	203	0	203	-77,258	2,923	-0,475	5,533

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.5: Empresas incluidas por Estado en la muestra de validación

Variable	Categorías	Frecuencias	%
Estado	Sanas(0)	108	54,000
	Fracasadas (1)	92	46,000

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.6: Empresas incluidas por subsector en la muestra de validación

Variable	Categorías	Frecuencias	%
Sector	41	129	64,500
	42	11	5,500
	43	60	30,000

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.7: Datos univariantes de la muestra de validación

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
LN (activos totales) 2011	200	0	200	5,743	13,899	8,511	1,431
R1	200	0	200	-992,332	136,814	-10,316	84,623
R2	200	0	200	-90,111	56,350	-5,098	15,263
R3	200	0	200	-99,354	48,884	-8,228	23,009
R4	200	0	200	-84,774	68,227	-0,369	24,576
R5	200	0	200	-96,983	66,380	-4,383	23,475
R6	200	0	200	-985,297	97,324	-30,318	118,847
E1	200	0	200	0,000	115,556	3,856	11,941
E2	200	0	200	-63,407	644,737	6,108	51,655
E3	200	0	200	0,000	880,437	26,486	100,315
E4	200	0	200	0,000	870,777	146,147	147,637
E5	200	0	200	0,000	877,871	92,000	133,070
E6	200	0	200	0,000	6,829	0,773	0,893
E7	200	0	200	-766,005	591,719	8,324	79,211
E8	200	0	200	0,137	4345,175	36,688	320,354
L1	200	0	200	0,000	97,478	4,658	10,001
L2	200	0	200	0,000	51,557	1,727	4,740
L3	200	0	200	-47,662	551,776	12,949	57,530
L4	200	0	200	0,000	97,208	0,744	6,909
L5	200	0	200	-1,476	0,945	0,277	0,386
L6	200	0	200	-45,211	249,986	3,928	23,271
S1	200	0	200	0,046	1,000	0,745	0,239
S2	200	0	200	0,000	0,954	0,255	0,239
S3	200	0	200	0,000	0,596	0,044	0,083
PE1	200	0	200	-75,238	4176,167	18,778	296,511
PE2	200	0	200	0,213	21929,343	524,806	1870,045
PE3	200	0	200	0,000	93,498	26,390	20,721

PE4	200	0	200	0,000	553,605	42,299	50,273
PE5	200	0	200	0,000	4492,695	403,641	807,565
PE6	200	0	200	-57,293	7378,605	855,463	1671,946
PE7	200	0	200	8,667	37369,239	2208,606	4535,261
A1	200	0	200	-98,345	99,580	24,393	32,251
A2	200	0	200	0,000	99,843	20,062	25,789
A3	200	0	200	0,000	840,980	126,416	189,789
A4	200	0	200	0,002	1,736	0,468	0,335
A5	200	0	200	0,000	1,544	0,288	0,302
A6	200	0	200	-139,614	301,975	4,683	28,615
A7	200	0	200	-3,911	5663,148	57,336	445,710
A8	200	0	200	-361,843	254,052	-2,012	42,507
A9	200	0	200	0,000	294,100	1,864	20,829
G1	200	0	200	-0,834	0,414	-0,035	0,139
G2	200	0	200	-97,970	78,838	-5,692	24,631
G3	200	0	200	-0,578	4,289	0,008	0,345
G4	200	0	200	-46,602	5,461	-0,430	3,675

