



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad de León

Grado en Finanzas

Curso 2013/2014

FRACASO EMPRESARIAL: APLICACIÓN SECTORIAL DE LOS
MODELOS DE PREDICCIÓN

(BUSINESS FAILURE: SECTORAL APPLICATION OF PREDICTION
MODELS)

Realizado por la alumna D^a: Meng Shu He

Tutelado por el Profesor D: Francisco Javier Castaño Gutiérrez

León, julio 2014

*“Un hombre que no se preocupa por su futuro
está condenado a preocuparse por su presente.”¹”*

Las Analectas de Confucio

¹ rén wú yuǎn lǜ, bì yǒu jìn yōu. 人无远虑，必有近忧 《论语·卫灵公》.

ÍNDICE

RESUMEN	6
INTRODUCCIÓN	7
OBJETIVO	8
METODOLOGÍA Y ESTRUCTURA	9
1. ANÁLISIS TEÓRICO	11
1.1. EVOLUCIÓN DE LOS TRABAJOS PARA EL FRACASO EMPRESARIAL	11
1.2. MARCO CONCEPTUAL DEL FRACASO EMPRESARIAL	15
1.2.1. Definición del fracaso empresarial	15
1.2.2. Fases del fracaso	17
1.2.3. Causas del fracaso empresarial para las empresas pequeñas y medianas... 18	
1.3. ACTUALIDAD DE ESPAÑA	19
1.3.1. La tasa de insolvencia.....	19
1.3.2. Evolución del número de empresas en España 2004 a 2013	20
1.3.3. Evolución de los concursos en España 2004-2013.....	21
1.3.4. Evolución de la tasa de insolvencia.....	23
1.4. CARACTERÍSTICAS DE LAS EMPRESAS CONCURSADAS	24
1.4.1. Evolución de la distribución de los concursos por sector.....	24
1.4.2. Distribución de las empresas concursadas por tamaño	26
2. VARIABLES Y MODELOS PARA LA PREDICCIÓN DEL FRACASO: REVISIÓN DE LOS TRABAJOS PREVIOS.....	27
2.1. REVISIÓN DE METODOLOGÍA	27
2.1.1. Modelos univariantes.....	28
2.1.2. Modelos discriminantes	28
2.1.3. Modelos de probabilidad condicional (logit y probit).....	29
2.1.4. Otros modelos.....	29
2.2. REVISIÓN DE LAS VARIABLES	30
3. SELECCIÓN DE METODOLOGÍAS Y VARIABLES EN EL ANÁLISIS DE FRACASO EMPRESARIAL	34
3.1. SELECCIÓN DE METODOLOGÍAS	34
3.1.1. Técnica de análisis discriminante	34
3.1.1.1. Conceptos básicos	34
3.1.1.2. Supuestos del análisis discriminante	35
3.1.1.3. Estimación de las funciones discriminantes	37
3.1.1.4. Evaluación del modelo	39
3.1.1.5. Validación de los resultados	39
3.1.1.6. Análisis discriminante con SPSS.....	40
3.1.2. Análisis de regresión logística	40
3.1.2.1. Concepto teórico.....	40
3.1.2.2. Estimación del modelo de regresión logística	42

3.1.2.3.	Contrastes de la significación de los coeficientes	43
3.1.2.4.	Evaluación del modelo	44
3.2.	SELECCIÓN DE LAS MUESTRAS DE EMPRESAS	44
3.3.	SELECCIÓN DE VARIABLES	46
4.	ANÁLISIS EMPÍRICO	49
4.1.	MATRIZ DE CORRELACIÓN	49
4.2.	ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS	50
4.3.	RESULTADO DE PREDICCIÓN DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE.....	50
4.3.1.	Resultado del análisis de discriminante del sector industrial	51
4.3.2.	Resultado del análisis discriminante del sector construcción.....	53
4.3.3.	Resultado del análisis discriminante del sector servicios.....	55
4.3.4.	Resultado de clasificación	57
4.4.	CONCLUSIONES DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE.....	57
4.5.	RESULTADO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA	59
4.5.1.	Resultados del análisis de regresión logística para las pymes del sector industrial	59
4.5.2.	Resultados del análisis de regresión logística para las pymes del sector construcción.....	60
4.5.3.	Resultados del análisis de regresión logística para las pymes del sector servicios	61
4.5.4.	Significación del modelo	61
4.5.5.	Resultados de clasificación.....	62
4.6.	CONCLUSIONES DEL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	63
5.	CONCLUSIONES	65
	BIBLIOGRAFÍA	69
	ANEXO.....	74
	ANEXO 1 LISTA DE LAS EMPRESAS DE MUESTRA. SELECCIONADA POR EMPAREJAMIENTO.	74
	ANEXO 2 RESUMEN DE LOS RATIOS CON FRECUENCIAS POR LOS INVESTIGADORES ...	88
	ANEXO 3 TABLA DE RESUMEN DE RATIOS CON FÓRMULAS	89
	ANEXO 4 LISTADO POR CASOS DE CADA SECTOR.	90

ÍNDICE DE TABLA

Tabla 1.1: Resumen de los trabajos previos en España.....	14
Tabla 1.2 : Evolución del Número de empresas, Número de concursos y la Tasa de insolvencia de España durante 2004 a 2013.....	20
Tabla 1.3: Evolución de concursos de empresas publicados por comunidades autónomas durante 2009 a 2013	22
Tabla 1.4: Evolución de la distribución sectorial de concursos	24
Tabla 1.5: Distribución de las empresas concursadas por tamaño según activo	26
Tabla 2.1 Tabla de resumen de las metodologías revisadas	27
Tabla 2.2: Resumen de los ratios financieros de la revisión literaturas	33
Tabla 3.1. Resumen de la muestra de empresas por sector	46
Tabla 3.2: Resumen de los ratios más frecuentes	47
Tabla 4.1: Matriz de correlación.....	49
Tabla 4.2: Descriptivos de las variables del modelo para empresas sanas y fracasadas	50
Tabla 4.3: Funciones en los centroides de los grupos	52
Tabla 4.4: Resumen de resultados del sector industrial.....	53
Tabla 4.5: Funciones en los centroides de los grupos	54
Tabla 4.6: Resumen de resultados del sector construcción	55
Tabla 4.7: Funciones en los centroides de los grupos	56
Tabla 4.8: Resumen de resultados del sector servicios	56
Tabla 4.9: Tabla de clasificación de análisis discriminante	57
Tabla 4.10: Resultados del análisis de regresión logística	59
Tabla 4.11: Significación del modelo de regresión logística	62
Tabla 4.12: Tabla de clasificación de regresión logística.....	63

ÍNDICES DE GRÁFICOS

Gráfico 1.1: Evolución del número de empresas existentes en España durante 2004-2013	20
Gráfico 1.2: Evolución del número de concursos en España durante 2004-2013	21
Gráfico 1.3: Evolución de la tasa de insolvencia de España durante 2004-2013	23
Gráfico 1.4: La tasa de insolvencia por CCAA 2013	23
Gráfico 1.5: Distribución sectorial del número de concursos 2013	25
Gráfico 3.1: Diagramas de dispersión de dos grupos en dos variables de clasificación	38
Gráfico 3.2: Histogramas de cada grupo y centroides representados sobre la función discriminante	38
Gráfico 3.3: Curva logística	42

RESUMEN

En el trabajo presente, analizamos el fracaso empresarial de las empresas pequeñas y medianas en España, a través de los modelos predictivos que miden el riesgo de insolvencia en tres sectores. Nuestra finalidad ha sido identificar los factores explicativos y predictivos sobre el fracaso empresarial, que son distintos en cada uno de los tres sectores principales de la economía: sector industrial, sector de construcción y sector de servicios.

En este trabajo se ha utilizado dos técnicas predictivas, el análisis discriminante y la regresión logística. Los resultados muestran que, las variables que tienen mejor capacidad predictiva de cada sector son diferentes. A partir de las variables significativas, los modelos han alcanzado un alto porcentaje de acierto global.

PALABRAS CLAVES:

Fracaso empresarial; quiebra; sector; ratios financieros; análisis discriminante; regresión logística.

ABSTRACT

This paper analyzes the business failure of small and medium enterprises in Spain, using predictive models for measuring the risk of insolvency in sector development. Our aim has been to identify the explanatory and predictive factors on business failure, which are different in each of the three main sectors of the economy: manufacturing, construction and the service.

In this paper we used two predictive techniques, discriminant analysis and logistic regression. The results show that the variables that have better predictive ability of each sector are different. From the significant variables, the models have reached a high percentage of overall confidence.

KEYWORDS:

Business failure, bankruptcy, industries; financial ratios, discriminant analysis, logistic regression.

INTRODUCCIÓN

La gestión del riesgo de crédito es un tema de investigación que tiene mucha relevancia en las últimas décadas. Las numerosas quiebras, por un lado, implican un incremento del tipo de interés de las instituciones financieras para cubrir el riesgo de impagos de los créditos. Por otro lado, está el impacto social que conlleva una quiebra; el desempleo y sus consecuencias en las personas y en la sociedad.

El desarrollo de la economía mundial ha provocado una serie de cambios, como la globalización de los productos y servicios, mayores demandas de las inversiones y la sofisticación de los mercados, etc. Por lo tanto, la globalización provoca que cada vez más empresas estén en un entorno económico de incertidumbre, que se caracteriza por la complejidad de negocio, una competencia fuerte, una situación financiera de incertidumbre y unas situaciones coyunturales de crisis económicas.

La salud financiera de las empresas ha sido una de las grandes preocupaciones de la sociedad, donde el riesgo de crédito crece, y el aumento de los derechos de cobro de los impagos provoca el fracaso empresarial. El fracaso empresarial tiene efectos importantes en los accionistas, empleados, clientes, proveedores y entidades financieras, tal como se señalan Laffarga y Pina (1995), Mora (1995), Gabás (1997).

Los trabajos científicos justifican las repercusiones económicas del fracaso empresarial, que nos permiten anticipar las situaciones de insolvencia y tomar medidas para evitar las dificultades financieras de los agentes económicos que participan en el sistema.

La predicción del fracaso empresarial resulta muy útil para tomar decisiones. Con el objetivo de predecir el fracaso de las empresas y las dificultades que pueda estar sometida, ha motivado los investigadores a elaborar modelos de predicción.

Los primeros trabajos de predicción del fracaso empresarial se han realizados en los años 60 en Estados Unidos por Beaver (1966) y Altman (1968). A partir de estos primeros trabajos, se han desarrollado los modelos de predicción del fracaso empresarial en más sectores. Del mismo modo se han desarrollado una gran variedad de técnicas utilizadas. La metodología de predicción del fracaso no solo se realiza en Estados Unidos, sino también en otros países. En España, ante la grave crisis bancaria y la del sector asegurador en la década de los 80, se comienza a dar importancia al análisis del fracaso empresarial.

Beaver aplicó el modelo univariante para la predicción del fracaso en 1966 con el fin de predecir el fracaso empresarial. Altman (1968) y Taffler (1982) comenzaron a plantear los modelos multivariantes para perfeccionar los modelos predictivos. Zmijewski, en su trabajo de 1984, aplicó la regresión logística a la predicción del fracaso empresarial, esta técnica presenta menos requisitos en su aplicación que el análisis discriminante. Mora (1994b) y Somoza (2001) aplicaron los modelos predictivos en un sector económico y en una región concreta. En el trabajo de Peel *et al.* (1986) y de García *et al.* (1995) han incluido los ratios no financieros en el estudio del fracaso empresarial.

En los trabajos previos se estudió este tema con muestras distribuidas en diferentes sectores, es decir, centrándose en un sector, o una comparación de varios sectores, y las variables independientes utilizadas podrán estar afectadas por diferencias sectoriales. Es decir, “los sectores pueden diferir con respecto a los factores de producción, ciclos de vida de los productos, estructura competitiva y modos de distribución, lo que provoca diferencias en varias medidas de condición financiera” (Platt y Platt, 1990: 32)

A pesar del gran número de trabajos científicos sobre el fracaso empresarial realizados en las últimas décadas, aún no se ha establecido una teoría sistemática del fracaso empresarial. Los factores determinados del fracaso empresarial no están determinados tampoco. Por lo tanto, no hay consenso sobre la selección de las variables a incluir en los modelos. Pero para mejorar la capacidad de predicción del fracaso empresarial, se seleccionan las variables según el criterio a partir del trabajo pionero de Beaver (1966), que trata de la utilidad de la información contable para analizar el estado financiero y para la predicción del fracaso empresarial.

OBJETIVO

Con la complejidad y el dinamismo del actual entorno empresarial se hace necesario un profundo conocimiento de las organizaciones y de cuáles son las variables o factores que pueden afectar a la supervivencia de la empresa. El presente trabajo contribuye a ampliar los trabajos científicos del fracaso empresarial en España, y con él se pretende dos objetivos fundamentales.

El primer objetivo es comprobar si habrá diferencias entre los sectores económicos respecto al fracaso empresarial entre las empresas españolas.

McDonald y Morris (1984) analizaron la eficiencia de la estadística, aplicaron los ratios en el análisis financiero tanto en una muestra de varios sectores como en un sector homogéneo, los resultados muestran la validez del método de análisis sectorial. Confirman que “los ratios no tienen características distributivas similares en diferentes sectores” (McDonald y Morris, 1984: 94).

Chava y Jarrow (2004) analizaron los efectos sectoriales con diez sectores industriales en su trabajo. Evaluaron la importancia de incluir estos efectos sectoriales para la predicción del fracaso empresarial.

Un segundo objetivo será investigar qué ratios financieros tienen mayor capacidad predictiva aplicados a diferentes metodologías dentro del fracaso empresarial.

Fundamentalmente, las empresas fracasadas se caracterizan por una menor rentabilidad y un mayor nivel de endeudamiento. La rentabilidad económica de la empresa es una medida de la eficiencia de las operaciones generadas de la empresa. Numerosos trabajos muestran que el aumento de la rentabilidad de la empresa, reduce las dificultades financieras a las que pueda estar sometida. (Altman *et al.*, 1997; Ohlson, 1980). Otros trabajos muestran que cuando el nivel de endeudamiento se eleva, las empresas tendrán más riesgo de fracasar. (Altman *et al.*, 1997; Ohlson, 1980).

METODOLOGÍA Y ESTRUCTURA

Para lograr los objetivos planteados del trabajo, vamos a desarrollar basando de la siguiente estructura.

En la primera parte hacemos un repaso a los trabajos previos sobre fracaso empresarial, presentando una evolución de los mismos fijándonos en los sectores, metodologías y variables utilizadas.

Los métodos para estimar los modelos predictivos se han ampliado desde el análisis univariante hasta el análisis multivariante, los investigadores no han limitado el uso de

los ratios financieros, también utilizan los ratios no financieros. A partir de los trabajos previos, encontramos diversas definiciones del fracaso:

- Declaración formal de quiebra u otro procedimiento legal, suspensión de pagos y concurso del acreedor.
- Patrimonio neto negativo
- Incapacidad de devolver las deudas a su vencimiento

En la segunda parte, hacemos un análisis sobre la evolución de las empresas concursadas de España en los últimos años. En esta parte, presentamos la evolución del número de empresas y de los concursos a nivel nacional, así como la distribución por comunidad autónoma, por sector y por tamaño de activo. A partir de las informaciones anteriores, conseguimos la evolución de la tasa de insolvencia nacional y por comunidades autónomas.

En la tercera parte, utilizamos una selección de variables y metodologías para proceder al análisis del fracaso, revisamos las variables y metodologías a partir de los trabajos previos. Con el objetivo de identificar las diferencias sectoriales, hemos seleccionado una muestra de empresas de los tres sectores principales de la actividad económica para hacer el análisis sectorial del fracaso empresarial.

En la cuarta parte, presentamos los resultados empíricos obtenidos en los diferentes sectores contruidos por diferentes muestras. Aplicamos el análisis discriminante lineal y el modelo de regresión logística en el presente trabajo para lograr nuestro objetivo de indicar los ratios que tienen mayor capacidad discriminante, aunque existen otras técnicas como las redes neuronales, análisis envolvente de datos, etc. Con el objetivo de mejorar los modelos elaborados con el análisis discriminante, aplicamos los modelos de probabilidad condicional en el presente trabajo.

Por último, en la última parte de las conclusiones, hacemos un resumen de los resultados alcanzados y las posibles medidas para evitar que las empresas del sector correspondiente lleguen al fracaso empresarial.

1. ANÁLISIS TEÓRICO

1.1. EVOLUCIÓN DE LOS TRABAJOS PARA EL FRACASO EMPRESARIAL

Los trabajos iniciales sobre el fracaso empresarial fueron realizados a finales de los años 60 con un enfoque univariante, con el trabajo pionero de Beaver (1966) de Estados Unidos. En España, cuando se produce una grave crisis en la banca y el sector asegurador en la década de los 80, se comienza a dar importancia al análisis del fracaso empresarial.

En año 1966, Beaver publicó su artículo “*Financial Ratios as Predictors of Failure*”, en el cual se inicia el trabajo sobre la insolvencia empresarial con una serie de ratios, el autor trabaja con una muestra de treinta y ocho industrias diferentes, con activos totales de entre 0,6 a 45 millones de dólares. Y por otro lado, seleccionó setenta y nueve empresas sanas con características similares a las fracasadas. Los ratios aplicados en el trabajo, se pueden categorizar en recursos generados, beneficios, estructura, liquidez y ventas. A través del trabajo, deduciendo los ratios más significativos para clasificar las empresas en dos grupos, empresas solventes y fracasadas, las variables más significativas son tres: Cash Flow / Deuda Total, Beneficios Neto / Activo Total y Deuda Total / Activo Total. También nos presenta las limitaciones del modelo univariante, que entre todas las variables explicativas y la situación del fracaso de la empresa tienen que existir una relación lineal.

Altman (1968) y Taffler (1983) comenzaron a buscar nuevas metodologías para mejorar los resultados, y evitar los inconvenientes del modelo univariante. Son los primeros investigadores a aplicar el análisis discriminante para la predicción del fracaso, los ratios se calculan en base de Balance de Situación, Cuentas de Resultados y Estado de Variación del Capital Circulante, se pueden clasificar los ratios en cuatro categorías: solvencia, rentabilidad, endeudamiento y rotación del activo.

El modelo original Z de Altman fue desarrollado para predecir las quiebras de las empresas. Altman analizó la información financiera de una muestra compuesta por 66 empresas del sector manufacturero, con 33 empresas en cada grupo. El grupo de las empresas fracasadas van del periodo comprendido entre 1946 y 1965. La función discriminante obtenida incluye cinco ratios como los mejores predictores del fracaso empresarial: Capital Circulante / Activo Total, Beneficios Retenidos / Activo Total,

Resultados Antes de Impuestos e Intereses / Activo Total, Capital a Valor de Mercado / Pasivo Total, Ventas / Activo Total. Se aplica una puntuación Z para clasificar las empresas en sanas y fracasadas, el punto de corte establecido es $Z=2.67$.

Con este tipo de estimación no solo, se han presentado una parte de ratios que tienen mayor capacidad para predecir el fracaso, sino también el error de clasificación en el entorno económico de aplicación de los modelos.

A partir de los trabajos iniciales, se han desarrollado los modelos de predicción del fracaso empresarial en más sectores, tales como el sector textil, construcción y entidades aseguradoras entre otros. También se han desarrollado nuevas técnicas aplicadas.

En los trabajos de Zmijewski (1984) se discute algunos problemas metodológicos como el tamaño de muestreo y la exactitud de predicción en su trabajo. Con el fin de superar los inconvenientes del análisis discriminante, como la distribución normal de la variable independiente, se aplican los modelos de probabilidad condicional, modelo logit y probit, que se destacan el método de regresión logística. En el ámbito español, se aplica la regresión logística al sector asegurador por Mora (1994b) y Somoza (2001) en el sector textil catalán. Peel, Peel y Pope (1986) en su trabajo, que se incluye los ratios no financieros en su análisis.

En España, el desarrollo empírico de modelos de fracaso en el entorno de la empresa industrial resultó un tanto inferior al de otros como Estados Unidos o Reino Unido, no por una falta de interés de los investigadores, sino por la frustración proveniente de la imposibilidad de crear una base suficiente de datos con anterioridad al acceso público a los depósitos de cuentas anuales en el registro mercantil (Lizarraga, 1997).

Pueden encontrarse una mayor cantidad de trabajos relacionados con la predicción del fracaso empresarial en todos los países europeos. La tabla 1.1 presenta un resumen de los principales trabajos empíricos realizados en España.

El trabajo pionero en el sector bancario realizado por los investigadores Laffarga *et al.* (1987), aplican la técnica de análisis discriminante y análisis logit a una muestra del sector bancario, clasifican las empresas en fracasadas y sanas, emparejándolas según el valor medio de sus depósitos en los cinco años anteriores a la fecha del fracaso. Han obtenido

como ratios más significativos las variables de rentabilidad, liquidez y estructura de activo. Consideran que el modelo logit clasifica mejor que el análisis discriminante.

Gandía, López y Molina (1995) aplican el análisis logístico a una muestra de empresas pequeñas y medianas (pymes) sin emparejamiento, los ratios utilizados fueron los resultantes del análisis de componentes principales, en dicho trabajo se incluyeron los ratios no financieros.

En los trabajos realizados por Lizarraga (1997), aplica el análisis discriminante y la regresión logística, con una muestra de empresas seleccionada por emparejamiento, según el tamaño y sector, para reducir el número de variables explicativas y evitar la presencia de la multicolinealidad entre las variables, esto lo consigue con un análisis de componentes principales. Los ratios más significativos son de rentabilidad y el nivel de endeudamiento.

Gallego, Gómez y Yañez (1997) han desarrollado en el mismo sentido, que se analiza las pymes no financieras, la selección de las muestras por emparejamiento, según el sector al que pertenecen y el tamaño de la empresa, la predicción del fracaso se realiza mediante los modelos de probabilidad lineal, logit y probit, en los modelos se utilizan los ratios financieros a partir de un análisis factorial.

Los trabajos de Ferrando y Blanco (1998), de Rodríguez López (2001), de Mures y García (2004) y Rubio (2008) aplican un análisis logístico a una muestra de empresas no financieras en el ámbito de las comunidades autónomas; la Comunidad Valenciana, Galicia, Castilla y León y Comunidad Andaluza respectivamente.

Y en el trabajo desarrollado por Somoza (2001), se aplica a un sector concreto en un ámbito geográfico concreto, el sector textil catalán, que considera las variables explicativas con un modelo logístico. En el mismo sentido se desarrolla el trabajo de De La Torre, Gómez y Román (2005), estos autores analizan con una muestra de empresas pymes para un sector concreto, el sector industrial, ellos aplicaron con un modelo logístico, y además, aplica un análisis multilogit mediante la estimación de un modelo de predicción que incorpora el tiempo de distancia a la quiebra. Y el trabajo más reciente, realizado por Castaño (2013) se aplica el análisis discriminante, regresión logística, probit y análisis envolvente de datos (DEA) a las pymes del sector de la construcción de Castilla y León.

La ventaja de estudiar un solo sector está en que, no es necesario ajustar por diferencias sectoriales, pero se exige conocer el valor medio o mediano para cada sector incluido en la muestra cuando se incluyan varios sectores.

En general, los resultados obtenidos por los investigadores a lo largo de las últimas décadas, han demostrado la alta capacidad de los modelos estimados en la clasificación de muestras de empresas de diferentes países.

Tabla 1.1: Resumen de los trabajos previos en España

Año	Trabajos	Ámbito	Modelos	Resultados	Variables no financieras
1987	Laffarga, Martín y Vázquez	Sector bancario	Análisis discriminante y análisis logit	Liquidez, estructura de activo, rentabilidad	No
1994	Mora	Sector aseguradora	Regresión logística: Logit y probit	Rentabilidad, liquidez	No
1995	García, Arques y Calvo Flores	España	Discriminante y Logit	Superioridad del análisis multivariante. Superioridad de los modelos que excluyen el sector de empresas constructoras	Sí
1997	Gallego, Gómez y Yañez	Comunidad Valenciana	Logit, Probit y Modelo de probabilidad lineal	Rentabilidad, liquidez endeudamiento a 1 año	No
1997	Lizarraga	España	Logit, Probit y Modelo de Probabilidad Lineal	Rentabilidad, nivel de endeudamiento	No
1998	Ferrando Blanco y	Comunidad Valenciana	Discriminante y Logit	Rentabilidad, endeudamiento	No
1998	Gandía, López y Molina	Comunidad Valenciana	Logit	Rentabilidad, liquidez, tamaño, sector	Sí
2001	Rodríguez López	Las pymes de Comunidad Autónoma de Galicia	Análisis discriminante, Logit	Superioridad del análisis logit	No
2001	Somoza	Sector Textil Catalán	Logit	Endeudamiento	No
2004	Mures y García	Castilla y León	Logit	Rotación endeudamiento, estructura, autofinanciación, rentabilidad, liquidez	No
2005	De La Torre, Gómez y Román	Las pymes de sector industrial	Logit	La distancia temporal a la quiebra no condiciona la selección del modelo	Sí

Tabla 1.1: Resumen de los trabajos previos en España (Continuación)

Año	Trabajos	Ámbito	Modelos	Resultados	Variables no financieras
2006	Calvo-Flores, García y Madrid	España	Análisis Cluster, logit	Relación inversa del tamaño y antigüedad de las empresas con el riesgo financiero	Sí
2008	Pozuelo, Labatut y Veres	Microempresas en la comunidad valenciana	Logit	Rentabilidad, endeudamiento, actividad, rotación, solvencia	No
2008	Rubio	Comunidad Autónoma Andaluza	Análisis factorial y análisis logístico.	Ratios financieros y no financieros para predecir el fracaso empresarial. la relación entre la edad de las empresas y el riesgo financiero	Sí
2012	Mures, García y Vallejo	Comparación de los sectores en Castilla y León	Análisis de componentes principales, discriminante.	Las variables no financieras resultan significativas como las variables financieras. Fondos propios en industria, la rentabilidad y circulante en la construcción y la solvencia al sector servicio.	Sí
2013	Castaño	Las pymes en el sector de construcción en Castilla y León	Análisis discriminante, logit, probit y Análisis Envoltante de Datos.	Los ratios más discriminantes en pymes del sector de la construcción son: generación de fondos, rentabilidad económica y endeudamiento.	No

Fuentes: Elaboración propia, a partir de los trabajos previos.

1.2. MARCO CONCEPTUAL DEL FRACASO EMPRESARIAL

1.2.1. Definición del fracaso empresarial

La nueva Ley Concursal 22/2003 entra en vigor el 1 de septiembre de 2004, se ha definido el fracaso empresarial como la suspensión de pagos y quiebra. De modo que, podemos considerar una empresa fracasada si ha presentado un expediente concursal de suspensión de pagos o quiebra, y una empresa sana en el caso contrario. Aunque este criterio es jurídico, también presenta inconvenientes como la consideración del tamaño muestral, consideramos que los mismos están superados por las ventajas de objetividad y fijación de la fecha del fracaso que aporta en el proceso de selección de las empresas que integrarán las distintas muestras.

Beaver (1966) define el fracaso empresarial cuando aquellas empresas son incapaces de atender sus obligaciones financieras a su vencimiento, es la morosidad a una entidad de crédito. Tal como definen otros investigadores Gabás (1990) y García, Arqués y Calvo-Flores (1995).

Altman (1968) define el fracaso empresarial como la quiebra legal. Asimismo define Deakin (1972) el fracaso empresarial, cuando la empresa se encuentra en situación de quiebra, suspensión de pagos o concurso de acreedores. Al igual que definen Lizarraga (1997) y Ferrando y Blanco (1998) en sus trabajos definen el fracaso como la suspensión de pagos o la quiebra.

Zmijewski (1984) y Taffler (1982) define el fracaso por la liquidación voluntaria, orden legal de liquidación o con la intervención estatal. Tal como definen en los trabajos de Laffarga *et al.* (1987) y Pina (1989), definen la quiebra del sector bancario por la intervención de Fondos De Garantía De Depósitos. Y otro trabajo de Mora (1994b), define la quiebra del sector de seguro por la intervención de la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras.

Blum (1974) define el fracaso empresarial cuando aquellas empresas son incapaces de pagar las deudas, entrando en un proceso de quiebra o un acuerdo para reducir dichas deudas.

Rubio (2008) considera que el fracaso empresarial cuando ocurre la quiebra técnica, es decir, cuando las empresas tienen un valor de deudas mayor que el valor de inversión, esto es, presenta un patrimonio neto contable negativo.

Al revisar los trabajos del fracaso empresarial, nos damos cuenta de que existen diferentes definiciones sobre el fracaso de empresas, consideramos que podemos clasificar en tres categorías según el criterio aplicado.

- Declaración formal de quiebra u otro procedimiento legal, suspensión de pagos y concurso del acreedor.
- Patrimonio neto negativo.
- Incapacidad de devolver las deudas a su vencimiento.

1.2.2. Fases del fracaso

En general, se puede considerar una empresa fracasar á cuando se vean incumplidos los objetivos que se hayan establecidos al inicio.

La empresa atraviesa un lento proceso de crisis, en los momentos dif íciles, donde el logro de los objetivos se ven amenazados. Al no ser superado, conlleva al punto final de la empresa, es decir la liquidación, que llevar á al fracaso empresarial.

Podemos considerar que las fases por las que atraviesa una organización abocada al fracaso son el fracaso económico y el fracaso financiero.

- Fracaso económico

El fracaso económico de las empresas se alcanza, cuando la rentabilidad de los capitales invertidos en el negocio es inferior que su coste de oportunidad. Es decir, los rendimientos obtenidos son inferiores a otras oportunidades alternativas de igual riesgo. A medida que esta situación avanza, la organización comienza a tener menores ingresos que los gastos, es decir, la rentabilidad obtenida es inferior a cero. Al continuar con este comportamiento, se da una situación de insolvencia técnica. El fracaso económico equivale a una caída en los niveles de rentabilidad.

$$Rentabilidad\ Económica = \frac{BII}{ATN} = \frac{BII}{VENTAS} \times \frac{VENTAS}{ATN}$$

BII/VENTAS: Beneficios antes de los intereses e impuestos sobre las ventas es la margen de utilidad sobre ventas.

VENTAS/ATN: Las ventas sobre activo total expresa la rotación del activo.

La rentabilidad económica expresa la capacidad de la empresa para la realización con el activo que tiene, sea de propio o ajeno. Es útil para la comparación de las empresas dentro del mismo sector, pero no para empresas en distintos sectores económicos ya que cada sector tiene necesidades distintas de capitalización.

- Fracaso financiero

Cuando las empresas no pueden pagar las deudas, están en una situación de insolvencia técnica. Eso es la primera fase del fracaso empresarial. El fracaso financiero se puede distinguir en dos etapas:

- a) Etapa de riesgo de crédito: cuando la empresa no es capaz de disponer de la liquidez necesaria para hacer frente a sus compromisos de pago.

Ratios para el análisis de la liquidez o de solvencia:

$$\text{Liquidez inmediata} = \frac{\text{Disponible} + \text{Realizable}}{\text{Pasivo corriente}}$$

$$\text{Ratio de circulante} = \frac{\text{Activo corriente}}{\text{Pasivo corriente}}$$

Cuando los ratios son menor que uno, podemos decir que, la empresa tiene riesgo de crédito.

- b) Etapa de riesgo de quiebra: si la situación anterior se prolonga en el tiempo puede llegarse a un problema de solvencia más grave, pudiendo alcanzarse la descapitalización de la organización e incluso acabar con la liquidación de la misma.

Ratios para el análisis de riesgo de crédito a largo plazo que se relaciona con la solvencia:

$$\text{Ratio de solvencia} = \frac{\text{Activo total}}{\text{Pasivo total}}$$

Cuando una empresa carecerá de liquidez suficiente para hacer frente a los pagos conforme estos se van vencidos, se puede ver agravado, la organización además de no ser capaz de atender las deudas a su vencimiento, también presenta una situación de neto negativo. Es decir, cuando el ratio de solvencia es menor que uno. En esta situación, podemos considerar que la desaparición de entidad está cerca.

Sin embargo, el fracaso empresarial no es igual a fracaso financiero. El fracaso empresarial se ve desde la perspectiva de toda la empresa, incluyendo tanto el fracaso económico como el fracaso financiero. Generalmente, las empresas fracasadas tienen fracaso económico y el fracaso financiero.

1.2.3. Causas del fracaso empresarial para las empresas pequeñas y medianas

Con la ausencia de una teoría general sobre el fracaso empresarial se justifican múltiples opiniones. Es decir, el fracaso empresarial puede ser implicado por múltiples factores, tanto internos como externos.

Respecto a los factores internos, en el trabajo de Peterson, Kozmetsky y Ridgway (1983) consideran que, la causa principal del fracaso para las empresas pequeñas y medianas es la falta de experiencia de gestión. Según Larson y Clute (1979), las características del gerente y la insuficiencia de capital son causas importantes para el fracaso empresarial. En el trabajo de Khan y Rocha (1982) consideran que la falta de experiencia de gestión del cash flow, contabilidad defectuosa, los problemas del control de existencia y los del marketing pueden conllevar al fracaso empresarial. Maxwell (2000) dicen que, la insuficiencia del capital es una causa principal del fracaso empresarial.

Además de los factores internos, también existen muchos factores externos que afectan mucho al fracaso empresarial. En la investigación de Peterson, Kozmetsky y Ridgway (1983), muestra que los créditos con altas tasas de interés, fase depresiva del ciclo económico, la inflación y la política económica del gobierno son las causas externas que procuran el fracaso empresarial. En el trabajo de Ibrahim y Goodwin (1986), los investigadores consideran que las altas tasas de interés, los impuestos elevados y la falta de ayuda del Gobierno es una causa importante del fracaso para las pymes.

1.3. ACTUALIDAD DE ESPAÑA

1.3.1. La tasa de insolvencia

El Instituto Nacional De Estadística (INE) publica las informaciones sobre el procedimiento concursal, que se refiere al número de concursos por comunidad autónoma y a nivel nacional. Pero dicha información debe ser analizada en relación con la población de empresas existente en cada comunidad autónoma y de toda España, por lo cual se analiza con la tasa de insolvencia.

La tasa de insolvencia se interpreta como la proporción de concursos por cada mil empresas, y se obtiene a partir de la expresión siguiente:

$$Tasa\ de\ insolvencia = (n^{\circ}\ de\ concursos / n^{\circ}\ de\ empresas) * 1000$$

En este apartado se realiza un análisis de la evolución de la tasa de insolvencia de España durante 2004 a 2013 y un análisis por cada comunidad autónoma de año 2013. En la tabla 1.2 presenta los datos del número de empresas, del número de concursos y la tasa de insolvencia corresponde a este periodo.

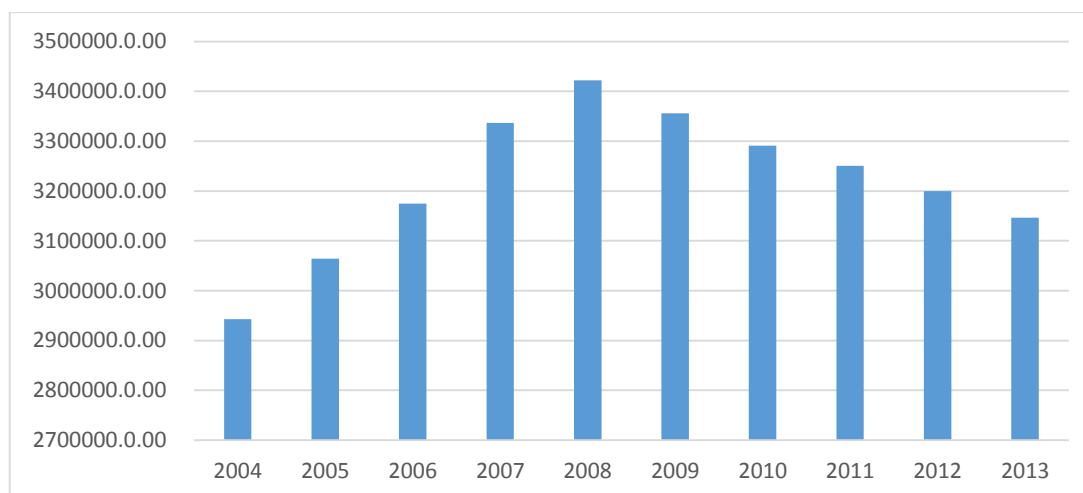
Tabla 1.2 : Evolución del Número de empresas, Número de concursos y la Tasa de insolvencia de España durante 2004 a 2013.

Año	Número de empresas	Número de concursos	Tasa de insolvencia
2004	2.942.583.00	104	0.03
2005	3.064.129.00	912	0.27
2006	3.174.393.00	885	0.26
2007	3.336.657.00	1027	0.27
2008	3.422.235.00	2871	0.73
2009	3.355.830.00	5835	1.38
2010	3.291.263.00	5644	1.37
2011	3.250.576.00	6538	1.65
2012	3.199.617.00	8412	2.26
2013	3.146.570.00	9678	2.77

Fuente: INE. Elaboración propia.

1.3.2. Evolución del número de empresas en España 2004 a 2013

Como puede observarse en el gráfico 1.1 la evolución del número de empresas existentes en España desde el año 2004, ha experimentado un importante incremento entre 2004 y 2008, y a partir de 2009, se produce un descenso hasta 2013 debido a los efectos de la crisis. El número de empresas ha aumentado un 16.30% antes de la crisis durante el periodo de 2004 a 2008, y ha disminuido un 6,24% durante el periodo 2009 a 2013.

Gráfico 1.1: Evolución del número de empresas existentes en España durante 2004-2013

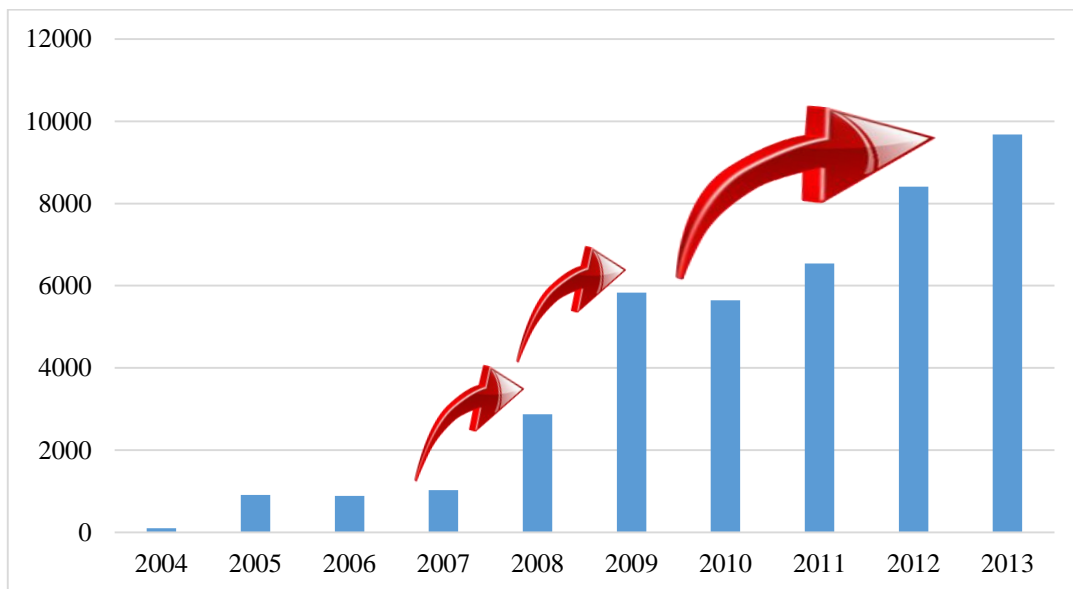
Fuente: Elaboración propia, a partir de datos publicado de INE.

1.3.3. Evolución de los concursos en España 2004-2013

Siguiendo Aguiar (2010), la información publicada por el INE sobre el concurso de acreedores se refiere al número de deudores concursados, distinguiendo entre personas físicas y empresas. Lo cual pueden ser personas físicas con actividad empresarial o sociedades. A partir de los datos publicados por INE, observamos que el número de deudores concursados ha crecido de forma importante en España durante 2004 a 2013, se ha pasado desde 104 empresas en el año 2004 a 9.678 empresas en año 2013. En el año de estallido de la crisis, el número de concursos ha aumentado un 180% desde 2007 a 2008. Un año después, sigue aumentando el número de concursos con un 103%. A partir de 2009, el número de concursos estaba estable sin grandes cambios. En los años después de la crisis, el número de concursos ha aumentado un 237% desde 2008 a 2013.

La evolución histórica de los concursos desde 2004 hasta 2013 (Véase el gráfico 1.2), muestra una tendencia claramente creciente.

Gráfico 1.2: Evolución del número de concursos en España durante 2004-2013



Fuente: Elaboración propia, partir de datos publicado de INE.

En la tabla 1.3 se muestra la distribución de los concursos publicados por comunidad autónoma, información recogida del baremo concursal de diciembre 2013, publicado por PwC, es una de las firmas de servicios profesionales más importantes del mundo. Podemos observar que Cataluña, la Comunidad de Madrid y la Comunidad Valenciana son las comunidades autónomas con mayor actividad concursal y supone un 50% del total

de concursos publicados. Andalucía ocupa un 10% sobre total de los concursos de empresas publicados.

Tabla 1.3: Evolución de concursos de empresas publicados por comunidades autónomas durante 2009 a 2013

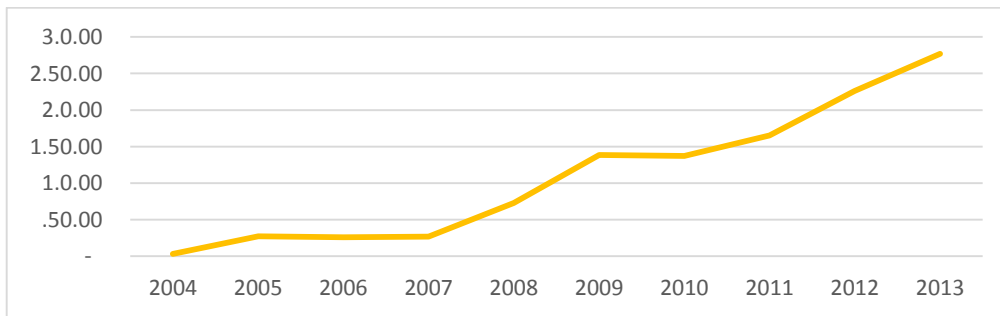
CCAA	2009	s/total	2010	s/total	2011	s/total	2012	s/total	2013	s/total
Andalucía	434	9%	429	9%	587	11%	758	10%	830	10%
Aragón	154	3%	161	4%	183	3%	270	4%	297	3%
Baleares	122	3%	128	3%	226	4%	212	3%	524	6%
Canarias	108	2%	148	3%	162	3%	180	2%	248	3%
Cantabria	60	1%	21	0%	53	1%	73	1%	100	1%
Castilla la Mancha	137	3%	139	3%	169	3%	270	4%	276	3%
Castilla León	195	4%	198	4%	210	4%	326	5%	350	4%
Cataluña	1151	25%	1086	24%	1197	22%	1522	21%	1789	21%
Ceuta	3	0%	4	0%	1	0%	1	0%	2	0%
Comunidad de Madrid	655	14%	647	14%	678	13%	929	13%	1280	15%
Comunidad Valenciana	688	15%	668	15%	805	15%	1107	15%	1171	13%
Extremadura	58	1%	37	1%	72	1%	80	1%	130	1%
Galicia	240	5%	280	6%	338	6%	482	7%	508	6%
Internacional	4	0%	-	-	-	-	-	0%	2	0%
La Rioja	42	1%	23	1%	35	1%	62	1%	76	1%
Melilla	4	0%	2	0%	3	0%	-	0%	-	0%
Navarra	58	1%	69	2%	82	2%	103	1%	140	2%
País Vasco	277	6%	275	6%	351	7%	503	7%	562	6%
Principado de Asturias	67	1%	66	1%	62	1%	134	2%	199	2%
Región de Murcia	188	4%	136	3%	158	3%	229	3%	232	3%
TOTAL	4645	100%	4517	100%	5372	100%	7241	100%	8716	100%

Fuente: baremo concursal 2013.

1.3.4. Evolución de la tasa de insolvencia

En el gráfico 1.3 podemos observar el aumento de la tasa de insolvencia entre 2004 y 2013. Desde el año 2007, empezó un gran aumento por el aumento del número de concursos, y por otro lado, la disminución de la población de empresas como hemos visto en el gráfico 1.1.