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.8: Matriz de correlaciones

Variables	LN (activos totales) 2011	R1	R2	R3	R4	R5	R6	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	L1	L2	L3	L4	L5	L6	S1	S2	S3	PE1	PE2	PE3	PE4	PE5	PE6	PE7	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	G1	G2	G3	G4		
LN (activos totales) 2011	1.000	0.012	0.134	-0.011	0.113	0.112	-0.026	-0.175	0.012	-0.051	0.018	0.219	-0.549	-0.001	0.043	0.057	-0.098	-0.032	-0.088	0.183	0.144	0.009	-0.009	-0.211	0.174	0.307	-0.427	0.205	0.402	0.302	0.528	-0.056	0.029	0.011	-0.188	0.302	0.035	0.064	-0.049	0.059	0.102	0.011	0.018	-0.029		
R1	0.012	1.000	0.351	0.148	0.137	0.140	0.353	0.093	0.038	0.022	-0.053	-0.102	-0.030	0.005	0.003	0.020	0.029	-0.026	0.033	0.042	-0.187	0.034	-0.034	0.236	0.043	-0.006	-0.008	0.008	0.008	0.005	-0.028	0.053	0.029	0.086	-0.019	-0.039	0.019	-0.005	0.006	-0.003	0.266	0.134	0.203	0.043		
R2	0.134	0.351	1.000	0.449	0.448	0.452	0.219	-0.003	0.128	0.080	0.082	-0.041	-0.206	0.033	0.036	0.134	0.112	0.137	0.063	0.330	-0.050	0.016	-0.016	0.200	0.158	-0.061	-0.125	0.023	0.101	0.033	0.006	0.449	0.184	0.111	-0.357	0.138	-0.020	0.046	0.030	0.784	0.489	0.660	0.270			
R3	-0.011	0.148	0.449	1.000	0.668	0.716	0.196	0.055	0.119	0.150	0.076	-0.102	0.026	0.030	0.016	0.055	-0.016	0.145	0.075	0.068	-0.017	-0.110	0.110	0.210	0.259	-0.020	-0.021	0.013	-0.019	-0.260	0.068	0.363	0.123	-0.062	-0.168	-0.226	0.144	-0.210	0.046	0.026	0.472	0.881	0.382	0.044		
R4	0.137	0.137	0.448	0.668	1.000	0.864	0.267	-0.033	0.075	0.123	-0.037	-0.075	-0.220	-0.016	0.105	0.089	0.081	0.098	0.153	-0.035	-0.290	0.290	0.033	0.207	-0.014	-0.069	-0.002	0.257	-0.066	0.149	0.366	0.240	0.099	-0.410	0.059	0.254	-0.210	0.008	-0.017	0.495	0.746	0.372	0.048			
R5	0.112	0.140	0.452	0.716	0.864	1.000	0.145	-0.009	0.421	0.090	-0.013	-0.067	-0.169	-0.002	-0.016	0.110	0.048	0.077	0.045	0.211	0.069	-0.110	0.110	0.049	0.197	0.007	-0.047	0.004	0.146	0.023	0.114	0.274	0.178	0.091	-0.327	0.067	0.143	-0.174	0.017	-0.006	0.486	0.690	0.353	0.034		
R6	-0.026	0.353	0.219	0.196	0.267	0.145	1.000	0.114	0.043	0.055	0.046	-0.006	0.042	0.020	0.012	0.057	0.008	0.007	-0.047	0.110	0.005	-0.038	0.145	0.051	0.021	-0.127	0.022	0.035	-0.003	-0.044	0.136	0.098	0.013	-0.042	-0.110	0.016	-0.011	0.019	0.005	0.177	0.135	0.172	0.362			
E1	-0.175	0.093	-0.003	0.055	-0.033	-0.009	0.114	1.000	-0.023	0.027	-0.047	-0.047	-0.026	-0.082	-0.038	-0.030	-0.047	-0.100	-0.020	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157	-0.157
E2	0.012	0.038	0.128	0.119	0.075	0.421	0.043	-0.023	1.000	0.030	-0.075	-0.027	-0.072	-0.006	-0.002	0.001	-0.002	0.067	0.006	0.117	0.248	0.072	-0.072	0.061	0.010	-0.018	0.034	0.060	-0.031	0.206	0.017	0.041	-0.028	-0.060	-0.072	0.037	-0.017	0.083	-0.007	0.000	0.137	0.118	0.116	0.031		
E3	-0.051	0.022	0.080	0.150	0.123	0.090	0.055	0.027	0.030	1.000	0.068	-0.094	0.068	-0.026	-0.025	-0.030	0.076	0.087	0.110	-0.030	-0.036	-0.061	0.061	0.082	0.049	-0.041	0.117	-0.016	0.118	-0.100	-0.051	0.126	0.027	-0.071	-0.016	-0.100	0.142	-0.042	-0.008	-0.026	0.068	0.159	0.094	0.031		
E4	0.018	0.053	0.082	0.076	0.037	-0.013	0.046	0.027	-0.075	0.068	1.000	0.076	-0.135	-0.101	-0.086	-0.125	0.125	0.009	0.136	-0.098	-0.065	-0.094	-0.094	0.034	-0.041	-0.184	-0.003	0.066	-0.121	-0.101	0.020	0.046	0.027	0.041	0.032	-0.093	0.028	-0.163	0.017	-0.072	0.097	0.127	0.081	0.055		
E5	0.219	-0.102	-0.041	-0.102	-0.075	-0.067	-0.006	-0.047	-0.027	-0.094	0.076	1.000	-0.203	0.071	-0.030	-0.051	-0.133	0.006	-0.125	-0.021	0.139	0.106	-0.106	-0.101	-0.100	-0.098	-0.046	0.003	-0.037	-0.020	0.210	-0.169	0.015	0.043	0.064	0.123	-0.151	-0.025	-0.006	-0.003	-0.074	-0.118	-0.084	0.043		