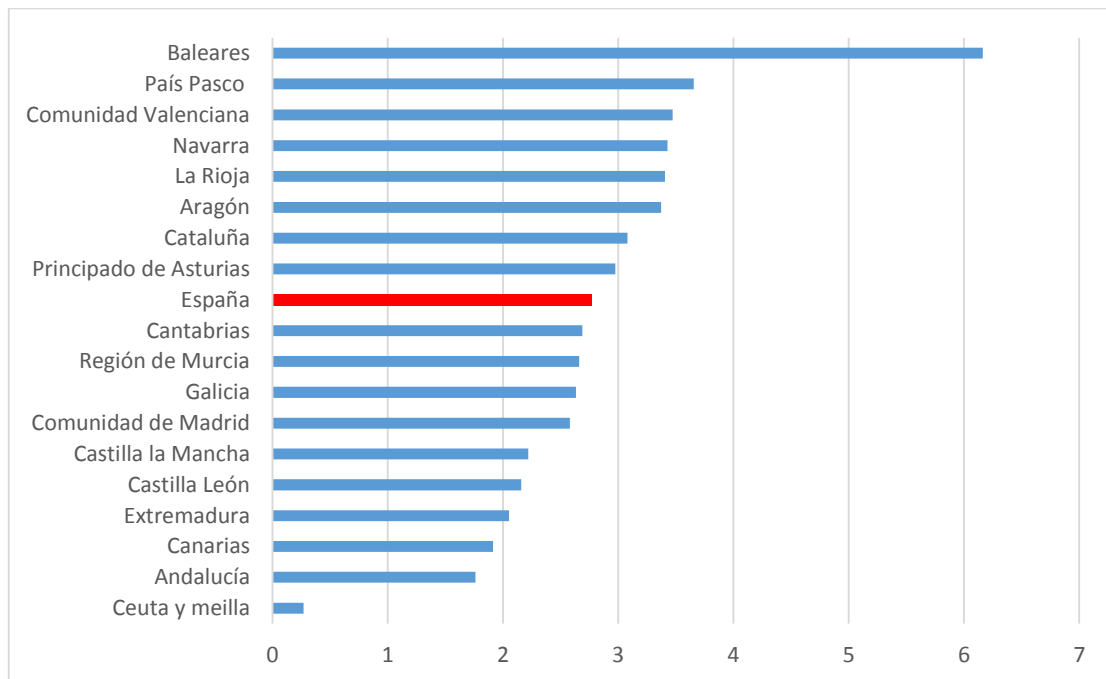
Gráfico 1.3: Evolución de la tasa de insolvencia de España durante 2004-2013



Fuentes: elaboración propia a partir de los datos de INE.

Como se refleja en el gráfico 1.4 de la distribución de la tasa de insolvencia por comunidad autónoma de 2013, muestra que habían 8 comunidades autónomas (Baleares, País Vasco, Comunidad Valenciana, Navarra, La Rioja, Aragón, Cataluña y Principado de Asturias) situaban por encima de la tasa de insolvencia nacional.

Gráfico 1.4: La tasa de insolvencia por CCAA 2013



Fuentes: Elaboración propia, a partir de datos publicados por baremo concursal 2013 e INE.

1.4. CARACTERÍSTICAS DE LAS EMPRESAS CONCURSADAS

La importancia del sector de actividad se deriva de que la adscripción sectorial determina la existencia de importantes diferencias relativas a los medios de producción, los ciclos productivos, la estructura competitiva, así como a los modos de distribución (Mora 1994). En este sentido, la literatura sostiene que las empresas ajustan sus ratios financieros a la media del sector al que pertenecen.

1.4.1. Evolución de la distribución de los concursos por sector

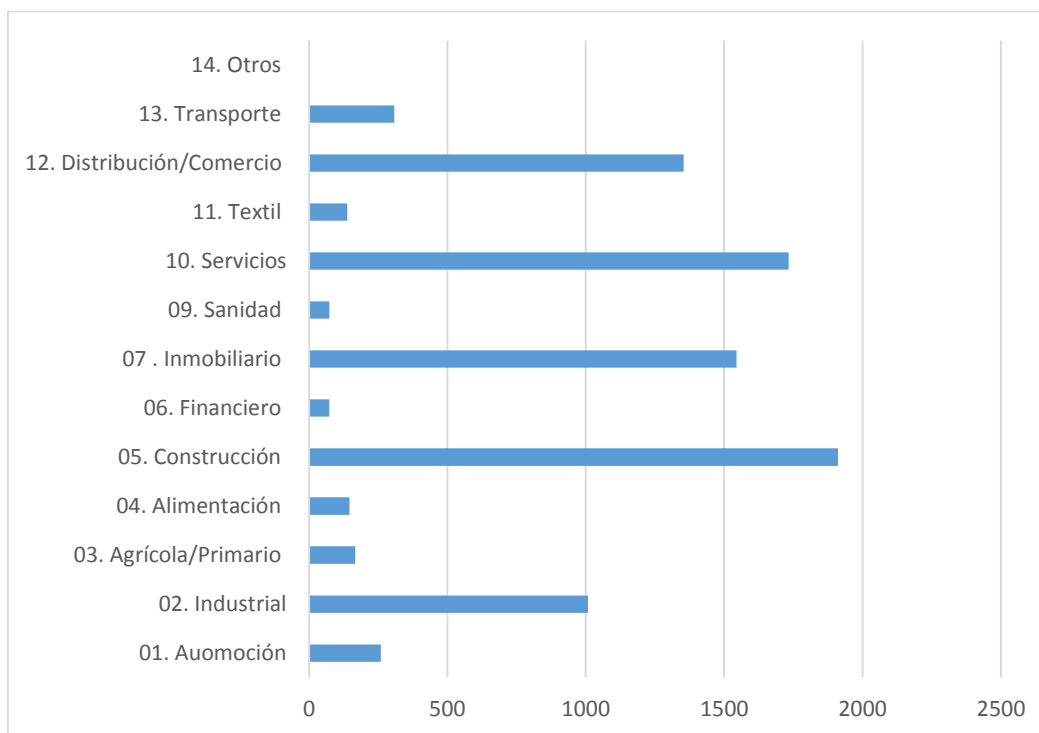
La tabla 1.4 recoge la distribución sectorial de las empresas concursadas. A efectos de facilitar la comparación con las estadísticas del INE, se han clasificado las empresas en los siguientes sectores de actividad: Automoción, Industrial, Agrícola, Alimentación, Construcción, Financiero, Inmobiliario, Sanidad, Servicios, Textil Comercio, Transporte y otros.

Tabla 1.4: Evolución de la distribución sectorial de concursos

Sector	2009	s/total	2010	s/total	2011	s/total	2012	s/total	2013	s/total
01. Automoción	107	2%	94	2%	143	3%	192	3%	259	3%
02. Industrial	768	17%	638	14%	643	12%	867	12%	1008	12%
03. Agrícola/Primario	73	2%	59	1%	121	2%	161	2%	167	2%
04. Alimentación	71	2%	72	2%	119	2%	120	2%	146	2%
05. Construcción	1312	28%	1250	28%	1424	27%	1894	26%	1911	22%
06. Financiero	21	0%	33	1%	33	1%	44	1%	73	1%
07. Inmobiliario	686	15%	740	16%	959	18%	1223	17%	1545	18%
09. Sanidad	23	0%	38	1%	38	1%	73	1%	73	1%
10. Servicios	512	11%	660	15%	781	15%	1077	15%	1733	20%
11. Textil	145	3%	87	2%	97	2%	119	2%	138	2%
12. Comercio	766	16%	634	14%	791	15%	1158	16%	1354	16%
13. Transporte	149	3%	208	5%	221	4%	309	4%	308	4%
14. Otros	12	0%	4	0%	2	0%	4	0%	2	0%
TOTAL	4645	100%	4517	100%	5372	100%	7241	100%	8717	100%

Fuente: Baremo concursal 2013.

La distribución sectorial de las empresas concursadas revela un aumento importante durante 2009 a 2013. Como nos presenta el gráfico 1.5, en el último año, los sectores de construcción e inmobiliario, industrial, servicios y comercio son los que tienen mayor peso sobre el número de concursos totales.

Gráfico 1.5: Distribución sectorial del número de concursos 2013

Fuente: Elaboración propia, a partir de datos publicado de Baremo 2013.

Los sectores de construcción e inmobiliario representan el 40% del total de concursos publicados, con un 22% y un 18% sobre el total respectivamente. Y el sector de construcción tiene una tendencia a disminuir su peso sobre el número de concursos totales durante el periodo 2009 a 2013. A pesar de haber sufrido un importante aumento del número de procesos concursales en año 2012, todavía existen empresas pertenecen del sector que entra en situación concursal, al agotarse las primeras, segundas y terceras refinanciaciones que acometieron en 2008 y 2012 como dice el baremo concursal de diciembre de 2013. La mayor parte de estos procesos son de liquidación, por la relación existente entre deuda y activo.

La crisis continúa atacando a otros sectores como muestra la tabla 1.4 que, en caso del sector servicios, su peso sobre el número de concursos totales, es relativamente superior a los habidos de 2009 a 2012. El incremento del número de empresas concursadas se explica en gran parte como consecuencia de la declaración de un gran número de concursos de acreedores de empresas pertenecientes a un mismo grupo de dicho sector.

En caso del sector industrial, su peso de concursos tienen una tendencia a disminuir su peso de concursados desde 2009 relativamente, aunque se ha pasado desde 768 procedimientos en 2012 a 1008 en 2013, por último el sector de comercio, se mantiene muy estable su peso de concursos, se oscila entorno de 15%.

1.4.2. Distribución de las empresas concursadas por tamaño

Para distribuir las empresas concursadas por tamaño se han seguido los criterios establecidos por el INE, en relación con el activo, con el objeto de facilitar la comparación con las cifras publicadas por dicho instituto.

La distribución de empresas concursadas en función del activo, en el periodo de 2009 a 2013, se presenta en la tabla 1.5. Como puede observarse, la mayoría de las empresas concursadas cuentan con un activo inferior a 2 y entre 2 y 5 millones de euros. El resto de empresas con un activo mayor a 5 millones de euros no presentan cambios significativos en ese periodo.

Tabla 1.5: Distribución de las empresas concursadas por tamaño según activo

Tamaño	2009	s/total	2010	s/total	2011	s/total	2012	s/total	2013	s/total
< 2M	2477	53%	2470	55%	2881	54%	3996	55%	4903	56%
2-5M	934	20%	872	19%	990	18%	1362	19%	1473	17%
5-10M	495	11%	430	10%	488	9%	643	9%	746	9%
10-30M	375	8%	341	8%	437	8%	524	7%	615	7%
30M-50M	79	2%	71	2%	93	2%	130	2%	156	2%
>50M	88	2%	108	2%	131	2%	156	2%	193	2%
sin datos	197	4%	225	5%	352	7%	430	6%	631	7%
TOTAL	4645	100%	4517	100%	5372	100%	7241	100%	8717	100%

Fuente: Baremo concursal 2013.

2. VARIABLES Y MODELOS PARA LA PREDICCIÓN DEL FRACASO: REVISIÓN DE LOS TRABAJOS PREVIOS

2.1. REVISIÓN DE METODOLOGÍA

Como el objetivo de este trabajo es investigar los ratios financieros que tienen mayor capacidad de predecir el fracaso empresarial, aplicamos las técnicas predictivas. La tabla 2.1 presenta un resumen de las metodologías revisadas en los estudios empíricos de la muestra, nos presenta una gama amplia de los modelos utilizados para discriminar las empresas fracasadas y sanas. El modelo logit y el análisis discriminante son los más usados en los trabajos de este campo.

Tabla 2.1 Tabla de resumen de las metodologías revisadas

Año	Trabajo	Metodologías
1966	Beaver	Análisis Univariante
1968	Altman	Análisis Discriminante Múltiple
1968	Beaver	Análisis Univariante
1972	Deakin	Análisis De Discriminante Múltiple
1974	Blum	Análisis Discriminante Múltiple
1980	Ohlson	Logit
1983	Taffler	Análisis Discriminante Múltiple
1984	Zmijewski	Logit
1983	Zavgren	Análisis De Probabilidad Condicional
1986	Peel, Peel y Pope	Logit
1989	Pina	Logit
1990	Platt y Platt	Logit
1994	Mora	Logit
1995	García, Arques y Calvo Flores	Análisis Discriminante Y Logit
1997	Lizarraga	Logit, Probit Y Modelo De Probabilidad Lineal
1997	Gallego, Gómez y Yañez	Logit, Probit Y Modelo De Probabilidad Lineal
1998	Ferrando y Blanco	Análisis Discriminante Y Logit
1998	Gandía, López y Molina	Logit
1999	Sung <i>et al.</i>	Análisis discriminante
2000	Crespo	Análisis Discriminante Múltiple Inteligencia Artificial: Red Neuronales
2001	Somoza	Logit
2001	Rodríguez López	Análisis Discriminante, Logit
2004	Mures y García	Logit
2005	De La Torre, Gómez y Román	Logit
2006	Calvo-Flores, García y Madrid	Análisis Cluster, Logit
2008	Pozuelo, Labatut y Veres	Logit
2008	Rubio	Análisis Factorial
2012	Mures, García y Vallejo	Análisis de componentes principales, discriminante.
2013	Castaño	Análisis discriminante, logit, probit y Análisis Envoltante de Datos.
2013	De Albornoz y Giner	Logit

Fuente: Elaboración propia a partir de los trabajos previos.

2.1.1. Modelos univariantes

El modelo univariante es un modelo de predicción cuyo resultado se obtiene por el análisis de una variable económica como dice Crespo (2000). Es decir, en el modelo univariante utiliza una variable independiente sola para la predicción del fracaso empresarial.

Los investigadores utilizan esta metodología para la predicción del fracaso, intenta a comparar los ratios financieros significativos para las empresas fracasadas y los ratios significativos para las empresas sanas, se pretende a detectar las diferencias sistemáticas que pueden ayudar a predecir dicha situación, son ideas del trabajo de Lev (1978).

El modelo univariante es fácil de ejecutar, pero tiene su limitación en el uso para la predicción. Una limitación principal a estos modelos es, que estos modelos pueden determinar la significatividad de cada ratio para explicar el fracaso, pero los distintos ratios pueden proporcionar soluciones contradictorias, es decir, un determinado ratio puede clasificar la empresa como fracasada, mientras que con otros ratios resultará ser una empresa sana, que se afirma esa idea en el trabajo de Rodríguez Vilariño (1994).

2.1.2. Modelos discriminantes

Los investigadores aplican este modelo al campo financiero con el objetivo de predecir las quiebras a partir de un conjunto de variables cuantitativas y cualitativas, que clasifica los individuos en fracasados y no fracasados. La finalidad es obtener una puntuación Z, se trata de una combinación lineal de determinadas variables independientes, según establece Gabás (1990).

Los modelos discriminantes presentan con unas limitaciones en su aplicación a la predicción de quiebras (Mora, 1994a; Sung *et al.*, 1999). “Las principales limitaciones se relacionan con la distribución normalidad de las variables independientes, la dispersión de la matriz de covarianzas, la determinación de la significatividad individual de las variables, los errores de clasificación, la reducción de la dimensión y la aplicación de los modelos a priori”(Crespo *et al.*, 2012).

El análisis discriminante tiene su ventaja en la aplicación, según los autores Sung *et al.* (1999), hacen referencia a su capacidad para incorporar múltiples ratios financieros simultáneamente, como a su capacidad de combinar variables independientes.

2.1.3. Modelos de probabilidad condicional (logit y probit)

El modelo logit se obtiene a partir de la regresión logística. La regresión logística puede ser utilizada cuando la variable dependiente es binaria (Hosmer y Lemeshow, 1989). Como señala Ferrando y Blanco (1998), el modelo logit explica la probabilidad de quiebra de una empresa con un conjunto de variables, y su relación entre la probabilidad de quiebra y el valor de los ratios financieros de dicha empresa mediante una curva en S, tomando valores entre el cero y el uno.

El modelo logit es el más usado (Ohlson, 1980; Zavgren, 1983; Platt y Platt, 1990). Comparando con el análisis discriminante, tienen el objetivo similar de predecir el fracaso empresarial, pero el modelo logit es menos exigente metodológicamente, ya que no se ve afectado por la distribución de normalidad, ni porque las matrices de dispersión sean iguales.

En el modelo logit admite el uso de que las variables independientes pueden ser categóricas, permitiendo que las variables explicativas no se reduzcan únicamente a ratios económicos financieros o variables métricas, posibilitando de esta manera el uso de información no financiera o cualitativa (Ferrando y Blanco, 1998).

La aproximación al problema es similar al modelo logit, pero el modelo probit se basa en la distribución normal acumulada. Según Borooah (2002), para los mismos datos, con el análisis logit y probit en general se obtiene la misma conclusión, pero los coeficientes difieren en magnitud. Pero como los coeficientes del análisis probit son muy difíciles de interpretar, el modelo probit no es recomendado cuando existe muchos casos asimétricos o con otra distribución que no sea la normal (Pampel, 2000).

2.1.4. Otros modelos

Además de los modelos discriminante y regresión logística, existen otros modelos menos utilizados. La técnica de participaciones iterativas permite introducir las variables de forma secuencial, presentado los resultados en forma de árbol de decisión binaria. Pero esta técnica es difícil de estimar la probabilidad de fracaso.

A partir de los años 90, se han desarrollado los modelos basados en técnicas de inteligencia artificial mediante redes neuronales y árboles de decisión. (Bell, *et al.*, 1990). Demuestra un elevado grado de acierto en el proceso de predicción del fracaso empresarial. Destacan por su mayor flexibilidad y por ofrecer mejores resultados en el caso de muestras de pequeño tamaño (Crespo, 2000).

En el trabajo presente, vamos a aplicar modelos paramétricos de discriminante y regresión logística. Son dos métodos más utilizados para la predicción del fracaso empresarial.

2.2. REVISIÓN DE LAS VARIABLES

Debido a la ausencia de la teoría para la selección de variables para el estudio del fracaso empresarial, la selección de ratios resulta problemática. Los investigadores han utilizado diversos criterios para la selección de variables para el fracaso empresarial. En el presente trabajo, definimos el criterio de selección de las variables a partir del trabajo pionero de Beaver (1966), que sobre la utilidad de la información contable para la predicción del fracaso empresarial, utilizó los siguientes criterios para la selección de ratios en su trabajo:

- Ratios con más popularidad para medir la solvencia de la empresa en la literatura contable.
- Ratios que funcionan bien en los trabajos previos.
- Ratios que está relacionado con los términos del concepto cash flow.

Al revisar los trabajos anteriores, encontramos que, en la parte de selección de variables de la mayoría de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial, utilizan el criterio similar de Beaver como el primer paso. Y posteriormente, se utilizan las técnicas económicas para determinar las variables que va a procesar en el desarrollo de estudio, como el análisis de componentes principales.

En nuestro trabajo, seleccionamos las variables explicativas en base de la popularidad en la literatura contable, así como la frecuencia del uso. También los ratios que resultan significados para predecir el fracaso empresarial a partir de la muestra de empresas. Y además, los ratios relacionados con cash flow.

Para analizar las variables relevantes que afectan a los trabajos del fracaso empresarial, hemos seleccionado 24 trabajos empíricos en diferentes ámbitos. En el Anexo 2 que

incluimos los ratios que utilizan en los trabajos del fracaso empresarial, ordenamos por el año de publicación y orden alfabético de los autores, la última columna presentamos el número de trabajos de las muestras que se considera como variable explicativa. Muestra que la mayoría de las variables explicativas seleccionadas para predecir el fracaso empresarial, están construidas por los ratios financieros, y los ratios que miden el estado financiero de la empresa, como rentabilidad, liquidez, endeudamiento, rotación, generación de recursos, estructura del activo, actividad y etc. Los ratios de cada categoría explican un aspecto del estado financiero de la empresa.

Ratios de rentabilidad (REN): sirven para comparar el resultado con distintas partidas del balance o de la cuenta de pérdidas y ganancias. Miden cómo la empresa utiliza eficientemente sus activos en relación a la gestión de sus operaciones.

Ratios de liquidez o solvencia (LIQ): miden la capacidad de la empresa para hacer frente a sus obligaciones, tanto en el corto como en el largo plazo. Indica el grado de compromiso existente entre las inversiones realizadas y el patrimonio de una empresa.

Ratios de endeudamiento (END): utilizan para conocer la cantidad y calidad de la deuda que tiene la empresa, así como para comprobar hasta qué punto se obtiene el beneficio suficiente para soportar la carga financiera correspondiente.

Ratios de estructura de activo (EST): miden la estructura porcentual del activo y del pasivo. Para ello se divide cada una de las masas del activo y del pasivo por el activo total y el pasivo total respectivamente.

Ratios de rotación o circulación (ROT): miden la eficiencia con la que la empresa administra sus activos para generar ventas.

Ratios de generación de recursos (GER): son los ratios sobre el cash flow, se mide la capacidad de autofinanciación de las empresas.

Ratios de actividad (ACT): son ratios sobre el negocio realizado por la empresa.

En la tabla 2.2 presentamos un resumen de los ratios financieros más utilizados por los estudios empíricos en la muestra de trabajos y número de veces utilizado en la muestra de estudio. En total son 36 ratios económico-financiero utilizados en los trabajos como variables explicativas, que se agrupan en siete categorías: rentabilidad, liquidez,

endeudamiento, rotación, generación de recursos, estructura de activo y actividad. En Anexo 3 presentamos las fórmulas para calcular estos 36 ratios.

En general, las empresas con más probabilidad de fracasar, se caracteriza por tener los ratios de rentabilidad bajos como la rentabilidad económica o la rentabilidad financiera, ratios de liquidez bajos, como el capital circulante o flujos de efectivo, con la capacidad de generación de recursos baja. Sin embargo, con el nivel de endeudamiento elevado, como elevado pasivo fijo y alto gasto financiero, se consideran que estas empresas son menos solventes también.

Entre algunos de los ratios seleccionados existe una correlación evidente. Este es un inconveniente desde el punto de vista de la aplicación metodológica, ya que las hipótesis para los modelos económicos se requieren una independencia entre las variables. El impacto de la multicolinealidad consiste en reducir el poder predictivo de cualquier variable independiente individual en la medida en que está asociado con otras variables independientes. Pero los investigadores se consideran que es más oportuno incumplir dicha hipótesis, que se destaca el contenido informativo adicional que supone la inclusión de algunas de las variables en los modelos (Mora, 1994a).

Tabla 2.2: Resumen de los ratios financieros de la revisión literaturas

Variables	Frecuencias
Rentabilidad	
Resultado Antes De Interese E Impuestos /Activo Total	9
Resultado Antes De Impuestos/Activo Total	9
Resultado Del Ejercicio / Recursos Propios	6
Resultado Antes De Impuesto/Fondos Propios	6
Resultado Antes De Impuestos E Intereses /Ventas	1
Beneficio Neto/Activo Total	12
Beneficio Neto/Ventas	4
Liquidez	
Activo Circulante/Pasivo Circulante	16
Capital Circulante/ Pasivo Circulante	5
Capital Circulante/ Ventas	2
Capital Circulante/Activo Total	10
Activo Fijo/ Fondos Propios	1
Capital Circulante/ Ingreso De Explotación	7
Endeudamiento	
(Fondos Propios + Pasivo Fijo)/Activo Fijo=Recursos Permanentes/Activo Total	3
Pasivo Exigible/Activo Total	12
Pasivo Total/Fondos Propios	6
Pasivo Circulante/Patrimonio Neto	1
Pasivo Fijo/ Patrimonio Neto	1
Activo Circulante/Activo Total	15
Estructura de activo	
Activo Fijo/Activo Total	3
Gastos Financieros/Pasivo Total	7
Rotación	
Ventas/Activo Total	4
Ventas/Activo Circulante	1
Ventas /Capital Circulante	2
Ventas/Pasivo Circulante	1
Ingreso De Explotación/Activo Total	6
Actividad	
Ingreso De Explotación/Gastos De Explotación	5
Gastos Financieros/Valor Añadido	3
Gastos Personal/Valor Añadido	2
Valor Añadido/Ventas	4
Valor Añadido/Ventas	1
Gasto Personal/Ingreso De Explotación	1
Generación De Recursos	
Cash Flow/ Pasivo Exigible	9
Cash Flow/Ingreso De Explotación	5
Cash Flow/ Fondos Propios	4
Cash Flow/ Pasivo Circulante	3

Fuente: Elaboración propia, a partir de los datos de trabajos previos.

3. SELECCIÓN DE METODOLOGÍAS Y VARIABLES EN EL ANÁLISIS DE FRACASO EMPRESARIAL

3.1. SELECCIÓN DE METODOLOGÍAS

Este apartado contiene una breve descripción de los métodos utilizados, tal como se aplica en SPSS², el software elegido para ejecutar los modelos.

Las metodologías son dos modelos más usados de este campo, son el análisis discriminante y la regresión logística (modelo logit), que aplicamos sobre los mismos datos para cada sector, a efectos de la comparación entre sectores y modelos.

3.1.1. Técnica de análisis discriminante

3.1.1.1. Conceptos básicos

A partir de la aproximación de Uriel (2005, PP.278), encontramos que el análisis discriminante es una técnica para obtener una función que puede clasificar los individuos en grupos definidos, a partir de ratios económico-financieros calculados en base de los estados financieros históricos. La función clasifica los integrantes de la población en dos grupos: empresas fracasadas y empresas sanas.

El análisis discriminante se aplica con fines clasificatorios, predictivos y explicativos. En la utilización clasificatoria, se trata de asignar los objetos a grupos preestablecidos. En la utilización explicativa se trata de determinar la contribución de cada variable clasificadora a la clasificación correcta de cada uno de los individuos. En una aplicación predictiva, se trata de determinar el grupo al que pertenece un individuo para el que se conocen los valores que toman las variables clasificadoras.

El propósito del análisis discriminante consiste en aprovechar la información contenida en las variables independientes para crear una función, la combinación lineal de esas variables, es capaz de diferenciar más posible los grupos.

A partir de la aproximación de Hair *et al.*, (1999, PP. 261), encontramos los objetivos del análisis discriminante:

² SPSS es un programa estadística informático muy usado en las ciencias sociales y las empresas de investigación de mercado.

- Comprobar si una determinada agrupación de objetos es correcta y si queda adecuadamente caracterizada por las variables que definen a cada grupo
- Obtener la combinación de variables predictores o independientes, que sea la función discriminante, que hace máxima la diferencia entre grupos.
- Predecir la probabilidad de pertenencia de un objeto concreto a uno de los grupos, teniendo en cuenta los valores que presente en las variables predictores analizadas.

El análisis discriminante tiene un objetivo final claramente predictivo, ya que un nuevo individuo será clasificado en uno de los grupos de acuerdo con el valor obtenido en las funciones discriminantes.

La variable dependiente en el análisis discriminante es el grupo de pertenencia, empresas fracasadas o empresas sanas. Puede ser una variable cuantitativa no continua o cualitativa, y las funciones discriminantes obtenidas no tienen interpretación económica.

Las variables independientes son cuantitativas. Dichas variables deben ser relevantes para clasificar, es decir, la media de cada variable para cada grupo tiene que ser diferente, pudiendo ser las elegidas por el investigador o bien seleccionadas por el programa de ordenador, a partir de una serie de variables iniciales. Por otro lado, los grupos establecidos a priori deben tener la misma variabilidad.

Una vez establecido la función lineal a partir de los ratios económico-financieros calculados en base de los estados financieros históricos, se clasifique lo más correctamente que se pueda a los dos grupos en que se divide a las empresas poblacionales a empresas sanas y fracasadas.

Esta combinación lineal de las variables métricas independientes es la función discriminante y proporciona una puntuación que permite catalogar a una empresa como perteneciente a uno u otro grupo.

3.1.1.2. Supuestos del análisis discriminante

Para la correcta aplicación del análisis discriminante, se ha planteado una serie de hipótesis, que el cumplimiento de hipótesis se afecta a la validez del modelo. Por lo tanto, en el proceso de aplicar el método, deberíamos cumplir las hipótesis estadísticas siguientes Hair *et al.*, (1999, PP. 261):

a) Normalidad de las variables independientes

Distribución normal se asume que los datos para las variables representan una muestra proveniente de una distribución normal multivariante. No obstante, en muestras grandes, el número de empresas sea mayor que 30, el no cumplimiento de este supuesto no tiene efectos a los resultados del análisis.

b) Linealidad de las relaciones

Las medias diferentes en cada grupo para las variables independientes, los grupos iniciales deben diferir lo más posible en las variables independientes, pues, en caso contrario, la función discriminante resultante de la combinación lineal de las mismas no será capaz de distinguir entre los grupos. Para contrastar esta situación, se suele hacer un ANOVA univariante (análisis de la varianza univariante) que toma como hipótesis nula la igualdad de medias en los grupos para cada variable.

c) Ausencia de multicolinealidad entre las variables independientes

Se supone que las variables empleadas para discriminar entre grupos no son completamente redundantes (por ejemplo, que una variable no sea la suma de otras que también están en el modelo). Es decir, las variables independientes no pueden estar correlacionadas. Para evaluar esta hipótesis, puede calcularse la matriz de correlaciones entre las variables.

d) Igualdad de dispersión en las matrices

Se supone que las matrices de varianzas y covarianzas son homogéneas entre grupos. Es decir, las matrices de varianzas-covarianzas de los ratios económico-financieros de cada uno de los dos grupos en que se ha dividido la población en empresas fracasadas y empresas sanas, deben ser iguales. Como en muestras grandes, su incumplimiento no genera problemas. Esta última hipótesis debe ser contrastada a través de un estadístico multivariante apropiado, empleándose frecuentemente el contraste M de Box (H_0 : Igualdad de varianzas en los grupos). También puede evaluarse de manera individual para cada variable, empleándose el test de Levene.

No obstante, las hipótesis de la distribución normal y la igualdad de dispersión de matrices muchas veces no se cumplen, por el motivo del uso de los ratios transformados, de forma a la raíz cuadrada o el logaritmo, o los ratios tienen el mismo denominador, o entre los ratios existe la relación complementaria. Que se puede sustituir el valor outlier³ por el valor non-outlier más próximo, o directamente se acude a otras técnicas de clasificación, como el análisis logit o el análisis probit, son menos estrictos en sus puestos de partida. Según varios autores, se han demostrado que el análisis discriminante es una técnica bastante robusta que puede tolerar algunas desviaciones en estos supuestos. Además, no todos los aspectos del análisis discriminante requieren estos supuestos como señalan Ferrando y Blanco (1998).

3.1.1.3. Estimación de las funciones discriminantes

Una vez que se han identificado las funciones discriminantes significativas, la atención se desplaza a averiguar el ajuste global de las funciones discriminantes. Esta valoración pretenda a calcular la puntuación Z discriminante para cada observación, evaluar diferencias de grupo sobre las puntuaciones Z discriminantes y valorar la precisión en la predicción de pertenencia al grupo (Hair *et al.*, 1999, pp261).

La puntuación Z discriminante de cualquier función discriminante puede calcularse para cada observación mediante la expresión siguiente:

$$Z_{jk} = \alpha + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_iX_{ik}$$

Donde:

Z_{jk} : es la puntuación Z discriminante de la función discriminante j para el objeto k;

α : constante;

W_i : son los coeficientes de ponderación de las variables discriminantes i, clasificadora, explicativa o predictores;

X_{ik} : es el valor que alcanza el ratio financiero (variable independiente) i de la empresa k.

Es una medida métrica que ofrece unas medidas directas para comparar observaciones para cada función. Las diferencias entre grupo debe ser máximas, es decir, la distancia h

³ Los valores outlier son los valores extremos, también se llaman los casos atípicos.

entre los dos centroides $(\bar{d}_1 - \bar{d}_2)$ debe ser máxima. El los gráficos 3.1 y 3.2 ayudarán a explicar mejor la naturaleza del análisis discriminante. Demuestra lo que ocurre se calcula una función discriminante de dos grupos.

Gráfico 3.1: Diagramas de dispersión de dos grupos en dos variables de clasificación

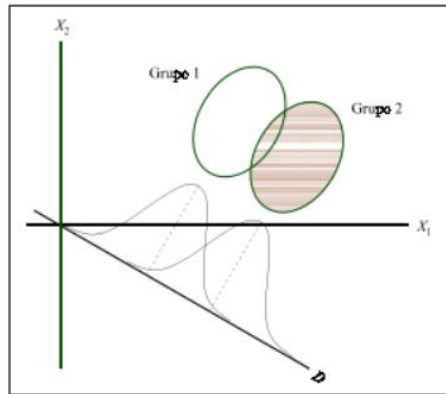
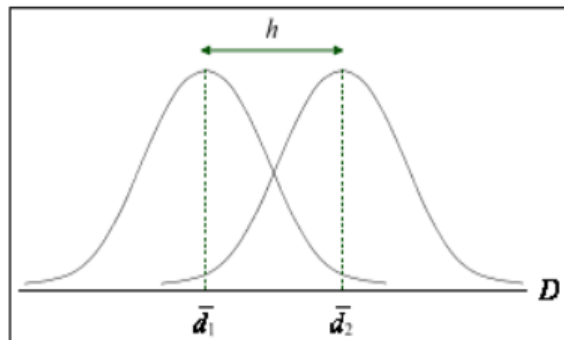


Gráfico 3.2: Histogramas de cada grupo y centroides representados sobre la función discriminante



3.1.1.3.1. Los coeficientes de discriminantes

Coeficientes no estandarizados

- Sólo se utilizan para determinar las puntuaciones discriminantes.
- Su valor está afectado por la unidad de medida.

Coeficientes estandarizados

- Expresa la importancia relativa de cada variable en la función.
- Muestran la contribución neta de cada variable independiente a la función discriminante.
- Toman valores entre -1 y 1.

Coefficientes de estructura

- Permite determinar la naturaleza de las funciones discriminantes que diferencian a los grupos.
- Expresan la correlación de las variables predictores con las funciones discriminantes.
- No se hallan afectados por la colinealidad entre las variables predictores, lo cual permite una mejor interpretación de las funciones discriminantes que los coeficientes estandarizados.
- Han de tomar valores mayores o iguales que 0.3 para que puedan considerarse significativos.
- Su valor al cuadrado expresa la proporción de varianza que es explicada por la función discriminante.

3.1.1.4. Evaluación del modelo

La evaluación del modelo consiste en evaluar la capacidad predictiva de las funciones discriminante. Se evalúa los modelos a partir de la matriz de clasificación. Se trata de una matriz en la que se expresan los casos correctamente clasificados, es decir, aquellos para los que coincide su grupo real con el grupo pronosticado a través del modelo discriminante. Los criterios que permiten valorar el éxito de la clasificación son el porcentaje causal cuando los grupos considerados son de igual tamaño, el criterio de casualidad máxima se aplica cuando los grupos tienen diferente número de casos y el criterio de oportunidad proporcional se aplica también cuando los grupos son de tamaño distinto.

3.1.1.5. Validación de los resultados

El último paso del análisis discriminante comprende la validación de los resultados discriminantes para asegurar que los resultados tienen validez tanto externa como interna.

Dada la propensión del análisis discriminante a aumentar el ratio de acierto si se evalúa solamente utilizando la muestra de análisis, la valoración cruzada es una etapa fundamental. Muy a menudo la validación cruzada se realiza con la muestra original, pero es posible emplear una muestra adicional como ampliación de la muestra. Además de la validación cruzada, el investigador debe llevar a cabo el diseño de grupos que aseguren

que las medidas de estos grupos son indicadores válidos del modelo conceptual empleado para seleccionar las variables independientes.

3.1.1.6. Análisis discriminante con SPSS

El paquete estadístico SPSS 19, que hemos utilizado en este trabajo, nos permite seleccionar los ratios discriminantes directamente, es decir, de forma aleatoria o seguir un procedimiento iterativo paso a paso, se obtuvieron aplicando un procedimiento sucesivo por pasos hacia delante considerando cualquiera de los criterios de selección de variables disponibles en el programa. El criterio elegido para ir introduciendo los mejores financieros por la minimización de la Lambda de Wilks.

3.1.2. Análisis de regresión logística

El análisis discriminante se exige la hipótesis de normalidad para la aplicación del modelo, es difícil de verificar en los problemas de predicción de crisis, y dado que en ellos la variable dependiente es cualitativa, parece en principio más apropiada la utilización del análisis de la regresión logística (Lo, 1986).

3.1.2.1. Concepto teórico

Como se ha discutido en el apartado anterior, el análisis discriminante es apropiado cuando la variable dependiente es no métrica. Sin embargo, cuando la variable dependiente tiene solo dos grupos, puede preferirse la regresión logística por varios motivos. El análisis discriminante exige un cumplimiento estricto de los supuestos de normalidad multivariante y la igualdad de matrices de varianzas covarianzas entre los grupos, supuestos que no siempre se verifican.

El modelo de regresión logística es una técnica de probabilidad condicional, se aplica para la obtención de la probabilidad de que una observación pertenezca a un conjunto determinado, en función del comportamiento de las variables explicativas, que se han formado por los ratios económico-financieros, también pueden ser categóricas. En el caso de aplicar la regresión logística, la variable dependiente es una variable dicotómica que se toma el valor 0 si la empresa ha fracasado y el valor 1 si la empresa sea sana.

Los objetivos de aplicar el análisis de regresión logística:

- Predecir la probabilidad de ocurrencia de un determinado suceso.

- Analizar el grado de relación entre las variables independientes y la dependiente.
- Analizar la significatividad de la relación anterior.

Las ventajas de aplicar el modelo de regresión logística son, que sólo requiere que las variables predictivas sean independientes y admite las variables explicativas pueden ser categóricas sin violar ningún supuesto. De modo que, se puede evitar los inconvenientes del método discriminante. En el análisis discriminante, se exige que las variables clasificadoras siguen una distribución normal multivariante. Según Norusis (1993), en unos casos, cuando los supuestos requeridos por el análisis discriminante son satisfechos, todavía la regresión logística funciona mejor. La aplicación de la regresión logística es más flexible.

En primer lugar, la regresión logística no se enfrenta a estos supuestos tan estrictos, y es mucho más robusta cuando estos supuestos no se cumplen, haciendo muy apropiada su aplicación en muchas situaciones. En segundo lugar, incluso si se cumplen los supuestos, muchos investigadores prefieren la regresión logística porque consideran tanto variables categóricas como variables cuantitativas. Ambos cuentan con contrastes estadísticos directos, capacidad para incorporar efectos no lineales y permitir una amplia variedad de diagnósticos. Por estas razones y otras más técnicas, la regresión logística es equivalente al análisis discriminante de dos grupos y puede considerarse más apropiada en múltiples situaciones.

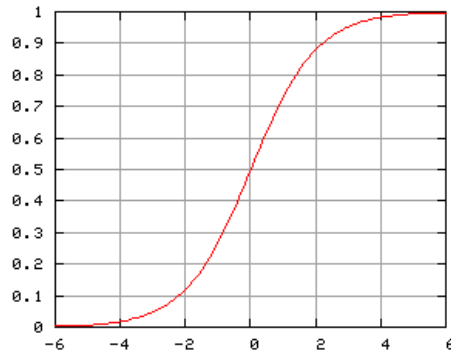
Por otra parte, la posibilidad que ofrece el modelo logit de que las variables independientes sean categóricas, permite que las variables explicativas no se reduzcan únicamente a ratios financieros o variables métricas. De esta forma, en el modelo logit se puede trabajar con información no financiera o cualitativa como, por ejemplo, si la empresa es de sociedad limitada o sociedad anónima, se ha cotizada o no, sus estados financieros estaban o no auditados, y su edad de construcción antes de la quiebra.

En los modelos de probabilidad condicional aplicados a la provisión de quiebras, se trata de estimar la probabilidad de que suceda un evento, la quiebra de una empresa, dados ciertos valores particulares en los ratios financieros de la misma.

Se predice la probabilidad de ocurrencia de un suceso. Aunque el valor predicho debe estar acotado para que caiga en el rango de cero y uno. Para definir una relación acotada

por cero y uno, la regresión logística utiliza una relación supuesta entre las variables dependientes e independientes que recuerda a una curva en forma de S (Véase el gráfico 3.3).

Gráfico 3.3: Curva logística



3.1.2.2. Estimación del modelo de regresión logística

El modelo de regresión logística determina la probabilidad de la ocurrencia de un suceso, o se puede determinar los valores de las variables explicativas a partir de su expresión siguiente:

$$p(Y = 1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki})}}$$

En un modelo logit, la relación entre la probabilidad de quiebra de una empresa i (P_i), y el valor de los j ratios financieros de dicha empresa en un determinado año X_{ij} es una curva en S acotada entre cero y uno, o más en concreto, tiene la forma de la función de distribución logística acumulada que aparece en la expresión:

$$P_i = Prob[Y_i = 1 / (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{mi})] = \frac{1}{1 + e^{-t_i}}$$

La ecuación general será siguiente:

$$P(Y) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K + \varepsilon$$

Donde:

β_0 es contante, expresa el valor de la probabilidad de la variable dependiente (Y) cuando las variables independientes son cero.

β_i son coeficientes de regresión logística, se expresan la variación que experimenta la probabilidad de que ocurra Y, ante un cambio de unidad de la variable independiente correspondiente, manteniéndose las demás variables explicativas constantes.

Si el signo es positivo, la variable a la que corresponde aumenta la probabilidad de ocurrencia de Y en la cuantía expresada por el coeficiente.

ε representa el término de perturbación o error de estimación.

Para niveles muy bajos de la variable independiente, la probabilidad se aproxima a cero. Según crece la variable independiente, la probabilidad crece a lo largo de la curva, pero como la pendiente empieza a decrecer para cierto nivel de la variable, los modelos de regresión lineal no permitan captar tal relación, al ser inherentemente no lineal.

El modelo de regresión logística se expresa en términos de log odds, significa expresar el logaritmo natural de la razón de probabilidad de que ocurra un evento a la probabilidad de que no ocurra.

La expresión del modelo en este caso es la siguiente, que se obtiene a partir del concepto de odds ratio:

$$Odds = \frac{\text{Pr. de ocurrencia de } Y}{\text{Pr. de no ocurrencia de } Y} = \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)}$$

Odds >1, indica que existe mayor probabilidad de que ocurra el suceso.

Odds <1, indica que existe menor probabilidad de que ocurra el suceso.

Mediante esta expresión, se facilita la interpretación de los coeficientes de regresión logística, que se realizaría como una regresión lineal.

3.1.2.3. Contrastes de la significación de los coeficientes

La regresión logística puede contrastar también la hipótesis de que un coeficiente sea distinto de cero⁴. Se utiliza un estadístico de Wald. Este proporciona la significación estadística para coeficiente estimado de tal forma que se puede contrastar hipótesis.

⁴ El cero significa que el odds ratio no cambia y que la probabilidad no se ve afectada.

3.1.2.4. Evaluación del modelo

La evaluación del modelo de regresión logística se hace por varias pruebas.

La prueba ómnibus sobre los coeficientes del modelo, mediante el estadístico de verosimilitud o χ^2 del modelo conjunto con su nivel de significado inferior a 1%, indicando la significación global del modelo estimado.

Del mismo modo, los coeficientes R^2 de Cox y Snell y de Nagelkerke, que permiten valorar la bondad del ajuste realizado, presentan valores altos, confirmando que el modelo es correcto.

La prueba χ^2 de bondad de ajuste de Hosmer y Lemeshow es uno de los coeficientes más utilizados en regresión logística. Consiste a contrastar si hay diferencia entre valores observados y predichos. Tiene la ventaja que proporciona un único valor, es más fácil de interpretar, también tiene el inconveniente de que la muestra debe ser evaluada para poder dividir la muestra en grupo.

Para evaluar la eficiencia del modelo se realiza mediante la tabla de clasificación y una forma visual, la curva ROC. La curva ROC es la representación gráfica que permite evaluar la eficiencia predictiva del modelo de regresión logística. Se obtiene a través de los valores de especificidad y los valores de sensibilidad.

Si el área bajo la curva es 0.5, el modelo carece de poder predictivo, alcanzándose la máxima capacidad predictiva del modelo cuando el área bajo la curva se aproxima a 1.

3.2. SELECCIÓN DE LAS MUESTRAS DE EMPRESAS

En el proceso de desarrollar los modelos de predicción del fracaso empresarial, nos lleva a la necesidad de seleccionar una muestra de empresas. Para ello, utilizamos los datos que proceden de la base de datos de Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI), con información sobre más de 2.000.000 empresas españolas y 500.000 portuguesas, sirve para el análisis de empresas y de sectores.

El objetivo del estudio es realizar un análisis comparativo sobre el fracaso empresarial entre los sectores principales de la actividad económica, que son sector industrial, sector construcción y sector servicios, elegimos el subsector comercio y hostelería como

representante del sector servicios. Según el análisis de evolución de los concursos por sector, estos son los sectores que tienen más concursos relativamente.

Las empresas de muestra clasificadas según la Clasificación Nacional de Actividades Económicas 1993 (CNAE 93 Rev.1) a nivel de dos dígitos, es la actualización del orden que se aprueba por el Real Decreto 1560/1992, de 18 de diciembre.

Se selecciona las empresas que pertenecen en tipo de microempresas, pequeñas y medianas empresas (pymes). Como hemos visto anteriormente en el epígrafe 1.4.2., las empresas que tienen un activo inferior de 5 millones presentan más concursos.

El análisis empírico se aplica a empresas españolas del sector industrial, construcción, y servicios. La selección de los pymes basada en los criterios contables oficiales. Los requisitos para los pymes se aprueban en la Orden JUS/206/2009, de 28 de enero. Los pymes están constituidas por empresas en la fecha de cierre que tienen que cumplir por lo menos dos de los requisitos siguientes⁵:

- Número de trabajadores: menos de 50 de personas
- Importe neto de cifra de ventas: no excede de 5.700.000€.
- Total activo: no excede de 2.850.000 €.

A partir de las empresas que permanecen en la base de datos SABI con la fecha de cierre de 31/12/2012, conjunto con la definición del fracaso empresarial, que seleccionamos todas las empresas que se encuentra de estado de quiebra, suspensión de pagos y concursos.