E6	-0.549	-0.030	-0.206	0.026	-0.220	-0.169	0.042	0.333	-0.072	0.068	-0.135	-0.203	1.000	-0.102	-0.099	-0.171	-0.026	0.021	-0.059	-0.018	-0.113	0.169	-0.169	0.255	-0.028	-0.019	0.170	-0.032	-0.331	-0.294	-0.310	-0.111	-0.089	-0.077	0.495	-0.426	-0.176	-0.147	-0.005	-0.106	-0.289	-0.066	-0.037	0.072		
E7	-0.001	0.033	0.030	-0.005	-0.002	0.020	-0.027	-0.006	-0.026	-0.101	0.071	-0.102	-0.100	1.000	0.442	0.263	-0.040	-0.022	-0.025	0.172	0.175	0.107	-0.107	-0.056	0.003	-0.027	0.000	-0.076	0.102	0.224	0.031	0.020	0.046	0.027	0.041	0.032	-0.093	0.028	-0.163	0.017	-0.072	0.097	0.127	0.081	0.055	
E8	0.043	0.003	0.036	0.015	-0.025	-0.016	0.012	-0.026	-0.002	-0.025	-0.086	-0.030	-0.099	0.442	1.000	0.014	-0.037	-0.017	-0.028	0.091	0.025	0.100	-0.100	-0.041	0.088	-0.025	-0.099	-0.029	0.101	0.138	0.071	-0.024	0.017	0.036	-0.020	0.052	-0.026	0.196	-0.008	0.997	0.028	0.005	0.006	0.004		
L1	0.057	0.020	0.134	0.055	0.105	0.110	0.057	-0.082	0.001	-0.030	-0.125	-0.051	-0.171	0.263	0.014	1.000	0.293	0.006	0.322	0.524	0.009	0.237	-0.237	-0.010	0.020	0.003	-0.044	0.016	0.112	0.219	0.029	0.156	0.020	0.114	-0.392	0.286	0.486	0.132	0.026	0.008	0.120	0.047	0.229	0.054		
L2	-0.098	0.029	0.112	-0.016	0.089	0.045	0.008	-0.038	-0.002	0.076	0.125	-0.133	-0.026	-0.040	-0.037	0.293	1.000	0.086	0.754	0.313	0.068	0.075	-0.075	0.219	0.017	-0.043	0.077	0.064	-0.004	-0.006	-0.296	-0.119	-0.157	-0.289	-0.004	0.622	-0.042	0.060	-0.038	0.110	0.039	0.340	-0.135			
L3	-0.032	-0.026	0.137	0.145	0.081	0.077	0.007	-0.030	0.067	0.087	0.009	0.006	0.021	-0.022	-0.017	0.006	0.086	1.000	0.061	0.125	-0.033	0.048	-0.048	0.144	0.044	-0.028	0.045	-0.016	-0.022	-0.074	-0.031	0.289	0.015	-0.136	-0.100	-0.220	0.072	-0.018	-0.017	-0.015	0.138	0.134	0.167	0.028		
L4	-0.088	0.033	0.063	0.075	0.098	0.045	-0.047	-0.047	0.006	0.110	0.136	-0.125	-0.069	-0.025	-0.026	0.322	0.754	0.061	1.000	0.297	0.017	0.060	-0.060	0.461	0.024	-0.040	0.046	0.025	-0.007	-0.059	-0.044	0.318	-0.059	-0.147	-0.284	-0.031	0.559	0.023	0.179	-0.029	0.074	0.119	0.309	-0.279		
L5	0.134	0.063	0.330	0.069	0.153	0.211	0.110	-0.150	0.117	-0.030	-0.098	0.021	-0.135	0.172	0.091	0.524	0.313	0.125	0.297	1.000	0.169	0.505	-0.505	0.100	0.032	0.016	-0.131	-0.001	0.131	0.344	0.20	0.412	-0.011	0.033	-0.705	0.358	0.305	0.270	0.099	0.085	0.392	0.047	0.328	-0.135		
L6	0.144	-0.187	-0.050	-0.017	-0.035	0.069	0.005	-0.020	0.248	-0.036	-0.065	0.169	-0.110	0.015	0.025	0.009	0.068	-0.033	0.017	0.169	1.000	0.143	-0.143	-0.133	-0.022	0.004	-0.053	0.032	0.002	0.153	0.257	-0.087	-0.069	-0.026	-0.072	0.169	-0.004	0.026	-0.009	0.035	-0.062	-0.010	-0.053	-0.085		
S1	0.009	0.034	0.016	-0.110	-0.290	-0.110	-0.038	0.157	0.072	-0.061	-0.094	0.106	0.169	0.107	0.100	0.237	0.075	0.048	0.060	0.505	0.143	1.000	-0.100	0.166	-0.087	0.077	-0.021	-0.047	-0.154	0.252	-0.057	-0.224	-0.233	0.007	0.255	-0.041	-0.179	0.221	0.060	0.090	-0.060	-0.249	0.084	-0.086		
S2	-0.009	-0.034	-0.016	0.110	0.290	0.110	0.038	-0.157	-0.072	0.061	0.094	-0.106	-0.169	-0.107	-0.100	-0.237	-0.075	-0.048	-0.060	-0.505	-0.143	-1.000	0.100	-0.166	0.087	-0.077	0.021	0.047	0.154	-0.252	0.057	0.224	0.233	-0.007	-0.255	0.041	0.179	-0.221	-0.060	-0.090	0.060	0.249	-0.084	0.086		
S3	-0.211	0.236	0.200	0.210	0.033	0.049	0.145	0.115	0.061	0.082	0.034	-0.101	0.255	-0.056	-0.041	-0.010	0.219	0.144	0.461	0.100	-0.133	0.166	-0.166	1.000	0.083	-0.076	0.067	0.011	-0.176	-0.167	-0.170	0.308	0.030	-0.185	0.024	-0.392	0.068	-0.060	0.257	-0.048	0.201	0.158	0.263	0.050		