Una vez seleccionada la muestra de empresas fracasadas, la hemos emparejado con empresas sanas del mismo sector y el mismo tamaño, que con valor próximo de activo total. De esta manera, hemos conseguido el mismo número de empresas en cada grupo, estos tiene la ventaja de asegurar la suficiencia de empresas fracasadas. La tabla 3.1 que se resume la distribución de las empresas en los sectores de construcción, industria

⁵ Dado que el Banco de España amplía la definición de pymes para impulsar el crédito en octubre de 2013, que una pyme es la que cuenta con menos de 250 trabajadores y un volumen de negocio actual inferior a 50 millones de euros, en el estudio presente, aplicamos los requisitos del Orden antiguo. En este estudio, los datos son de 2012, las cuentas contables se cierre antes de la fecha de vigor del nuevo Orden, por lo tanto, consideramos que definir pyme con requisitos antiguos es más adecuado.

manufacturera y servicios (comercio y hostelería). En el anexo 1, la tabla de las empresas emparejadas presenta la información detalle de las empresas.

Tabla 3.1. Resumen de la muestra de empresas por sector

Código CNAE 93 Rev.1	Actividad económica	Número de empresas fracasadas	Número de empresas sanas
15-36	Industria manufacturera	105	105
45	Construcción	94	94
51, 52, 55	Servicios (Comercio y hostelería)	139	139
Total		338	338

Fuente: Elaboración propia.

3.3. SELECCIÓN DE VARIABLES

En el apartado anterior, hemos hecho una revisión de las variables y metodologías utilizadas en los trabajos previos. Como se aparece en la tabla 3.2. Tomamos 10 variables en total con signos esperados, que indica la relación de la variable con el fracaso empresarial. Seleccionamos las nueve variables de cada categoría más frecuentes, y dado que en el trabajo presente, trabajamos con las empresas de pequeñas y medianas empresas, por lo tanto, seleccionamos la variable beneficio neto sobre importe de ventas que presenta el margen de beneficios para las empresas de ese tamaño de cifras de ventas. A pesar de que estas variables resultan significativas en los trabajos previos, a continuación, vamos a explicar el comportamiento de cada una de ellas al modelo de fracaso empresarial para cada sector de empresas.

Tabla 3.2: Resumen de los ratios más frecuentes

Variables explicadas	Categoría	Frecuencias	Signo esperado
Resultado antes de impuestos e intereses/activo total	Rentabilidad	9	+/-
Beneficio neto/activo total	Rentabilidad	12	+/-
Beneficio neto/importe neto de cifras de ventas	Rentabilidad	4	+/-
Pasivo exigible/activo total	Endeudamiento	12	+
Gastos financieros/pasivos exigibles	Endeudamiento	7	+
Activo circulante/pasivo circulante	Liquidez	16	-
Capital circulante/activo total	Liquidez	10	-
Cash flow/pasivo exigible	Generación de recursos	9	-
Ingreso de explotación /activo total	Rotación	6	-
Activo circulante/activo total	Estructura	15	+

Fuente: Elaboración propia.

Resultado antes de impuestos e intereses/activo total (EBIT/AT): Es una medida de la rentabilidad que se obtienen los accionistas sobre el activo, indica la eficiencia en la utilización del activo.

Beneficio neto/activo total (B N/AT): Es una proporción de la rentabilidad sobre activos, que se mide la rentabilidad de los activos de una empresa.

Beneficio neto/importe neto de cifras de ventas (B N/INCV): Es una medida de rentabilidad sobre ventas, mide la relación entre precios y costos. Cuando sea más alto, significa un mayor beneficio por el volumen de ventas de la empresa.

Pasivo exigible/activo total (PE/AT): Es una medida de endeudamiento, indica las obligaciones financieras a largo plazo de la empresa.

Gastos financieros/pasivos exigibles (GF/PE): Es una medida del coste financiero del endeudamiento y del riesgo.

Activo circulante/pasivo circulante (AC/PC): Es una medida que se mide la capacidad de la empresa para hacer frente a sus deudas en el corto plazo, indica el grado de solvencia de la empresa.

Capital circulante/activo total (CC/AT): Es una medida sobre la liquidación de la empresa. Indica la libertad del activo.

Cash flow/pasivo exigible (CF/PE): Es una medida de la liquidez de la empresa, indica la capacidad de reducir la deuda de la empresa si se utilizara todo el cash flow generado por ello.

Ingreso de explotación /activo total (IEXP/AT): Es una medida de rotación. Cuando sea positivo, indica el margen para aumentar la rentabilidad.

Activo circulante/activo total (AC/AT): Es una medida de la estructura de activo de la empresa, indica la proporción de activo a corto plazo sobre el activo total.

Los dos métodos seleccionados se describen estadísticamente las diez variables seleccionadas previamente y se explica su significado en la evaluación del fracaso empresarial. En la última parte presenta los resultados obtenidos en la aplicación de modelos de fracaso empresarial y las conclusiones obtenidos por cada método.

4. ANÁLISIS EMPÍRICO

Una vez seleccionada la muestra y las variables dependientes e independientes, nos permite a elaborar los modelos de predicción del fracaso empresarial para cada sector con las dos metodologías, uno es el análisis discriminante y el otro, análisis de regresión logística.

A continuación, se detalla cómo contribuyen estas 10 variables en la evaluación del fracaso empresarial.

4.1. MATRIZ DE CORRELACIÓN

La tabla 4.1 muestra la matriz de correlación entre los ratios financieros. Los coeficientes de correlación son bajos, menos aquellos ratios que tienen en la fórmula el mismo denominador (EBIT/AT y B N/AT, AC/AT y CC/AT).

Tabla 4.1: Matriz de correlación

Correlaciones										
	AC/AT	AC/PC	EBIT/AT	B N/AT	DT/AT	CF/PE	GF/PE	CC/AT	IEXP/AT	B N/INCV
AC/AT	1									
AC/PC	,165**	1								
EBIT/AT	,106**	,155**	1							
B N/AT	,088*	,158**	,969**	1						
DT/AT	-,111**	-,305**	-,619**	-,677**	1					
CF/PE	,031	,221**	,804**	,793**	-,364**	1				
GF/PE	-,023	,116**	-,013	-,160**	,112**	-,141**	1			
CC/AT	-,885**	-,105**	-,172**	-,189**	,264**	-,110**	,135**	1		
IEXP/AT	,253**	-,083*	-,237**	-,256**	,268**	-,169**	-,005	-,268**	1	
B N/INCV	,150**	,197**	,765**	,793**	-,499**	,765**	-,157**	-,270**	-,027	1
**. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).										
*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).										

Entre los ratios seleccionados existe una correlación evidente. Es un inconveniente importante desde el punto de vista de la aplicación metodológica, ya que las hipótesis

para los modelos económicos se requieren una independencia entre las variables. Cuando existe una colinealidad entre las variables independientes puede ocurrir que alguna de ellas pueda estar fuera del análisis por no aportar información nueva, por tanto, afectar negativamente a la precisión de las estimaciones. No obstante, en palabras de Lev (1978), no debe sobreestimarse el efecto de la multicolinealidad, ya que la cuestión más importante para el análisis, deberá ser si un ratio contribuye o no a la explicativa de la variable dependiente. En el caso de una contribución positiva, merecerá la pena, en general, y aun a pesar de la multicolinealidad, incorporar la variable del modelo, de esta forma se aumentará el poder predictivo del modelo.

4.2. ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS

La tabla 4.2 muestra los estadísticos descriptivos de las variables. En media, las empresas fracasadas que tienen menor rentabilidad, tienen más deudas, presentan con menor cobertura de gastos financieros, tienen peor grado de rotación de activos y su capacidad de generar los recursos son peores que las empresas sanas.

Tabla 4.2: Descriptivos de las variables del modelo para empresas sanas y fracasadas

	Fracasadas				Sanas			
	Media	Máximo	Mínimo	Desv.tip	Media	Máximo	Mínimo	Desv.tip
AC/AT	0.65	1.00	0.03	0.24	0.71	1.00	0.05	0.24
AC/PC	1.17	34.81	0.04	1.98	2.10	32.25	0.14	2.56
EBIT/AT	-0.26	0.48	-3.13	0.44	0.02	0.56	-5.22	0.30
B ^N /AT	-0.29	0.40	-3.21	0.46	0.00	0.42	-5.23	0.29
DT/AT	1.06	5.34	0.15	0.61	0.61	2.16	0.03	0.25
CF/PE	-0.20	0.46	-4.69	0.34	0.10	1.64	-6.24	0.42
GF/PE	0.05	0.79	0.00	0.07	0.03	0.54	0.00	0.04
CC/AT	-0.40	1.08	-1.00	0.40	-0.57	0.71	-1.00	0.37
IEXP/AT	1.68	15.84	0.42	1.44	1.93	18.87	0.47	1.62
B ^N /INCV	-0.20	0.27	-2.86	0.32	0.01	2.76	-2.76	0.22

4.3. RESULTADO DE PREDICCIÓN DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE

Con el objetivo de predecir el fracaso empresarial de las empresas por cada sector, aplicamos un análisis discriminante. Es una técnica más utilizada en el campo de estudio

del fracaso empresarial, que se han obtenido los buenos resultados de predicción en los trabajos previos, aunque se exige los supuestos estadísticos.

Para desarrollar los modelos predictivos, hemos aplicado el programa estadística SPSS 19. Hemos obtenido los modelos de análisis discriminante por cada uno de los tres sectores elegidos.

El listado por casos del regresión logística es una posible solución consiste en eliminar los casos atípicos⁶ y reestimar el modelo. Al eliminar los casos atípicos, si hay cambio de los porcentajes de clasificación, se trata de una observación muy influyente, que debe eliminarse. Si no hay cambio en los porcentajes de clasificación, puede dejarse.

Inicialmente, hemos incluido todas las empresas de los tres sectores al modelo de regresión logística, han salido un listado por casos para cada sector. Probamos a eliminar los casos atípicos de los tres sectores, los porcentajes de clasificación han aumentados, por lo tanto, decidimos a eliminar los casos atípicos de estos tres sectores (Véase el anexo 4).

4.3.1. Resultado del análisis de discriminante del sector industrial

La tabla 4.4 muestra los resultados del análisis discriminante para las empresas del sector industrial. Se muestra la salida del SPSS relativa a diferentes presentaciones de la función discriminante, que son función de Fisher, estandarizada y función no estandarizada, así como la correlación entre la función discriminante y cada una de las funciones consideradas en el análisis.

El modelo incluye cuatro variables significativas. Que son:

- Un ratio de rotación de activo, ingreso de explotación sobre el activo total (IEXP/AT) indica la eficiencia de la empresa sobre el uso de sus activos para generar ingresos por actividades de explotación, cuando es positivo, indica un margen de beneficios. Las empresas con pequeños márgenes de beneficio suelen tener un elevado grado de rotación. Por tanto, presenta una relación esperada negativa con el fracaso empresarial.

⁶ Los casos atípicos que difieren del comportamiento del resto de la muestra y hacen sospechar de que han sido generados por mecanismos distintos.

- Un ratio de rentabilidad, resultado antes de impuestos e intereses sobre el activo total (EBIT/AT), indica la rentabilidad económica obtenida por la empresa. Cuando mayor la rentabilidad económica obtenida, menor riesgo de fracaso.
- Un ratio de estructura de deudas, gastos financieros sobre pasivo exigible (GF/PE), que mide el coste de endeudamiento de la empresa. Cuando sea mayor el coste de endeudamiento, la empresa tendrá un riesgo de fracaso más elevado.
- Un ratio de liquidez, activo circulante sobre pasivo circulante (AC/PC), es una medida de la capacidad de la empresa para atender sus deudas a corto plazo. Cuando sea menor, indica que la empresa tendrá mayor riesgo de suspender los pagos.

Para todas las variables que se calcula la F. Que los valores de F son mayores que la F máx. (2.71)⁷, las cuatro variables permanecen en el análisis.

Se observa la tabla 4.3 de las funciones en los centroides de los grupos, las empresas sanas tienden a obtener puntuaciones positivas en la función discriminante, que tiene un signo positivo del centroides, mientras que las empresas fracasadas tienden a obtener puntuaciones negativas.

Tabla 4.3: Funciones en los centroides de los grupos

Estado	Función
	1
Sana	,787
Fracasada	-,779

Se observa la tabla 4.4, de coeficientes de las variables que entran en el modelo, los coeficientes de las variables AC/PC, EBIT/AT y IEXP/AT forman parte de la función discriminante es positiva. Se deduce que el incremento del ratio de liquidez, la rentabilidad, y el grado de rotación de activo, harán crecer la puntuación de la empresa obtenida con la función discriminante, tiene a ajustar más al patrón de las empresas sanas.

⁷ El intervalo para los valores de F establecido por el programa SPSS es (2.71, 3.84.).

El coeficiente de GF/PE forma una parte de la función discriminante es negativa. Se deduce que el incremento del coste de endeudamiento, har á decrecer la puntuación de la empresa obtenida con la función discriminante, tiende a ajustar más al patrón de las empresas fracasadas.

Con los coeficientes de las variables, hemos conseguido la expresión de la función:

$$Dependiente = -0.255 + 0.299 \frac{IEXP}{AT} - 19.854 \frac{GF}{PE} + 1.804 \frac{EBIT}{AT} + 0.452 \frac{AC}{PC}$$

Tabla 4.4: Resumen de resultados del sector industrial.

SECTOR INDUSTRIAL					
	Coeficientes De La Función Discriminante				
Variable	No estandarizados	Estandarizados	F parcial	Valor P	Coeficientes de estructura
AC/PC	,452	,503	18,345	0.000	0.409
EBIT/AT	1,804	,604	28,877	0.000	0.636
GF/PE	-19,854	-,465	16,104	0.000	-0.547
IEXP/AT	,299	,313	6,820	0.000	0.207
Constante	-,255				

Se observa que los coeficientes estandarizados junto con los coeficientes de estructura, la variable de rentabilidad (EBIT/AT) tiene mayor peso en la función discriminante, y contribuye más a la función por su elevado valor positivo. Junto con la variable AC/PC y IEXP/AT, presenta una relación positiva con la función discriminante. Y la variable GF/PE también tiene un peso importante para la función, pero se presenta una relación negativa con la función.

Es decir, a las pymes del sector industrial, que tienen mayor rentabilidad y elevado grado de rotación de activos, y una mayor capacidad de pagar las deudas, tendr á n menos riesgo de fracasar. A las pymes que tienen un coste de endeudamiento elevado, tienen más riesgo de fracaso que las empresas sanas.

4.3.2. Resultado del análisis discriminante del sector construcción

En el modelo de la predicción para las pymes del sector construcción, incluye dos variables, como muestra los resultados en la tabla 4.6. Una variable de liquidez, activo

circulante sobre pasivo circulante (AC/PC), se mide la capacidad de la empresa a pagar las deudas a corto plazo. Y otra variable es una medida sobre la capacidad de la empresa a generar recursos, cash flow sobre pasivo exigible (CF/PE).

Para las dos variables se calcula la F. Que los valores de F son mayores que la F máx. (2.71), las dos variables permanecen en el análisis.

Se observa la tabla 4.5 de las funciones en los centroides de los grupos, las empresas sanas tienden a obtener puntuaciones positivas en la función discriminante, que tiene un signo positivo del centroide, mientras que las empresas fracasadas tienden a obtener puntuaciones negativas.

Tabla 4.5: Funciones en los centroides de los grupos

Estado	Función
	1
Sana	.876
Fracasada	-.896

Se observa los coeficientes no estandarizados de las variables que entran en el modelo (Véase la tabla 4.6), los coeficientes de las dos variables forman parte de la función discriminante es positiva. Se deduce que el incremento del ratio de liquidez y de generación de recursos har á crecer la puntuación de la empresa obtenida con la función discriminante, tiende a ajustar más al patrón de las empresas sanas.

Con los coeficientes de las variables, hemos conseguido la expresión de la función para las empresas del sector construcción:

$$Dependiente = -0.626 + 0.579 \frac{AC}{PC} + 3.777 \frac{CF}{PE}$$

Tabla 4.6: Resumen de resultados del sector construcción

SECTOR CONSTRUCCIÓN					
Variable	Coeficientes De La Función Discriminante				Coeficientes de estructura
	No estandarizados	Estandarizados	F parcial	Valor P	
AC/PC	,579	,489	12.990	0	0.688
CF/PE	3,777	,753	39.142	0	0.882
Constante	-,626				

Al observar los coeficientes estandarizados y los coeficientes de estructura, la variable CF/PE tiene mayor peso para la función discriminante, se contribuye más a la función, presenta una positiva relación con la función. La otra variable AC/PC también presenta con una relación positiva con la función discriminante.

Es decir, a las pymes constructoras, cuando sea mayor el peso de activo circulante sobre pasivo circulante y la capacidad de generar recursos sea mejor, menor riesgo de fracaso.

4.3.3. Resultado del análisis discriminante del sector servicios

La tabla 4.8 muestra los resultados del análisis discriminante respecto a las empresas del sector servicios. En este caso, entraron tres variables al modelo. El ratio de deudas y activo total (DT/AT), es una medida de la proporción de deudas sobre activo, el cash flow sobre pasivo exigible (CF/PE) que se mide la capacidad de generar recursos con las deudas y el ingreso de explotación sobre activo total (IEXP/AT) que se mide el margen de rentabilidad.

Se observa la tabla 4.8, para todas las variables se calcula la F, las variables incluidas en el modelo son mayores que la F máx. (2.71), las tres variables permanecen en el análisis y según el valor p para cada una, las variables son significativas para el modelo.

Se observa las funciones en los centroides de los grupos (Véase la tabla 4.7), las empresas sanas tienden a obtener puntuaciones positivas en la función discriminante, que tiene un signo positivo del centroide, mientras que las empresas fracasadas tienden a obtener puntuaciones negativas.

Tabla 4.7: Funciones en los centroides de los grupos

Estado	Función
	1
Sana	,840
Fracasada	-,834

Dado que el coeficiente de las variables CF/PE y IEXP/AT forman parte de la función discriminante es positiva. Se deduce que el incremento de estas variables, har á crecer la puntuación de la empresa obtenida con la función discriminante, y por tanto, tiende a ajustar más al patrón de las empresas sanas. Mientras que el incremento de la variable de endeudamiento DT/AT har á decrecer la puntuación de la empresa obtenida, por tanto, tiende a ajustar más al patrón de las empresas fracasadas.

La expresión de la función discriminante para las empresas del sector servicios:

$$Dependiente = 0.262 + 0.481 \frac{IEXP}{AT} + 2.240 \frac{CF}{PE} - 1.332 \frac{DT}{AT}$$

Tabla 4.8: Resumen de resultados del sector servicios

SECTOR SERVICIOS					
Variable	Coeficientes De La Función Discriminante				Coeficientes de estructura
	No estandarizados	Estandarizados	F parcial	Valor P	
DT/AT	-1.332	-0.694	39.584	0	-0.607
CF/PE	2.240	0.342	36.208	0	0.769
IEXP/AT	0.481	-0.275	36.528	0	0.207
Constante	0.262				

Al observar los coeficientes estandarizados y los coeficientes de estructura, en el modelo del sector servicios, la variable que tiene más peso en la función es DT/AT, presenta una relación negativa con la función, y las otras dos variables presentan una relación positiva con la función.

Es decir, el mayor peso entre las deudas sobre el activo total, supone un mayor riesgo de fracaso para las pymes de servicios. Y las pymes que tiene mayor grado de rotación de activo y mejor capacidad de generación de recursos, tienen menor riesgo de fracasar.

4.3.4. Resultado de clasificación

Una vez estimados los modelos predictivos, las pymes en cada sector fueron clasificadas como fracasadas o sanas a partir de la información proporcionada por las variables significativas en cada función discriminante. Los resultados de clasificación se recogen en la tabla 4.9. Como se puede ver, los tres sectores se han obtenido buenos resultados, las proporciones son mayores que 75% y la proporción global ha llegado encima de 80%. Entre los tres sectores, el sector construcción ha obtenido el mejor resultado en la clasificación, con una alta proporción en las empresas sanas bien clasificadas. A las empresas fracasadas, las proporciones de clasificación correcta son bastante altas respecto a la composición muestral. A pesar de que la proporción de las empresas fracasadas en los diferentes sectores es bastante baja comparada con la proporción de las empresas sanas.

Tabla 4.9: Tabla de clasificación de análisis discriminante

Sector	Industrial	Construcción	Servicios
% SANAS bien clasificado	80.0%	90.1%	86.6%
% FRACASADAS bien clasificado	81.9%	76.4%	83.0%
% TOTAL bien clasificado	80.95%	83.33%	84.76%

4.4. CONCLUSIONES DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE

A la vista de los resultados recogidos en las tablas anteriores para cada sector, podemos hacer unas conclusiones respecto al fracaso empresarial en los tres sectores:

- El modelo de predicción para el sector industrial muestra que las variables financieras que mejor predicen el fracaso son, el grado de rotación, la rentabilidad económica, la liquidez y la capacidad de generar recursos de la empresa. Estas variables ponen de manifiesto que en las pymes del sector industrial, las pymes fracasadas se caracterizan no sólo por su incapacidad de generar rentabilidad, sino

también por otros factores, tales como problemas de liquidez, rotación y elevado coste de deudas.

- En el caso de las pymes del sector construcción, las variables financieras que mejor predicen el fracaso son, la liquidez y la capacidad de generar cash flow. Estas dos variables indican que, las pymes fracasadas del sector construcción caracterizan por su problema de liquidez e incapaz de generar los cash flow.
- En el caso de las pymes del sector servicios, las variables que tienen mejor capacidad de predicción son, el endeudamiento, capacidad de generar cash flow y el grado de rotación. Estas variables indican que las pymes fracasadas del sector servicios se caracteriza por su elevada deuda, su bajo grado de rotación y los problemas de generación de cash flow.
- Respecto a las variables financieras, varios ratios han resultado significativos en los modelos elaborados para más de un sector. La proporción entre activo circulante y pasivo circulante es significativo para las pymes que operan en el sector industrial y construcción, lo que indica la importancia de tener liquidez suficientes a pagar las deudas a corto plazo, para elevar el nivel de solvencia de la empresa, a efectos de evitar el fracaso empresarial. Mientras que la proporción de cash flow sobre pasivo exigible es significativo en sector de construcción y de servicios, lo que indica la importancia de generar recursos internamente a efectos de evitar el fracaso empresarial.

4.5. RESULTADO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Los resultados de otra metodología, regresión logística, que se presenta en la tabla 4.10, 4.11 y tabla 4.12. Construimos el modelo de regresión logística a partir de las muestras de estimación correspondiente a cada sector.

Tabla 4.10: Resultados del análisis de regresión logística

Modelo de REGRESIÓN LOGÍSTICA			
Variable	Industrial	Construcción	Servicios
Constante	-1.358	-5.192	-4.670
E.T	0.682	1.013	1.207
Wald	3.958	26.260	14.957
DT/AT		6.972	5.898
E.T		1.365	1.301
Wald		26.077	20.561
CF/PE		-6.365	-16.584
E.T		1.529	2.936
Wald		17.337	31.904
GF/PE	59.717		48.152
E.T	12.639		11.30
Wald	22.325		18.159
IEXP/AT		-0.205	-0.819
E.T		0.208	0.278
Wald		3.619	8.667
EBIT/AT	-23.381		
E.T	4.395		
Wald	28.325		
AC/PC	-0.685		
E.T	0.324		
Wald	4.460		

4.5.1. Resultados del análisis de regresión logística para las pymes del sector industrial

El modelo de predicción del fracaso para las pymes del sector industrial, en total incluye dos variables significativas y los coeficientes estimados para cada ratio indican la relación entre cada variable y la probabilidad de que una empresa fracasa.

Los resultados se presentan en la tabla 4.10, podemos observar que, el ratio entre gastos financieros y pasivo exigible (GF/PE), que se mide el coste de endeudamiento de la empresa, presenta una relación negativa con el fracaso. Cuando una empresa se encuentra en situación crisis o quebrada, su coste de las deudas será más caro. Por lo tanto, cuando sea más caro el coste de endeudamiento, mayor probabilidad de fracasar. El otro ratio

entre resultados antes de impuestos e intereses sobre el activo total (EBIT/AT), que se mide la rentabilidad económica obtenida de la empresa, en sentido negativo, cuando sea menor la rentabilidad obtenida, mayor probabilidad de fracasar la empresa. El ratio entre activo circulante y el pasivo circulante (AC/PC), que se mide la liquidez de la empresa, cuando sea mayor la proporción, indica un alto nivel de solvencia de la empresa a frenar las deudas en corto plazo, que tiene menor probabilidad de fracasar esa empresa.

El modelo de regresión logística para las pymes del sector industrial se expresa como siguiente:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-1.358 + 59.717 \frac{GF}{PE} - 23.381 \frac{EBIT}{AT} - 0.685 \frac{AC}{PC})}}$$

4.5.2. Resultados del análisis de regresión logística para las pymes del sector construcción

En el modelo de predicción del fracaso para las pymes del sector construcción, se incluyen tres variables significativas en total (Véase la tabla 4.10).

Las variables que mejor predicen el fracaso son una variable de endeudamiento (DT/AT), se mide la proporción entre deuda total y el activo total, cuando sea mayor el peso de deuda, mayor será la probabilidad de fracasar de la empresa. Otras dos variables se presentan una relación negativa con el fracaso empresarial. Una variable de la capacidad de generar los recursos, la proporción entre cash flow y pasivo exigible (CF/PE) y otra variable de rotación, la proporción entre el ingreso de explotación y el activo total (IEXP/AT). Cuando mayor sea mayor el grado de rotación de activos y la capacidad de generar recursos, menor probabilidad de fracasar las empresas.

El modelo de regresión logística para las pymes del sector construcción se expresa como siguiente:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-5.192 + 6.972 \frac{DT}{AT} - 6.365 \frac{CF}{PE} - 0.205 \frac{IEXP}{AT})}}$$

4.5.3. Resultados del análisis de regresión logística para las pymes del sector servicios

En el modelo de predicción del fracaso para las pymes del sector servicios, en total se han incluido cuatro variables significativas (Véase la tabla 4.10).

Podemos observar las variables y los coeficientes que presenta en la tabla 4.10, la variable de endeudamiento (DT/AT) y del coste de endeudamiento (GF/PT) presenta una relación positiva con el fracaso empresarial. Es decir, cuando una empresa encuentra en una situación de dificultad o quebrada, se crecerá su deuda, y el coste para pagar las deudas serán más caros, ese tipo de empresa tiene mayor probabilidad de alcanzar el fracaso.

Las otras dos variables, que una de capacidad de generar recursos (CF/PE) y otra de rotación de activo (IEXP/AT) se presentan una relación negativa con el fracaso empresarial. Cuando sea mejor capacidad generar los recursos y mayor grado de rotación de activos, menor probabilidad de fracasar las empresas.

El modelo de regresión logística para las pymes del sector servicios se expresa como siguiente:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-4.670 + 5.898 \frac{DT}{AT} - 16.584 \frac{CF}{PE} + 48.152 \frac{GF}{PE} - 0.891 \frac{IEXP}{AT})}}$$

4.5.4. Significación del modelo

La significación del modelo estimado se valora a partir de los estadísticos recogidos en la tabla 4.11. Por un lado, el estadístico chi-cuadrado del modelo para cada sector, resulta ser significativo a un nivel inferior al 1%, por lo que podemos aceptar la significación global del modelo estimado.

Los coeficientes R cuadrado de Cox y Snell de Nagelkerke alcanzan valores de 0.544 y 0.725 respectivamente en el sector industrial, 0.487 y 0.649 en el sector construcción, 0.592 y 0.789 respectivamente en el sector de servicios. Lo que indica cierto poder explicativo de los ratios seleccionados en el fenómeno del fracaso.

El valor de chi-cuadrado de la prueba Hosmer y Lemeshow de bondad de ajuste, obteniéndose un valor de 3.940, 8.837 y 3,594 respectivamente en los tres sectores. Cada

uno con una significación que mayor que 5%, indica la igualdad entre probabilidad estimadas y observadas.

Tabla 4.11: Significación del modelo de regresión logística

Significación del modelo de regresión logística			
	Industrial	Construcción	Servicios
Chi-cuadrado del modelo	160.793	122.731	240.997
Sig.	0.000	0.000	0.000
-2 log de la verosimilitud	123.393	132.347	131.913
R cuadrado de Cox y Snell	0.544	0.487	0.592
R cuadrado de Nagelkerke	0.725	0.649	0.789
Chi-cuadrado Hosmer y Lemeshow	3.940	8.837	3.594
Sig.	0.862	0.356	0.892

4.5.5. Resultados de clasificación

Para evaluar la validez del modelo, se ha construido una tabla de clasificación para cada sector. Que se obtiene del cruce entre los valores observados para la variable dependiente y los pronosticados por el modelo, que clasifica los individuos en cada grupo según que la probabilidad predica utilizando el modelo estimado supere el punto de corte establecido.

Hemos seleccionado la muestra de las empresas por emparejamiento, pero hemos eliminado los casos atípicos de cada grupo si fuese necesario.

En la tabla 4.12, nos presenta los resultado de clasificación de los tres sectores, para las pymes del sector industrial, el modelo se clasificó las empresas con un porcentaje global de acierto del 87.3%, aunque el porcentaje de empresas fracasadas correctamente clasificadas es inferior al de empresas sanas, 85.3% frente a 89.2%.

Para las pymes del sector construcción, el modelo se clasificó las empresas con un porcentaje global de acierto del 82.1%, aunque el porcentaje de empresas fracasadas correctamente clasificadas es inferior al de empresas sanas, 84.8% frente a 82.1%.

Para las pymes del sector servicios, el modelo se clasificó las empresas con un porcentaje global de acierto del 87.7%, aunque el porcentaje de empresas fracasadas correctamente clasificadas es ligeramente inferior al de empresas sanas, 88.8% frente a 86.7%.

Como puede ver, los tres sectores se han obtenido buenos resultados en el análisis de regresión logística, las proporciones son mayores que 75% y la proporción global ha llegado por encima de 80%. Entre los tres sectores, el sector industrial ha obtenido el mejor resultado en la clasificación, con una alta proporción en las empresas sanas bien clasificadas. Mientras que las pymes de servicios clasifican mejor las empresas fracasadas. En conjunto el sector mejor clasificado es el de servicios con un 87,70% de empresas bien clasificadas.

Tabla 4.12: Tabla de clasificación de regresión logística

Tabla de clasificación			
	Industrial	Construcción	Servicios
% SANAS correcto	89.20%	84.80%	88.80%
% FRACASADAS correcto	85.30%	79.30%	86.70%
% GLOBAL	87.30%	82.10%	87.70%

4.6. CONCLUSIONES DEL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Los resultados de los modelos de regresión logística muestran que:

- Para las pymes del sector industrial, las variables financieras que mejor predicen el fracaso son, en sentido inverso, la rentabilidad económica y la liquidez, y en sentido directo, el coste de endeudamiento. Estas variables ponen de manifiesto que las pymes fracasadas del sector industrial se caracterizan por una baja rentabilidad económica, bajo nivel de solvencia y deuda con un alto coste.
- Para las pymes del sector construcción, las variables financieras que tienen mayor capacidad de predicción del fracaso son, en sentido inverso, la rotación y generación de recursos de cash flow, en sentido directo, el endeudamiento. Estas variables indican que, las pymes fracasadas del sector construcción se caracterizan por su alta deuda, y por sus problemas de rotación e incapacidad de generación de cash flow.
- Para las pymes del sector servicios, las variables financieras que tienen mejor capacidad de predecir el fracaso son, en sentido inverso, la generación de cash flow y la rotación de activos; en sentido directo, la deuda y el coste de endeudamiento. El conjunto de estas variables indican que, las pymes fracasadas del sector servicios se caracterizan por su elevada deuda y el elevado coste de

endeudamiento. También por sus problemas de generación de cash flow y problemas de rotación.

- Respecto a las variables financieras, unos ratios han resultado significativos en los modelos elaborados para más de un sector. La proporción entre deuda y el activo total, la proporción de cash flow sobre pasivo exigible y la proporción entre ingreso de explotación sobre activo total son significativos en el sector construcción y el sector servicios, que indica la importancia de controlar las deudas, generar recursos internamente y elevar la rotación de activos a efectos de evitar el fracaso empresarial. La proporción entre gastos financieros y el pasivo exigible es significativo en el sector industrial y el sector servicios, que indica la importancia de reducir el coste de endeudamiento, a efectos de reducir el riesgo de fracasar.

5. CONCLUSIONES

En el trabajo presente, nos hemos centrado en el análisis del fracaso empresarial por sectores, con el fin de investigar los factores determinados del fracaso en los sectores principales e intentamos investigar qué metodologías predicen mejor el fracaso. Por ello, hemos aplicado dos de los métodos estadísticos más utilizadas en este campo. El análisis discriminante y para evitar los inconvenientes del análisis discriminante, hemos aplicado la regresión logística, que han mostrado sus capacidades para predecir el fracaso empresarial. A pesar del incumplimiento de las hipótesis exigidas del análisis discriminante, debido a la robustez de los resultados, nos permite obtener buenas clasificaciones.

Para seleccionar la muestra de estudio, nos hemos centrado en las pymes de ámbito nacional de España, cuya información estaba disponible en la base de datos del Sistema de Análisis de Balances Ibéricos, utilizada por recoger los datos, a partir del balance y resultados de pérdidas y ganancias, nos permite calcular los ratios financieros como variables explicativas. Se ha seguido un procedimiento aleatorio para seleccionar la muestra en tres sectores: industrial, construcción y servicios.

El conjunto de los resultados del análisis discriminante y la regresión logística, muestra que los factores extraños fueron comunes en los dos métodos para cada sector:

- La proporción entre gastos financieros y el pasivo exigible (GF/PE), la rentabilidad económica (EBIT/AT) y la liquidez (AC/PC) son significativas en los dos métodos de predicción para las pymes del sector industrial.
- La proporción de cash flow sobre pasivo exigible (CF/PE) es significativa en los dos métodos de predicción para las pymes del sector construcción.
- La proporción entre deuda y activo (DT/AT), el ratio de cash flow sobre pasivo exigible (CF/PE) y la proporción de ingreso de explotación sobre activo total (IEXP/AT) son significativas en los dos métodos predictivos para las pymes del sector servicios.

La técnica discriminante muestra además, que los factores comunes entre cada sector son:

- La capacidad de atender las deudas a corto plazo para las pymes de industria y construcción.

- La capacidad de generar cash flow para las pymes de construcción y servicios.
- La rotación de ventas para las pymes de industria y servicios.

Respecto a la técnica regresión logística, los factores comunes entre los sectores son:

- El coste de endeudamiento para las pymes de industrial y servicios.
- El nivel de endeudamiento, la capacidad de generación de cash flow y la rotación de ventas son significativos tanto para las pymes de construcción como para las de servicios.

Sin embargo, respecto a cada sector, tienen sus variables específicas. Como la rentabilidad económica y la liquidez en el sector de industrial, las deudas y margen de beneficios en el sector de construcción, la capacidad de generación de cash flow, tanto en el sector construcción como en el sector de servicios.

Por lo que se refiere a los resultados de predicción, los ratios financieros resultan significativos en los modelos, por lo que podemos concluir que son adecuados para la evaluación del fracaso empresarial.

Entre todas las variables en los seis modelos, las más significativas para la predicción del fracaso empresarial por cada sector son las siguientes:

- Para las pymes del sector industrial, la rentabilidad es lo más importante para la predicción, el coste de endeudamiento y la liquidez son otros aspectos importantes para la predicción.
- Para las pymes del sector de construcción, la variable más importante es la capacidad de generar cash flow. Su capacidad para devolver las deudas es otro aspecto importante.
- Para las pymes del sector de servicios, la capacidad de generar cash flow es lo más importante para la predicción, y el grado de endeudamiento es otro aspecto importante.

Con toda la información contenida en las funciones discriminantes y de modelos logísticos, utilizados para la clasificación de las pymes de cada sector como fracasadas y sanas. Determinamos que los resultados de clasificación fueron buenos en los tres sectores con cada técnica. Los porcentajes más altos se alcanzaron en el sector de construcción.

Comparando con los porcentajes de aciertos globales de clasificar para cada sector con diferentes técnicas, observamos que:

- La regresión logística clasifica mejor que el discriminante para las empresas de industrial y de servicios.
- El análisis discriminante clasifica mejor que la regresión logística para las empresas de construcción.

En general, el porcentaje de acierto en las empresas fracasadas es mucho mayor con el modelo regresión logística que el modelo discriminante.

En todo caso, se clasifican mejor para las empresas sanas que las empresas fracasadas en ambas técnicas, al tener un mayor porcentaje del acierto. La proporción de las empresas fracasadas en los diferentes sectores es bastante baja comparada con la proporción de las empresas sanas.

Medidas para evitar el fracaso

El fracaso empresarial conlleva los efectos negativos a las accionistas, empleados, clientes, proveedores y entidades financieras. Por lo tanto, es necesario tomar medidas para evitar el riesgo de fracaso.

Para las pymes del sector industrial, según nuestros resultados, deberán controlar el nivel de endeudamiento, de esta manera se reduce el riesgo financiero para evitar el fracaso empresarial. Por otro lado, deberán aumentar los ingresos con las estrategias de inversión correcta a obtener mayores rentabilidades.

Para las pymes del sector construcción, deberán mejorar la capacidad de generar cash flow. Por otro lado, mejoran su liquidez a corto plazo y controlar la cantidad de deuda, que evitará el riesgo de fracaso.

Para las pymes de servicios, deberán mejorar la liquidez a corto plazo. Por otro lado, deberán controlar el nivel de endeudamiento. Para medir la solvencia, pueden valorar el tamaño de activo, nivel de rentabilidad y el cash flow generado, etc.

En resumen, todas las pymes deberán controlar el nivel de endeudamiento, de esta manera, se puede reducir el coste de deudas, y reducir el riesgo de quiebra, así como evitar

el fracaso empresarial. Entre las medidas preventivas para evitar el fracaso, están las relacionadas con la rentabilidad, cash flow, el coste de deudas y la cantidad de deudas.

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar, I. D. (2010). El fracaso empresarial en Canarias. *Hacienda Canaria*, (31), 79-104.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 568-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., y Narayanan, P. (1977). Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of banking & finance*, 1(1), 29-54.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Beaver, W. H. (1968). Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure. *The Accounting Review*, 43(1), 113-122.
- Bell, T., Ribar, G. S., y Verchio, J. (1990). Neural nets versus logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25.
- Boroovah, V. K. (2002). Logit and probit: Ordered and multinomial models: Sage.
- Calvo-Flores, A., García, D. y Madrid, A. (2006). Tamaño, antigüedad y fracaso empresarial. *Working Paper*. Universidad Politécnica de Cartagena.
- Castaño Gutiérrez, F. J. (2013). Variables y modelos para la evaluación del fracaso empresarial. Propuesta de una metodología de fronteras basada en percentiles. Universidad de León.
- Chava, S., y Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537-569.
- Crespo Domínguez, M.A (2000). Una Aproximación a la Predicción del Fracaso Empresarial mediante Redes Neuronales. *IX Encuentro de Profesores Universitarios de Contabilidad*, 591-607.
- Crespo, M. Á., Manuel, J., y Sáez, J. L. (2012). Propuesta de clasificación de los modelos de predicción del fracaso empresarial. XV Encuentro de AECA.
- De La Torre, J.M., Gómez, M.E. y Ramón, I. (2005). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales. *Spanish Journal of Finance and Accounting/Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 37(137), 85-111.

- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 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* (95), 499-540.
- Gabás, F. (1990). Técnicas actuales de análisis contable. Evaluación de la Solvencia.
- Gabás, F. (1997). Predicción de la insolvencia empresarial. Predicción de la Insolvencia Empresarial. *Madrid: AECA*, 11-31.
- Gallego Merino, A. M., Gómez Sala, J. C., y Yáñez Muñoz, L. (1997). Predicción de quiebras en empresas no financieras: una aplicación del modelo Logit. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 6(3), 129-138.
- Gandía, J. L., López, J., y Molina, R. (1995). Estudio empírico de la solvencia empresarial en la Comunidad Valenciana: Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas.
- García-Pérez-de-Lema, D., Arques Pérez, A., y Calvo-Flores-Segura, A. (1995). Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas.
- 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* (39), 118-131.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., y Black, W. (1999). Análisis multivariante. 5ª edición. Editorial Prentice Hall: Madrid.
- Hosmer, D. W. Lemeshow. 1989. Applied Logistic Regression. Ed. *John Wolfley y Sons*, 8-20.
- Ibrahim, A. B., y Goodwin, J. R. (1986). Perceived causes of success in small business. *American journal of small business*, 11(2), 41-50.
- Instituto Nacional de Estadística. (National Statistics Institute). (2014). from <http://www.ine.es/jaxiBD/tabla.do?per=12&type=db&divi=EIE&idtab=1>
- Khan, M. R., y Rocha, J. (1982). Recurring managerial problems in small business. *American Journal of Small Business*, 7(1), 50-58.
- Laffarga, J; Marín, J. L; yVázquez, M. J. (1985). El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española. *Esic Market*, (48), 51-73.

- Laffarga, J; Marín, J. L; yVázquez, M. J. (1987). Predicción de la crisis bancaria en España: comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante. *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales*, (18), 49-57.
- Laffarga, J; y Pina, V. (1995). La utilidad del análisis multivariante para evaluar la gestión continuada de empresas. *Revista española de financiación y contabilidad* (84), 727-748.
- Larson, C. M., y Clute, R. C. (1979). The failure syndrome. *American Journal of Small Business*, 4(2), 35-43.
- Lev, B., Abad, J., y Ordóñez, P. C. (1978). *Análisis de estados financieros: un nuevo enfoque*: Escuela Superior de Gestión Comercial y Marketing, ESIC.
- Lizarraga Dallo, F. (1997). Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa española. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 26(93), 871-915.
- Lo, A. W. (1986). Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies. *Journal of econometrics*, 31(2), 151-178.
- López, D., Moreno, J., y Rodríguez, P. (1994). Modelos de previsión del fracaso empresarial: Aplicación a entidades de seguros en España. *Esic Market*, (84), 83-125.
- Martínez, C., Navarro, M. V. y Sanz, F. (1989). Selección y explotación de los sistemas de alarma y prevención de quiebra. *Investigaciones económicas*, 13(3), 135-141.
- Maxwell, J. C. (2000). El lado positivo del fracaso: Cómo convertir los errores en puentes hacia el éxito. Thomas Nelson Inc.
- McDonald, B., y Morris, M. H. (1984). The statistical validity of the ratio method in financial analysis: An empirical examination. *Journal of Business Finance & Accounting*, 11(1), 89-97.
- Molinero, C., y Ezzamel, M. (1991). Multidimensional scaling applied to corporate failure. *Omega*, 19(4), 259-274.
- Mora Enguñanos, A. (1994a). Limitaciones metodológicas de s trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. *Revista Española de financiación y contabilidad* (80), 709-732.

- Mora Enguñanos, A. (1994b). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad* (78), 203-233.
- Mora Enguñanos, A. (1995). Utilidad de los modelos de predicción de la crisis empresarial. *Revista española de Financiación y Contabilidad* (83), 281-300.
- Mures, M. J. Q., García, A., y Vallejo, M. E. (2012). Análisis del fracaso empresarial por sectores: factores diferenciadores. *Pecunia: revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales* (1), 53-83.
- Mures, M. J. Q., y García Gallego, A. (2004). Factores determinantes del fracaso empresarial de Castilla y León. *Revista de Economía y Empresa*, 21(51), 95-115.
- Norusis, M. J. Spss Inc. (1993). SPSS for windows: Professional statistics, release, 6.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Pampel, F. C. (2000). Logistic regression: A primer (quantitative applications in the social sciences). *Logistic Regression: Primer London, UK: Sage Publications*.
- Peel, M., Peel, D., y Pope, P. (1986). Predicting corporate failure—some results for the UK corporate sector. *Omega*, 14(1), 5-12.
- Peterson, R. A., Kozmetsky, G., y Ridgway, N. M. (1983). Perceived causes of small business failures: a research note. *American Journal of Small Business*, 8(1), 15-19.
- Pina Martínez, V. (1989). Estudio empírico de la crisis bancaria. *Revista Española de Financiación y contabilidad* (58), 309-338.
- Platt, H. D., y Platt, M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 31-51.
- Pozuelo Campillo, J., Labatut Serer, G., y Veres Ferrer, E. (2008). La insolvencia empresarial en las microempresas valencianas. Un estudio mediante metodología univariante. *Partida Doble* (201), 68-77.
- PricewaterhouseCoopers. (2014). Baremo Concursal 2013.
- Rodríguez Fernández, J. M. (1989). Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico. *Moneda y crédito*, (189), 187-227.

- Rodríguez Fernández, J. M. (1987). Crisis en los bancos privados españoles: un modelo logit. *Investigaciones económicas*, 59-64.
- Rodríguez López, M. (2001). Predicción del fracaso empresarial en compañías no financieras. Consideración de técnicas de análisis multivariante de corte paramétrico. *Actualidad financiera*, 6(6), 27-42.
- Rodríguez-Vilariño, M. L. (1994). Utilidad del análisis de ratios para la predicción de la insolvencia empresarial (I). *Actualidad Financiera* (2), C-724.
- Rubio Misas, M. (2008). Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de la empresa. *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales* (54), 35-56.
- Somoza, A. L. (2001). La consideración de factores cualitativos, macroeconómicos y sectoriales en los modelos de predicción de la solvencia empresarial. *Papeles de Economía Española*, 89/90, 402-426.
- Sung, T. K., Chang, N., y Lee, G. (1999). Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 63-85.
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 342-358.
- Taffler, R. J. (1983). The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52), 295-308.
- Uriel Jiménez, E. (2005). Análisis multivariante aplicado: aplicaciones al marketing, investigación de mercados, economía, dirección de empresas y turismo / Ezequiel Uriel Jiménez, Joaquín Aldás Manzano (S. A. EDICIONES PARANINFO Ed.). Madrid: Thomson.
- Zavgren, C. (1983). The prediction of corporate failure: the state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1-38.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.