Cuadro 2.9: Parámetros del modelo

Fuente	Valor	Error estándar	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi ²	Wald Límite inf. (95%)	Wald Límite sup. (95%)	Odds ratio	Odds ratio Límite inf. (95%)	Odds ratio Límite sup. (95%)
Constante	1,207	0,316	14,600	0,000	0,588	1,826			
LN (activos totales) 2011	0,000	0,000							
R1	0,000	0,000							
R2	0,000	0,000							
R3	0,000	0,000							
R4	0,000	0,000							
R5	0,000	0,000							
R6	0,000	0,000							
E1	0,000	0,000							
E2	0,000	0,000							
E3	0,000	0,000							
E4	0,000	0,000							
E5	0,000	0,000							
E6	0,000	0,000							
E7	0,000	0,000							
E8	0,000	0,000							
L1	0,000	0,000							
L2	0,000	0,000							
L3	0,000	0,000							
L4	-2,036	0,870	5,473	0,019	-3,742	-0,330	0,131	0,024	0,719
L5	0,000	0,000							
L6	0,000	0,000							
S1	0,000	0,000							
S2	0,000	0,000							
S3	-15,042	6,547	5,279	0,022	-27,874	-2,210	0,000	0,000	0,110
PE1	0,000	0,000							
PE2	0,000	0,000							
PE3	0,000	0,000							
PE4	0,000	0,000							
PE5	0,000	0,000							
PE6	0,000	0,000							
PE7	0,000	0,000							
A1	-0,041	0,010	17,647	< 0,0001	-0,060	-0,022	0,960	0,942	0,978