ANEXO**ANEXO 1 Lista de las empresas de muestra. Seleccionada por emparejamiento.**

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
276	CALZADOS GLACE SL.	275.861	LA VOZ DE AVILES SL	67	ENERGY OBRAS Y CONSTRUCCIONES SL	104.11935	CONVIREV APLICACIONES SL *
357	CAJONERAS NOVA SL.	357	WORK & PLAY TECNOLOGICA S.L.	188	REDINSA MADRID SL	182.61039	VINCI SOLUCIONES SL
441	FORMADRID SL	439	ECOMSA RES SL	209	GRUPO ARAGONES BEPAMA S.L.	209.16078	MANUEL BASCOY SL
472	METODOS Y APLICACIONES DE MANTENIMIENTO SL	472	WORLD CASH SL	294	PROYECTOS Y REHABILITACIONES CASCO ANTIGUO SL	294.30205	GM PROYECTA PROYECTOS Y CONSTRUCCIONES SL
490	PORRES Y BARIOS SA	490	OPERACIONES CON PERFILES DE ALUMINIO SL	312	RESTAURACIONES Y REHABILITACIONES NEVADO SL	311.76314	EXPLOTACIONES CASANOVA SL
540	DISPLAY DEVELOP SL	540	MECANIZADOS CACE SL	483	PROYECTOS Y CONSTRUCCIONES LAÑADA SL	484.73595	GARANTIZAMOS CALIDAD PLAZO Y COSTE SOCIEDAD LIMITADA.
583	SUPRAFEMA 99 SL	582.46738	CARNS FARRE SL	510	ABAGE SERVICIOS INTEGRALES S.L.	510.41808	INICIATIVAS EMPRESARIALES ASTURIANAS SL
657	FORMULARIOS GRAFICOS 85 SA	657.60193	VICENTE BELANDO SL	512	MG INSTALACIONES SL	512.14274	GRUPO ARANDA ARTE EFIMERO SL
789	DECOR ART HERMANOS ORTEGA SL	788.84542	QUALICRAFT SL	513	REMBER IBERICA SA	512.17631	MATERIALES LUISA SL
790	TECNIALFER SL	790	TRIOMACHINE SL	585	ELECTROTECNIA VEDAT SL	585.32623	ASCENSORES Y MONTAJES INDUSTRIALES ROSEBAL SL
799	MONTAJES Y MANTENIMIENTOS TORRELAVEGA SL	798.84505	CREACIONES VANITY SL	607	GECAI SL	608.17671	VACUM CARNES DE LUJO SL

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
848	VENTANAS DARIO FREIRE SL	848.64837	PANIFICADORA ALAVESA SL	611	INVERSIONES ECONOVA SOCIEDAD LIMITADA.	610.7249	MANUEL ROSSI E HIJOS SL
855	PRENDAS DEPORTIVAS BERMOS SL.	855.55328	COMERQUET S.L.	705	CONSTRUCCIONES EDIBRICK SL	705.20691	ATYDECO SL
887	CENTRO GRAFICO ANMAR SL	887.52956	BONTAP SL	709	TDB SA	709.76543	FIRPROSA SL
898	CROVI SA	898.84989	J BOSCH SL	727	AISLAMIENTOS BOADILLA SL	726.82721	INSTALACIONES MORON SL
943	INDUSTRIAS CLIBU SL	943.18937	CARRACCI SHOES SL	754	TECNICAS DE AISLAMIENTO INDUSTRIAL SA	754.91003	SERVIOBRAS DONOSTI SA
955	CLOSAS ORCOYEN SL	955.03	PIENSOS FAUNA SL	765	ALCO CLIMA S.L.	765.03664	CONSTRUCCIONES METALICAS AGOR SL
961	CINTAROLEON SL	961.21174	CAORVI SL	806	FONTANERIA LASHERAS SL	806.64398	SANCHEZ VILLARREAL SLL
1057	LEUNKI SL	1057.38501	FLEXOCOLOR SL	847	CATALANA D'OBRES I SERVEIS ELECTRICS SA	847.15013	CONSTRUCCIONES OBRAS PUBLICAS Y SERVICIOS MAR SL
1104	ASAFE SL	1104.78471	CALZADOS NUEVA MODA SL	852	STUYCO SA	852.44952	T.I.G. GALICIA S.L.
1121	A 5 SECURITY CONSULTING GROUP SL	1120.24103	ANIZVI SA	882	ELECTRIFICACIONES ZEUS SA	882.57406	ARS SPATIUM SL
1131	GILPER ALIMENTACION SL	1130.19611	INTERIOR DE EXPOSICIONES SA	901	SISTEMAS PROYECTOS E INSTALACIONES MONTAJES J M P SL	901.75669	ELECTROMECAICA MAGAR SA
1139	EMBAELCO SL	1142.16096	BUENSALMON SL	914	ANCODUR SA	913.84532	ES PUNTIRO SL
1142	HEREDEROS DE MIGUEL GRACIA SL	1144.4294	PALETS REMAPALI SL	916	CONSTRUCCIONES Y PROMOCIONES CODISA SL	916.85887	INSTALACIONES INCOFRED S.L.
1193	RIBOU SA	1193.89122	HIJOS DE ROMAY SL	933	BREDESON SL	933.08258	GENERAL WATERS SA

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
1204	CONSTRUCCIONES METALICAS GRAU SA	1204.63577	POLLOS ALBARIZA SL	*951	AMBIT INSTALACIONES I PROYECTES DE CLIMATITZACIO SL	951.13598	FABRICACION E INSTALACION DE MAMPARAS DE OFICINAS SL
1229	TUBECADER, SL	1228.83568	PORTAL DE SERRANIA SL	966	CRISTALVER SAL	966.28436	SUBMINISTRES ELECTRICS I SANITARIS ABC VILAFRANCA SL
1278	GONZALEZ HERMANOS SA	1278.25206	QUESERIAS ROSILLO SL	980	UNITRAL DE COMASA 1965 SL	979.76604	SISTEMAS DE ALARMA UNIVERSAL SA
1278	MECANIZADOS CAN COLL SL	1281.25571	MODELOS TORRAS SA	994	CONSTRUCCIONES OROMANA 2004 SL	997.00425	ABORDA SOLUCIONES TECNOLOGICAS SL
1293	LITOSPLAI SA	1292.96635	LIEN FOODS SL	103	GARO 4 CONSTRUCCIONES SL	1033.38851	GIROLAN SL
1296	IMPRESA FARESO SA	1295.74533	PASTISSERIA CROSSANDRA SL	105	INTECNO AUTOMATISMOS Y MONTAJES ELECTRICOS SLL	1053.74432	ESTRUCTURAS INYECCIONES Y AGUAS SL
1309	FERNANDO DOMINGUEZ SL	1309.78697	RUSSET SL	105	HERMINIO BERNARDO CASO SL	1054.05703	GESTIONES ENERGETICAS DEL SUR SL
1310	MECANICAS GONZALEZ SL	1310.94168	SYGRAF INDUSTRIA INTEGRAL PARA LA FABRICACION DE LIBRETAS Y PASAPORTES SOCIEDAD ANONIMA	112	GARMO E HIJOS SL	1124.26756	SERVEIS INTEGRALS DE PORTES SL
1336	TALLERES GESTOSO SL	1335.99691	JUDISAN SL	114	JEM HIDRAULICAS DEL SURESTE SL	1140.85487	VERO JUNCAL MONTAJES SL
1340	LIFANTE VEHICULOS SA	1340.02218	AGRUCONF SOCIEDAD ANONIMA	114	DUGATREX MANAGEMENT SL	1145.83453	CASTELOMEGA SL
1349	CONSTRUCCIONES METALICAS HUGAS SA	1348.5493	CYAN EDITORES SL	114	ENERTIUM ESPAÑA SOCIEDAD LIMITADA	1146.37459	PRUMSA CUADROS SL
1376	JUAN ANTONIO HUERTA SL	1376.96206	EMBUTIDOS SEÑORA JULIA SL	116	FRANFER SISTEMAS SL	1170.72114	CALOR COLOR SL

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
1431	TALLERES VICALDE SA	1431.9572	GIL BERDONCES SL	1177	ARQUES ELECTRICIDAD SL	1177.05103	RICARDO FIDALGO SL
1436	CAUCHOS EPSA, SA L	1436.08049	PERSIANAS QUITASOL SA	1186	SOCIEDAD ANDALUZA DE INFRAESTRUCTURAS CIVILES SA	1186.57916	LORSA UNITED STEEL GROUP SL
1436	CALDERERIA INDUSTRIAL NAVAL CIN SL	1436.47468	JORQUES FUSTES I EMBALATGES SL	1240	MENDIOLA TELECOM S.L.	1241.66847	PLUMB REP SL
1441	LAMEDEE SL.	1440.96644	ARIAS Y OCTAVIO SL	1263	RIOJANA DE CONDUCTOS SA	1264.53515	CONSTRUCCIONE S E INGENIERIA COEIN SL
1469	SOMIERES MARTINEZ SL	1469.36862	EMBUTIDOS SAN JOSE SL	1272	DORZA SL	1272.03964	MATERIALS GISBERT SL
1486	BAÑOS Y GARCIA SA	1486.32437	EXPOSITORES ALCORA SL	1282	INSTALACIONES Y OBRAS IBICENCAS SL.	1282.93743	FELCO EUROPA SL
1491	HORMIGONES TUDENSES SL	1490.7502	EMBALAJES FERNANDEZ SA	1306	NOUGRAU CONSTRUCCIONS SL	1306.32021	CARPINTERIA DIORAMA SL
1504	MOLDER DISNOVA SOCIEDAD LIMITADA.	1503.30515	BETA EDITORIAL SA	1342	CRAG CONSTRUCCIONS SA	1342.92947	MARMOLES Y GRANITOS TECMAR SL
1519	JS FOOTWEAR SOCIEDAD LIMITADA	1519.35609	CERCOS DE MADERA SATURNINO SANZ SA	1343	CONSTRUCCIONE S GARPON SL	1343.01336	TUDEGAS SL
1522	TALLERES RUBLA SL	1522.83647	PAKOT SA	1347	IMIR SL	1347.83614	ABANTOS VERTICAL SL
1536	CENTRAELECTRIC-ARAGON SL	1535.88514	MANUFACTURAS Y SERVICIOMARROQUINEROS SL	1364	INSTALACIONES MICHEL MACON E HIJOS SL	1363.88966	EUROPEA DE ALQUILER DE MAQUINAS EXCAVADORAS SL
1539	BRUNNSCHWEILER INDUSTRIAL SA.	1538.72025*	PA BACH SL	1379	EXCAVACIONES ARRIAGA SA	1379.68332	IMPERNOSA SL
1582	APLICACIONES Y TRATAMIENTOS DE LA MADERA SL	1584.04795	LA HARINERA SEGORBINA SL	1461	PAVINDUS SA	1460.85399*	ELECTRICIDAD VERDU SA

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN		
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
1646	3 P MOBEL SA	1646.6949	BODEGAS REY 2 FERNANDO DE CASTILLA SL	148 1	REPROMATIC TRADE SL	1482.722 51 SL
1688	GARCIA SEÑALIZACION ES DE TRAFICO SA	1687.8608	HJOS DE LUIS CHAO 4 SOBRINO SA	149 0	CONSTRUCCIONE S JUNSALSUR S.L.	1489.577 04 CONSTRUCCION Y DECORACION DE STANDS SL
1724	FERRALLA RODIÑAS SL	1724.4071	MANUEL SALADO RIOS 9 SL	151 6	VASER ELECTRICIDAD SL	1516.841 13 DUNAREA SL
1726	K2VIDRIO SL	1726.5734	POLGRI SA 6	152 6	CINAT SL	1527.209 79 INSTALACIONES I MANTENIMENTS DE PLANTES ENERGETIQUES SL
1754	EXCEL GRAF SL	1755.1188	CONSERVAS FILITO SL 5	156 7	POLIURETANS METAL LICS SA	1567.940 3 TORRE SATELIT TV SOCIEDAD ANONIMA
1773	GALIPERFIL SL	1773.5706	ACEITUNAS 6 DOMINGUEZ SA	157 6	MONTAJES BESOS 6 SA	1575.977 3 2 J-A 1476 SL
1787	TALLERES MECANICOS MAYPE SL	1786.8233	EUME MADERAS SL 2	161 1	ESCREYES SL	1610.601 24 BOSQUE INSTALACIONES SL
1797	DILLON SA	1797.5303	PRODUCTOS TECNICOS 4 Y MAQUINARIA S.L.	162 1	MONTAJES ELECTRICOS RIVASAL SL	1622.807 77 GOYMAR PROYECTOS E INSTALACIONES SL
1828	PLANA ANTICA MANIPULADOS DEL PAPEL SL	1828.9575	ELAN FOODS SL. 5	162 9	ODENOR SL	1629.177 32 EXCAVACIONES Y OBRAS DE DIEGO SL
1848	CROMOTEX SL	1848.0588	BECAM SL 9	164 2	CONSTRUCCIONE S E INSTALACIONES MORENO SL	1642.391 17 GRANITOS LUMAN SL
1862	CRISTALERIAS NIETO SA	1862.5956	PASTELERIA TEROR SA 6	164 3	SERMOTEC SL	1643.264 62 AUTO STAMP SA
1881	MECALSUR SA	1881.5867	ESPAFRIMA SL 6	165 7	MAGISTRO SL	1657.872 64 PV C ORADERO SL
1890	MECANICA LLAVERIA SL	1890.3877	GARCIOLIVA SL 7	165 9	GABINET TECNIC 9 AVANT SL	1660.502 43 INGENIERIA Y REALIZACIONES TECNICAS SA
1940	OXICORTADOS DOS HERMANAS SL	1940.5066	DEXTRA GLOBAL SL 9	166 7	PACHON OBRAS Y 7 CONSTRUCCIONE S SL	1667.230 97 TUMBADOIRO SL

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
1959	UTILLAJE Y MATRICERIA SL	1959.62562	MALTRASA SL	1690	CONSTRUCCIONS TAGUAI SL	1690.55783	HIERROS EUROPA SL
1975	METALES TRABAJOS Y SERVICIOS SL	1975.43291	IMPRESOS ANGELMA SA	1698	INCOCLIMA SA	1698.19149	TEVA CANTABRICO SL
1977	CIRPLASTIC SA	1977.62366	CORMODE SL	1715	IGNACIO CUADRADO SL	1715.60819	VILLAR CORCHON SL
1998	PROYECTOS Y CONSTRUCCIONES METALICAS JOSMAN SL	1998.06031	PERFIMAN SL	1737	CORENER SL	1738.30517	ESCENOSSET SL
2002	PLASPAPEL SL	2003.0431	PIENSOS LOS LLANOS DEL GUADALQUIVIR SL	1752	CLIMASA TECNOCONTROL SL	1752.71841	WESDURLAN SL
2012	PLAMECAL SL	2012.59942	INKA-PALET SL	1754	4 S INSTALACIONES SA	1757.97496	MONTAJES E INSTALACIONES CAP SL
2015	PUBLICACIONES REGIONALES SA	2014.77477	DIARIO DE AVILA SA	1801	INSTALACIONES TECNICAS GENERALIFE SL	1800.80716	MATRICERIA DE ARRATIA SA
2057	ARBESU SL	2056.75296	L ESSENCIA DEL BLAT S.L.	1844	CONSTRUCCIONE S MORENO FRAILE SL	1843.87855	ERKHO-SIDER SL.
2059	TALLERES ORDUÑA SL	2058.8691	FUSTES SOLA SL	1861	IDENET INGENIERIA DE REDES SL	1861.27355	RECUBRIMIENTO S ORGANICOS TECNICOS S.L.
2073	HIERROS COSTA CALIDA SL	2072.992	SERRERIA Y PALLETS CHIVA SL	1864	ELECTRO MUNTATGES ELECTRICS DE MALLORCA SL	1863.85257	TALLERES MECANICOS GONAL SA
2080	CARPINTERIA Y EBANISTERIA MORALES SA	2080.06049	ACEITES SANTAMARIA SL	1908	ARKO OFICINAS SL	1907.83985	REVAL REVESTIMIENTOS Y OBRAS SL
2090	BOIROMAR SEA FOOD SL	2090.18544	EMBUTIDOS AGUILERA SA	1950	CONSLAR INGENIERIA Y CONSTRUCCION SL	1949.16785	ELECTRICAS MANRESA SA
2099	RANMAR SL	2098.504339	TORRES PATIÑO SA	1990	CONSTRUCCIONS REBUJENT SA	1990.66631	BIOCABLAN SL
2224	ESPARBE SA	2223.53326	ARTES GRAFICAS COFAS SA	2082	NATURAGUA SERVICIOS HIDRAULICOS SL	2082.33769	GESTION TRABAJOS OBRAS Y PROYECTOS SA

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
2238	MANUFACTURAS MAROFIN *	2238.2212	CARAMES SEOANE SL	2083	GRUPO FORNIESA SPAIN SL.	2083.69142	EXCAVACIONES MARCO EMILIO SL
2266	ALCAYATAS Y TORNILLERIA S.A.	2266.8044	MADERAS OJEDA SL	2102	COMPONENTES ELECTRICOS INDUSTRIALES CEI SL	2104.89621	HYRASA HIDRAULICA Y RIEGO POR ASPERSION SL
2270	TALLERES JORDAN SA	2269.12951	DESARROLLOS CARNICOS SL	2127	AUTRONIK INFRAESTRUCTURAS Y RENOVABLES SOCIEDAD LIMITADA	2127.18563	APIMOSA SL
2295	PRECICAL SAL	2295.7679	SALUD E IMAGINACION SL	2140	EMPRESAS DE REDES Y SERVICIOS AGRUPADOS SL	2141.57474	AMEZCUA INFRAESTRUCTURAS Y SERVICIOS SOCIEDAD LIMITADA.
2300	EURO-GOMCA SL	2300.66937	ROTOATLANTICA SL	2158	CONSTRUCCIONES Y REHABILITACIONES ALCANTARA SL	2158.92902	SOCIEDAD DE INGENIERIA Y DIRECCION DE OBRAS SL
2301	CARPINTERIAS LOGROÑESAS DEL ALUMINIO SA	2301.06783	CRUZ PEREZ HERMANOS SA	*2195	EDITEX INGENIEROS SL	2194.48297	GAMOHER CONSTRUCCIONES METALICAS SL
2398	CUEVAS ESTRUCTURAS APLICADAS SOCIEDAD LIMITADA.	2398.54367	GALERIA GRAFICA SL	2233	OLCINA INTEGRAL DE ESPACIOS SL	2232.86235	CONTRATAS FERNANDEZ GRANDA SL
2407	TALLERES GUARDADO SL	2407.73607	ETIQUETAS ANVER SL	2238	BINIDOR SL	2239.39874	IGMI GRAMIN SA
2439	COMERCIAL SIJARA SL	2440.55217	MATADERO INDUSTRIAL TORRE PACHECO, SA	2256	OTTO CONSTRUCCIONES Y CONTRATAS SA	2255.43925	CARPINTERIA METALICA ALFER SL
2469	CARIBONI LITE, SOCIEDAD LIMITADA	2468.36524	INNOLACT SL	2284	URPACA SL	2284.52158	MANUEL VIRGOS SL
2515	ARCENEGUI VERA SL	2516.3217	COMPAÑIA INDUSTRIALIZADORA DE BACALAO SUCESORA DE ANDRES RODRIGUEZ DE DIOS HIJOS SL	2378	CERCADOS CAVER SA	2375.53536	MOVILFRIO SL

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
2519	TALLERES GRAFICOS HOSTENCH SA	2519.16487	SAT N 5420 NUESTRA SEÑORA DE LOS REMEDIOS	2381	SOLIDO MONTIJO SL	2382.83033	ALLIANCE ALBORS Y PRADO SL
2531	ESPECIALIDAD PALMA SL	2532.32328	SDAD COOP LIMITADA ALTA SIERRA DE TINEO	2411	INBULNES SA	2412.60386	ARIDS I FORMIGO CONANGLELL SL
2535	EDITORIAL ECIR SA	2535.33879	A OLMEDO E HIJOS SL	2469	SERVICIO INSTALACION Y MANTENIMIENTO SIMA SL	2469.3122	CRISTALERIA PICAZO SL
2556	TOT BLAT SL	2555.09529	ARTES GRAFICAS G 3 SA	2481	PEGINFRA SA	* 2480.28601	TECNQUES DE MUNTANYA SL
2566	JUNTAS Y COMPENSADORES SOCIEDAD LIMITADA	2567.74722	ALBORCHATA SL	2739	CONTEC AUTOMATISMOS SL	2738.51969	
2620	IMPULSO GLOBAL SOLUTIONS SA	2619.67647	PERE SEDA SL				
2668	SOCIEDAD IBERICA DE TUBERIAS SL	2667.24074	PALLETS-BURGOS SL				
2670	POSTVENTA DIGITAL SERVICIO 10 SL	2673.48901	IMPRESA GARCINUÑO SL				
2671	PRESA Y CALVETE SA	2673.68289	SAL Y SOL SA				
2692	MESSCALINO PUNT S.L.	2693.32868	COMBALIA SA				
2708	ALUMINIOS J J SL	2709.60863	RIDOR SL				
2720	TRIPERIA COSTA SL	2719.71043	COLOUR PRINTING SERVICE SL				
2786	DISSENY MATRICERIA SL	2786.56232	FRUITS SECS CORTAL SL				

SECTOR INDUSTRIAL				SECTOR CONSTRUCCIÓN			
Total activo	Empresas fracasadas	Total activo mil EUR 2012	empresas sanas	Fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	
2823	MOBLEGAL SL	2822.7557	MENDOZA ARRANZ SL				
2837	STAEL SA	2837.56291	CAFES PAQUILLO SL				
2842	HORMIGONES Y FORJADOS MACEIRAS SL.	2842.09038	JUAN ANTONIO VELASCO SL				

SECTOR SERVICIOS							
Total activo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	Total activo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
164	WADI RUM SL	163.62795	SUPERMERCALI SL	1337	MASTER PLACA SL	1337.2153	KIDS GALLERY SL
216	OPENMARKET IMPORTACIONES SL	215.92742	CRICAR SL	1353	RODIÑAS MILLADOIRO SL	1353.4109	THUYA SL
322	SERVIPEIX 2000 SL	322.02567*	TECNOCAN MOBILE SL	1356	TR HOTEL TORRENOVA SL	1356.2405	SOFT LINE INFORMATICA SL
365	GAMIAL SL	364.80609	SOBRERROCA CENTRE SL	1371	MAUROPAL SL	1371.9743	IXO RESTAURACION SL
365	COMERCIAL JOSCAN SL	365.03053	CRAWFORD INVESTMENTS SL.	1390	PRODUCTOS DE ILUMINACION TECNICA SL	1390.8062	OUTFRE SL
396	EL BOSQUE MADRID SIERRA SL	396.39068	E MARISCAL DISTRIBUCIONES ALIMENTARIAS SL	1400	HERMANOS ESPAÑOL SOUTIÑO SL	1400.7854	NUZZI SL
398	COMERCIALIZACIONES GONZALEZ GONZALEZ SL	398.01797	TABERNA MACEIRA SL	1401	CUARTERO RUZ GROUP SL	1401	ALDIPREN SOCIEDAD LIMITADA
433	GESTION COMERCIAL URBINA SL.	433.97105	FERBLAN 2000 SL	1405	EUGENIO MACHADO Y COMPANIA SL	1405.3175	FUENTES TOYS S.L.

SECTOR SERVICIOS							
Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
455	LARIOS ZAPATOS SOCIEDAD LIMITADA	455.413 69	GARBI TURISTICA SL	141 7	FRIGORIFICOS BUENA PESCA SA *	1417.4 196	COMICS GENERACION X SL
469	JAFOME SIGLO XX SOCIEDAD LIMITADA.	469.833 61	FRUTAS ES-MO SL	143 2	IGUALADINA DE MARCAS SL	1432.3 005	DISTRIBUIDO RA DE LICORES Y BEBIDAS MARBELLA SA
515	DILEMIN SL	515.402 99	MAGNUM TELECOM SL	144 9	EXPOEINESS SL	1449.7 875	JURASIL SL
531	JOIN2BUY SL.	531.751 23 *	SALA GANDIA SOCIEDAD LIMITADA	145 1	BEBIDAS GUADALQUIVIR SL	1451.4 162	COMERCIAL LOSILLA SA
536	GUERRERO BRIK SL	536.052 829	COMARRUGA 80 SOCIEDAD LIMITADA	147 2	WEICKERT Y MARTIN AGRICOLA, SOCIEDAD ANONIMA	1472.6 202	BIOPYC SOCIEDAD LIMITADA.
544	PIMAR EXIMP WORLD SOCIEDAD LIMITADA	544.611 8	ALEOCARTA SL	149 2	FAUTEL SL	1492.4 116	ANTONIO TOBAJAS SL
570	SOL-MEDRANO SL	570.539 24	TRAVIJARDIN SOCIEDAD LIMITADA	150 0	COMERCIAL INTERSIGN SA	1500.9 236	IBOLIP DISEÑO SL
590	EUROAGRO DISTRIBUCIONES AGRICOLAS SL	590.968 65	VIVEROS ORTIZ LAINA SL	150 5	SERBA SA	1505.7 599	ARIDOS GOMEZ GALGO SL
659	EXCLUSIVAS DE ALIMENTACION ALCANTARILLA SL	659.619 36	NAVARRETE OPTICOS SL	153 5	MANZANEDA MASELLA SL	1535.4 407	ALDIFRU SL
662	TOSCANA COMPLEMENTS SL	662.034 1	HERMANOS LAPARRA TARRAGA SL	154 0	SELFER SA *	1540.7 283	INDUSTRIAS CARNICAS PRIETO LOPEZ SL
665	PAPENOR ALFIL SL	665.308 98	HORNO DE PAN SANTA ANA SL	155 3	MALLA BANO SL	1553.8 719	GLORIMAR SL
679	PARADOX LIBROS SL	679.068 56	GASOLEOS EUSKOPETROL SL	156 0	LA MOLA HOTEL AND CONFERENCE CENTRE SL	1560.3 53	PRIMUX TRADING SL
694	HUELVA ZAPATOS SOCIEDAD LIMITADA	694.481 17	TAMARIC LEVANTE SL.	156 5	EXPLOTACIONES FRUTERAS EL HUERTO SOCIEDAD LIMITADA	1565.7 599	TRANSMISIONES CENTELLES SL

SECTOR SERVICIOS							
Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
709	ROHAN REST SL	709.512 14	COMERCIAL VALPA ELECTRODOMESTICOS SL	157 9	EMBAIBOR SL	1579.8 551	APETECEME SL
717	AVICULTORES SEVILLANOS SA	717.669 61	GALLITO DE PELEA SL.	158 0	FRUTAS MIBA SL	1580.2 141	ANGEL CELDRAN SL
723	CONGELADOS BURGALÈSES SA	723.769 65	AGRO HOLGADO SL	160 5	LANSAMA TALLERES SA	1605.2 029	FRANCISCO DOMINGO SL
723	SOPAIR 2 COMERCIAL SL	723.954 64	CARNICERIAS Y CHARCUTERIAS LARREZABAL SL	163 0	ARMENGOU TRADING SA	1630.4 908	SHOE TOPIC SL
728	ORTIZ AUTOMATIZACION INDUSTRIAL SL	728.078 46	ALHAMAR COMUNICACIONES S.L.	164 2	BANOS SUMICASA SOCIEDAD ANONIMA.	1642.6 753	CERKA EXPORT SL
746	INTERNATIONAL TOP PRODUCTS SL	746.040 69	PLATAFORMA DISTRIBUCION DE ALIMENTOS SL	165 6	RECICLAJES DE MADERAS ALEIXANDRE GALIANA SL	1656.1 256	CHIP COM INFORMATICA Y SERVICIOS SL
753	SERVICIOS Y COMIDAS SA	752.947 89	E. G. JOBE S.L.	168 1	MAESTRE CONTRERAS SA	1681.3 165	PUNTA CABALO SL
761	SANEAMIENTOS LAGUNA SOCIEDAD LIMITADA	761.440 14	CREMADES CAPITAL INTERNACIONAL SL	171 5	VENDALL COMERCIAL 2003 SL	1715.4 142	BERMELLOS SL
762	LLIBRERIA CATALONIA SA	762.050 38	HERREROCONS MATERIALES SL.	175 0	ESPASALUD SL	1750.7 278	GUTIERREZ ANGULO SOCIEDAD ANONIMA.
778	ORDENACION DEL OCIO SL	778.889 35	T-SHIRT STORE SPAIN SL	182 1	CAÑAMARES SL ORTOPEDIA TECNICO COMERCIAL	1821.3 262	JOSE LUIS DURAN RIVAS SL
780	MERIDA ZAPATOS SOCIEDAD LIMITADA	780.750 49	MERCAN ALIMENTACION SL	185 2	SECISA SEGURIDAD SOCIEDAD ANONIMA	1852.1 912	SUMINISTROS EDIFIKA SL
821	MUEBLES CLAUDIO SL	821.794 31	ELKAR DONOSTIA-ALDEZAHARRA SL.	188 9	SOCIEDAD PROMOTORA Y DISTRIBUIDORA DE ELECTRODOMESTICOS RAMON 2000 SA	1890.7 87	ANKO EUROPA SA
827	ALMACENES MOLCA SA	827.344 71	ARV SA	191 9	ANDRES RAMIREZ CONEJO SL	1919.9 185	CALIDOSCOPIVINS SL
864	CASTELLANA DE FRUTAS SL	864.397 52	TR COMPLEJOS TURISTICOS INSULARES SL	197 0	NEW AURIJOYA SL	1970.3 904	BOOKS CENTER LIBRERIAS S.L.

SECTOR SERVICIOS							
Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
869	TODO EN TRAMEX SL	869.960 21	ARAGON RETAIL SL	197 1	FRUTAS LA CATEDRAL SL	1971.0 869	COMPAÑIA DE VINOS MIGUEL MARTIN SL
876	CONSULTORIA INTEGRAL FARMACEUTICA SL	876.807 15	CHAVINESA SL	198 8	SEMAUTO SA	1988.1 093	HERMANOS SANAHUJA SL
877	HERMANOS CAPO SA	877.733 75	ALIMENTS NATURALS I ECOLOGICS SL	201 8	UROGALLO ENTREGO SL	2018.4 734	YUSTE DISTRIBUCIO N SA
905	ANTONIO QUERALTO ROSAL E HIJOS SA	905.537 69	LIAÑORUIZ I SL	202 3	MADRID SPORTS CAFE SA	2023.7 12	CASA LUZ SL
921	MAYOR 90 SA	921.968 25	LULAND FOODS SL.	206 4	SORIAPES SL	2064.9 269	METALES TARAGOÑA SL
923	COMERCIAL DE SUMINISTROS FERRER SL	923.199 53	GIAN LEO SL	208 3	RESTAURANT PEIXEROT SA	2083.5 021	CODECOL SL
925	DESCALS & SOLER SL	925.033 71	SERVICRAE SA	209 3	ATEL REDES SA	2093.0 813	AGRICOLA GARVIN SL
963	PROAVESUR CARNICA SL	962.864 19	ZALACAIN SA	211 1	COMERCIAL LOPEZ CARRILERO SL	2111.5 049	TU PESCA DIA A DIA SL
979	PESCADOS MALLORQUINES SL	979.438 3	MANUEL UCAR SL	211 4	ACEITUNAS SEVILLANAS HNOS JIMENEZ NIETO SL	2114.6 692	FERRETERIA GREGORIO S.L.
980	SWEDBARCINO SL.	980.042 23	SUMINISTROS PENINSULARES IMPORTADOS SL	218 7	INDUSTRIAS TELLO PINTADO, SA	2187.0 835	SALVADOR NAVARRO SL
981	ESCURSELL SL	981.302 13	DISTRIBUCIONE S ELECTRONICAS DE SABADELL SL	222 0	ELECTRODOMESTICOS PREMIUM SL	2220.1 15	DROSOLU SL *
996	SERVICIOS TELEFONICOS DE ZAMORA SL	995.495 59	FORN FERRER SL	223 6	NIMO GORDILLO SA	2236.3 459	RIEGOS SANEAMIENT OS CALEFACCIO N JOSE SL
1010	NEOTECH VALLES SL	1010.47 152	TOUS REUS SL	224 7	CURTINA SA	2247.3 432	ALMACENES BOINA SL
1058	PLASMATECH SL	1058.80 869	SCHMALZ SOCIEDAD ANONIMA	231 9	EL SECRETO DEL MAR SL	2319.4 479	LUXIMPORT SA
1077	AUTOMATIZACION Y CONTROL INDUSTRIAL SL	1077.71 495	COCINAVISTA SL	232 1	KAYMO EXPANSION SL	2321.0 477	BARNA NORTE COCINAS SL

SECTOR SERVICIOS							
Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
1079	NATURAL CHLOR SL	1079.5326	HERMANOS CALVO CUIEL SL	2336	CROASANTERIA MALLORCA SL	2336.6614	POSITRONIC A, SA
1088	INVITANIA SOLUCIONES GLOBALES SL	1088.55058	ALPAO GALICIA SL	2383	ELCOM CARTAGENA SL	2383.8214	FRUTAS RIO VERDE SL
1097	MATUR96 SL	1097.42853	CARBOTECNIA SL	2396	LIGNEVERT SL	2396.372	MADERAS DEL RIO CEA SL
1100	FRIGORIFICOS ALONSO Y PELLICER SL	1100.63158	IRUÑALAC SL	2403	CONGELADOS JUAN SABARIS S.L.	2402.4471	CASA GAY SA
1121	DISTRIBUIDORA FARMACEUTICA ORTYFAR SL	1121.4519	CASTILLO MARTIN INDUSTRIAS CARNICAS SL	2415	LURREITXASO SL	2415.5499	MARES DE GALICIA SA
1125	NATURGEL ELS CONGELATS SL.	1125.59659	GRUPO LKH BEDOYA SL	2493	ESMOBEL MOBILIARIO Y DECORACION SA	2493.8963	GV MANUTENCION SL
1149	MONTO NORTE SL	1149.46062	CEREALES OVIEDO SL	2496	MADELIM SL	2496.2564	SISTEMAS DE OFICINA MADRID NORTE 1 SA
1160	PESCADOS JAEN SL	1160.34911	ESOS 3 SL	2571	GERMAN HERNANDEZ MELIAN SL	2571.1197	SISTEMES D'OFICINA DEL VALLES SA
1167	CORPROM SL	1167.89587	CIMA COMERCIAL BARCELONA SL	2594	COMERCIAL BRM SA	2593.933	MANUEL JAQUETE SL
1175	HORTOFRUTICO LA TELDE SL	1175.13764	EDCO EINDHOVEN IBERICA SL	2611	CLAJO SA	2610.9365	PELOTARI SL
1179	SID UNIFRICO SL	1179.71553	BACALAO UNITED SL	2656	REPUMARQUEZ SL	2656.3248	HOTEL CRISTAL PARK SL
1215	CASA VASCA SA	1215.01053	LANDA VILLANUEVA SL	2660	ROSAREIRO SOCIEDAD LIMITADA	2660.5412	SOLUCIONES INTEGRALES PARA LA NUTRICION ANIMAL SL
1215	INOX VALVES & PIPES SA.	1215.04238	LIBRERIAS HIJOS DE SANTIAGO RODRIGUEZ SA	2677	COMERCIAL ESCORPIO SL	2676.7591	CAMPING L'AMFORA SL
1219	PINTURAS GODI SA	1219.94496*	LAMBERTS ESPAÑOLA SL	2754	INVERSIONES SON AMONDA SL	2754.999	GEO HIDROL SA
1249	VERMONT SA	1248.89914	CIAL. SIS PALAMOS SL.	2771	SALVADOR BOIX SL	2771.7681	COR ALIMENTACION SL

SECTOR SERVICIOS							
Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA	Tot al acti vo	fracasa	Total activo mil EUR 2012	SANA
1278	NINE STORE SL	1278.94 233	MACOGA LAS BARDENAS SL	2795	PENTAFLEX SA	2795.3 841	DISPOCAT S.L.
1281	COMPANIA FRUTERA NORTE AZUL SL	1281.54 904	CENTREGRAFIC EQUIPAMENTS TIC CATALUNYA SL.	2812	ECOELECTRICA MADRILEÑA SL	2812.5 32	MIRAMAR DE SAN PEDRO S.L.
1298	HERMALAY SL	1298.04 665	ITACA EUROPA SERVICIO NUTRICION ANIMAL SA	2830	PROCOTEC Y MERCURY SL	2830.7 027	CASA CALLEJA SL
1326	CIDETEN CEGASA SA	1725.22 713	LARIS DESCANSO SL	2848	ALUZAL SL	2848.0 1	MEJORAS ENERGETICA S DE RECURSOS E INVESTIGACI ONES SA
1329	SUMINISTROS MABER SL	1329.81 427	HERMANOS MIGUEL BREA SL				

Fuente: SABI. Elaboración propia.

* Casos atípicos eliminados en el análisis.

ANEXO 2 Resumen de los ratios con frecuencias por los investigadores

	Beaver 1966	Beaver 1968	Altman 1968	Zmijewski 1984	Laffarga, Martín, Vázquez 1985	Peel, Peel, Pope 1986	Rodríguez Fernández 1987 y 1989	Martínez, Navarro, Sanz 1989	Pina 1989	López, Moreno, Rodríguez 1994	Molinero, y Ezzamel 1991	Mora 1994	García, Arques, Calvo-Flores 1995	Lizarraga 1997	Gallego, Gómez, Yañez 1997	Ferrando, Blanco 1998	Gandia, López, Molina 1998	Rodríguez López 2001	Somoza 2001	Mures, García 2004	Pozuelo, Labatut, Veres 2008	Rubio 2008	Gil de albornoz, Giner 2013	Castaño Gutiérrez 2013	SUMA
R1			1										1	1	1	1		1		1	1	1			9
R2			1		1								1	1	1			1		1	1	1			9
R3					1					1				1	1					1	1				6
R4					1					1				1	1					1	1				6
R5																					1				1
R6	1	1			1			1	1		1			1	1		1	1			1		1		12
R7											1										1		1	1	4
R8	1			1						1	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1	1	1	1	16
R9													1	1			1			1	1				5
R10																					1			1	2
R11	1		1										1	1	1		1	1	1	1	1				10
R12											1														1
R13													1	1			1	1	1	1	1				7
R14													1		1					1					3
R15	1			1	1							1	1		1	1	1	1	1	1	1				12
R16										1	1	1	1					1	1						6
R17													1												1
R18																						1			1
R19	1				1	1			1	1	1		1	1	1		1	1	1	1	1	1			15
R20					1		1						1												3
R21								1					1		1	1		1	1			1			7
R22			1								1										1			1	4
R23																					1				1
R24											1										1				2
R25																					1				1
R26			1										1	1			1	1			1				6
R27									1				1					1		1	1				5
R28													1	1				1							3
R29													1					1							2
R30													1	1				1			1				4
R31																					1				1
R32																					1				1
R33						1			1			1	1	1						1	1	1	1		9
R34													1	1				1	1	1					5
R35										1			1							1	1				4
R36													1							1	1				3

Fuente: Elaboración propia.

ANEXO 3 Tabla de resumen de ratios con fórmulas

Ratios	Fórmulas	
R1	Resultado Antes De Interese E Impuestos /Activo Total	*
R2	Resultado Antes De Impuestos/Activo Total	
R3	Resultado Del Ejercicio / Recursos Propios	
R4	Resultado Antes De Impuesto/Fondos Propios	
R5	Resultado Antes De Impuestos E Intereses /Ventas	
R6	Beneficio Neto/Activo Total	*
R7	Beneficio Neto/Ventas	*
R8	Activo Circulante/Pasivo Circulante	*
R9	Capital Circulante/ Pasivo Circulante	
R10	Capital Circulante/ Ventas	
R11	Capital Circulante/Activo Total	*
R12	Activo Fijo/ Fondos Propios	
R13	Capital Circulante/ Ingreso De Explotación	
R14	(Fondos Propios + Pasivo Fijo)/Activo Fijo=Recursos Permanentes/Activo Total	
R15	Pasivo Exigible/Activo Total	*
R16	Pasivo Total/Fondos Propios	
R17	Pasivo Circulante/Patrimonio Neto	
R18	Pasivo Fijo/ Patrimonio Neto	
R19	Activo Circulante/Activo Total	*
R20	Activo Fijo/Activo Total	
R21	Gastos Financieros/Pasivo Total	*
R22	Ventas/Activo Total	
R23	Ventas/Activo Circulante	
R24	Ventas /Capital Circulante	
R25	Ventas/Pasivo Circulante	
R26	Ingreso De Explotación/Activo Total	*
R27	Ingreso De Explotación/Gastos De Explotación	
R28	Gastos Financieros/Valor Añadido	
R29	Gastos De Personal/Valor Añadido	
R30	Valor Añadido/Ventas	
R31	Valor Añadido/Ventas	
R32	Gasto Personal/Ingreso De Explotación	
R33	Cash Flow/ Pasivo Exigible	*
R34	Cash Flow/Ingreso De Explotación	
R35	Cash Flow/ Fondos Propios	
R36	Cash Flow/ Pasivo Circulante	

Fuente: Elaboración propia.

* Variables aplicadas en el estudio presente

ANEXO 4 Listado por casos de cada sector.

Listado por casos (SECTOR INDUSTRIAL)^b

El filtrado de casos	Estado de selección ^a	Observado	Pronosticado	Grupo pronosticado	Variable temporal	
		Estado			Resid	ZResid
36	S	F**	,080	S	,920	3,394
75	S	F**	,028	S	,972	5,926
128	S	S**	,867	F	-,867	-2,548
131	S	S**	,907	F	-,907	-3,122
189	S	S**	,943	F	-,943	-4,079

a. S = Seleccionados, N = Casos no seleccionados y ** = Casos mal clasificados.

b. Se listan los casos con residuos estudentizados mayores que 2.000.

Tabla de clasificación (SECTOR INDUSTRIAL)^a

Observado			Pronosticado		
			Estado		Porcentaje correcto
			Sana	Fracasada	
Paso 4	Estado	Sana	91	14	86,7
		Fracasada	21	84	80,0
		Porcentaje global			83,3

a. El valor de corte es .500

RESULTADOS DESPUES DE ELIMINAR LOS CASOS ATIPICOS

Tabla de clasificación (SECTOR INDUSTRIAL)^a

Observado			Pronosticado		
			Estado		Porcentaje correcto
			Sana	Fracasada	
Paso 5	Estado	Sana	91	11	89,2
		Fracasada	15	88	85,4
		Porcentaje global			87,3

a. El valor de corte es .500

Listado por casos (SECTOR CONSTRUCCIÓN)^b

El filtrado de casos	Estado de selección ^a	Observado	Pronosticado	Grupo pronosticado	Variable temporal	
		Estado			Resid	ZResid
34	S	f**	,076	s	,924	3,478
71	S	f**	,061	s	,939	3,911
95	S	s	,485	s	-,485	-,970
173	S	s**	,906	f	-,906	-3,098

a. S = Seleccionados, N = Casos no seleccionados y ** = Casos mal clasificados.

b. Se listan los casos con residuos estudentizados mayores que 2.000.

Tabla de clasificación (SECTOR CONSTRUCCIÓN)^a

Observado			Pronosticado		
			Estado		Porcentaje correcto
			sana	fracasada	
Paso 4	Estado	sana	76	18	80,9
		fracasada	23	71	75,5
		Porcentaje global			78,2

a. El valor de corte es .500

RESULTADOS DESPUES DE ELIMINAR LOS CASOS ATIPICOS

Tabla de clasificación (SECTOR CONSTRUCCIÓN)^a

Observado			Pronosticado		
			Estado		Porcentaje correcto
			sana	fracasada	
Paso 3	Estado	sana	78	14	84,8
		fracasada	19	73	79,3
		Porcentaje global			82,1

a. El valor de corte es .500

Listado por casos (SECTOR SERVICIOS)^b

El filtrado de casos	Estado de selección ^a	Observado	Pronosticado	Grupo pronosticado	Variable temporal	
		Estado			Resid	ZResid
29	S	f**	,022	s	,978	6,613
64	S	f**	,118	s	,882	2,739
112	S	f**	,122	s	,878	2,679
122	S	f**	,047	s	,953	4,509
182	S	s**	,976	f	-,976	-6,369
199	S	s**	,969	f	-,969	-5,550
233	S	s**	,577	f	-,577	-1,167
242	S	s**	,958	f	-,958	-4,797
254	S	s**	,902	f	-,902	-3,037

a. S = Seleccionados, N = Casos no seleccionados y ** = Casos mal clasificados.

b. Se listan los casos con residuos estudentizados mayores que 2.000.

Tabla de clasificación (SECTOR SERVICIOS)^a

Observado			Pronosticado		
			Estado		Porcentaje correcto
			sana	fracasada	
Paso 4	Estado	sana	118	21	84,9
		fracasada	25	114	82,0
		Porcentaje global			83,5

a. El valor de corte es .500

RESULTADOS DESPUES DE ELIMINAR LOS CASOS ATIPICOS

Tabla de clasificación (SECTOR SERVICIOS)^a

Observado			Pronosticado		
			Estado		Porcentaje correcto
			sana	fracasada	
Paso 4	Estado	sana	119	15	88,8
		fracasada	18	117	86,7
		Porcentaje global			87,7

a. El valor de corte es .500