A2	0,000	0,000							
A3	0,000	0,000							
A4	0,000	0,000							
A5	0,000	0,000							
A6	0,000	0,000							
A7	0,000	0,000							
A8	0,000	0,000							
A9	0,000	0,000							
G1	0,000	0,000							
G2	0,000	0,000							
G3	-7,900	2,128	13,786	0,000	-12,070	-3,730	0,000	0,000	0,024
G4	0,000	0,000							
Sector-41	0,000	0,000							
Sector-42	0,000	0,000							
Sector-43	0,000	0,000							

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.10: Clasificación de la muestra de análisis

Estimación		Observada			
	de \ a	Sana (0)	Fracasada (1)	Total	% correcto
Esperada	Sana (0)	84	26	110	76,36%
	Fracasada (1)	15	78	93	83,87%
	Total	99	104	203	79,80%

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.11: Clasificación de la muestra de validación

Validación		Observada			
	de \ a	Sana (0)	Fracasada (1)	Total	% correcto
Esperada	Sana (0)	78	30	108	72,22%
	Fracasada (1)	17	75	92	81,52%
	Total	95	105	200	76,50%

Fuente: elaboración propia

Cuadro 2.12: Medidas de bondad de ajuste

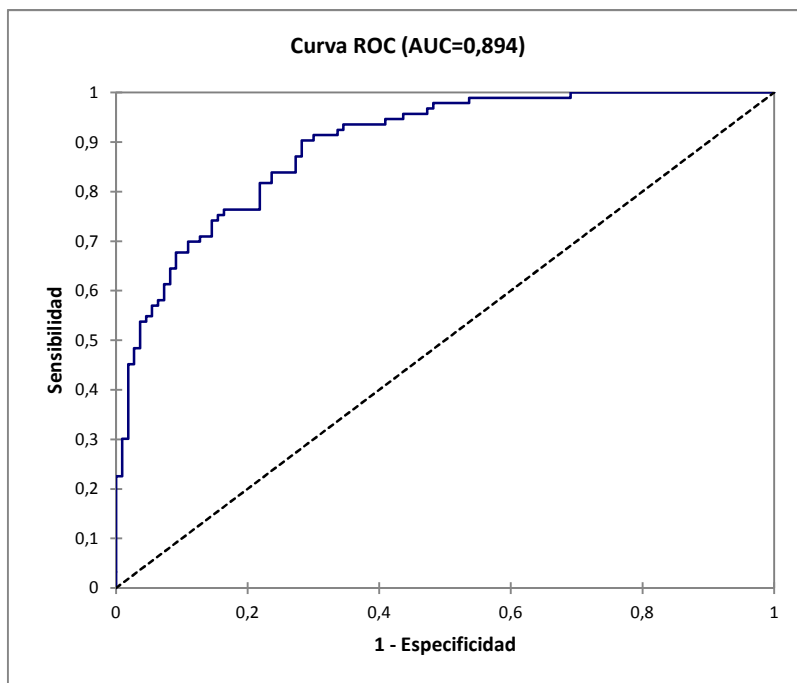
Estadística	Independiente	Completo
Observaciones	203	203
Suma de los pesos	203,000	203,000
GDL	202	198
-2 Log(Verosimilitud)	279,992	153,268
R ² (McFadden)	0,000	0,453
R ² (Cox and Snell)	0,000	0,464
R ² (Nagelkerke)	0,000	0,621
AIC	281,992	163,268
SBC	285,306	179,834
Iteraciones	0	7

Fuente: elaboración propia

Estadística	Chi-cuadrado	GDL	Pr > Chi ²
Estadística de Hosmer-Lemeshow	3,550	8	0,895

Fuente: elaboración propia

Gráfica 2.1: Curva ROC



Fuente: elaboración propia