



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad de León

Grado en Finanzas

Curso 2017 /2018

FRACASO EMPRESARIAL: ANÁLISIS DEL SECTOR COMERCIO MEDIANTE LOGIT Y
ANÁLISIS DISCRIMINANTE

BUSINESS FAILURE: ANALYSIS OF COMMERCE SECTOR THROUGH LOGIT AND
DISCRIMINANT ANALYSIS.

Realizado por el alumno D^a. Valeria Silva Montenegro

Tutelado por el Profesor D. Francisco Javier Castaño Gutiérrez

León, 14 de diciembre de 2017

Índice de Contenidos

RESUMEN.....	6
ABSTRACT	6
1 INTRODUCCIÓN.	8
2 OBJETIVOS.....	9
2.1 Situación España.....	10
2.1.1 Ley Concursal en España.	10
2.2 Sector Comercio en España.	16
3 REVISIÓN DE LA LITERATURA.	19
3.1 Definición de Fracaso Empresarial.....	21
3.2 Trabajos sobre fracaso empresarial más recientes.	24
3.2.1 La proximidad geográfica en el contagio del fracaso empresarial en la pyme: Una aplicación empírica con el modelo probit espacial.....	24
3.2.2 Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario	25
3.2.3 Análisis del fracaso empresarial por sectores: factores diferenciadores.	25
3.2.4 Determinación del riesgo de fracaso financiero mediante la utilización de modelos paramétricos, de inteligencia artificial y de información de auditoría	26
3.2.5 Validez de la información financiera en los procesos de insolvencia. Un estudio de la pequeña empresa española	26
3.2.6 Predicción del fracaso empresarial. Una contribución a la síntesis de una teoría mediante el análisis comparativo de distintas técnicas de predicción.....	27
3.2.7 Factores determinantes para predecir la crisis financiera en empresas argentinas	28
3.2.8 Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: modelo logit	28
3.2.9 Crisis en las entidades de crédito españolas: Un estudio mediante análisis discriminante.	29
4 VARIABLES.	30
5 REVISIÓN DE LA METODOLOGÍA	31
5.1 Análisis Lineal Discriminante (LDA).....	31
5.1.1 Hipótesis del modelo.	32
5.2 Regresión Logística.	34

5.2.1	Hipótesis básicas del modelo.....	34
5.3	Otros modelos utilizados para evaluar el fracaso empresarial.....	37
5.3.1	Redes Neuronales Artificiales (RNA).....	37
5.3.2	Sistemas Expertos (SE).	38
5.3.3	Particionamiento recursivo (Árboles de decisión).....	39
5.3.4	Análisis envolvente de datos (DEA).	40
5.3.5	Teoría de conjuntos aproximados (Fuzzy sets, Rough sets...).....	40
6	ANÁLISIS EMPÍRICO.....	42
6.1	Obtención de datos.....	42
6.2	Selección de variables.....	43
6.3	Resultados.....	44
6.3.1	Estadísticos descriptivos.....	44
6.3.2	Resultados de predicción del análisis discriminante.	46
6.3.3	Regresión logística	50
6.4	Importancia anual de los coeficientes del modelo.	55
6.5	Discusión	56
7	CONCLUSIONES	57
8	BIBLIOGRAFÍA.....	59
9	ANEXOS.....	69

Índice de Cuadros

<i>Cuadro 2.1</i>	<i>Resumen de definiciones de fracaso empresarial.</i>	<i>22</i>
<i>Cuadro 9.1</i>	<i>Resumen de ratios.</i>	<i>69</i>

Índice de Tablas.

<i>Tabla 1.1 Umbrales de clasificación de empresa.....</i>	<i>8</i>
<i>Tabla 2.1 Distribución de los concursos publicados por Comunidades Autónomas 2011-2016.</i>	<i>14</i>
<i>Tabla 2.2 Número de empresas en concurso por comunidad autónoma.</i>	<i>15</i>
<i>Tabla 2.3 Datos de empresa a 1 de enero de 2016.</i>	<i>17</i>
<i>Tabla 2.4 Distribución sectorial de las empresas españolas.</i>	<i>18</i>
<i>Tabla 6.1 Número de empresas en la muestra.</i>	<i>43</i>
<i>Tabla 6.2 Descriptivos variables en los modelos.</i>	<i>44</i>
<i>Tabla 6.3 Lambda de Wilks </i>	<i>46</i>
<i>Tabla 6.4 Resumen de resultados.</i>	<i>47</i>
<i>Tabla 6.5 Funciones en centroides de grupo.</i>	<i>47</i>
<i>Tabla 6.6 Resultados de clasificación.</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 6.7 Matriz de correlaciones.</i>	<i>51</i>
<i>Tabla 6.8 Coeficientes de las variables incluidas en la regresión logística.</i>	<i>53</i>
<i>Tabla 6.9 Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo.....</i>	<i>54</i>
<i>Tabla 6.10 Significación del modelo.</i>	<i>54</i>
<i>Tabla 6.11 Tabla de clasificación.</i>	<i>54</i>

Índice de Gráficos.

<i>Gráfico 1.1 Evolución de la población de empresas en España. -----</i>	<i>11</i>
<i>Gráfico 1.2 Evolución de los deudores concursados en España. -----</i>	<i>12</i>
<i>Gráfico 1.3 Empresas concursadas por actividad económica principal. -----</i>	<i>13</i>
<i>Gráfico 4.1 Función Logística. -----</i>	<i>35</i>

Índice de Figuras.

<i>Figura 1.1 Esquema tipos de comercio.</i>	<i>16</i>
<i>Figura 4.1 Red Neuronal Artificial con una única capa oculta de neuronas.</i>	<i>38</i>
<i>Figura 4.2 Ejemplo de árbol de decisión.</i>	<i>39</i>
<i>Figura 6.1 Variación de los coeficientes anuales con respecto al modelo plurianual.</i>	<i>55</i>

RESUMEN

El sector comercio supone un 12% del PIB español. Pese a su indiscutible importancia para la economía española, apenas hay estudios sobre fracaso empresarial centrados en este sector. Esto contrasta con la cantidad de trabajos centrados en el sector construcción, inmobiliario y financiero como consecuencia de la reciente crisis. Por ello, en este trabajo nos hemos propuesto a realizar un estudio sistemático del fracaso en el sector comercio para pymes españolas.

El principal objetivo de este trabajo ha sido encontrar una serie de ratios económicos y financieros, capaces de clasificar a una empresa como sana o en concurso de acreedores. Para ello hemos analizado datos de pymes del año 2011 al 2015, mediante análisis discriminante y regresión logística, habiéndose identificado tres ratios con mayor poder clasificador. Además hemos determinado que el modelo de regresión logística se comporta de forma más adecuada que el análisis discriminante.

PALABRAS CLAVE

Fracaso empresarial; análisis discriminante; regresión logística; sector comercio; ratios; concurso.

ABSTRACT

The commerce sector accounts for 12% of Spanish GDP. Despite its indisputable importance for the Spanish economy, there are hardly any studies on business failure focused on this sector. This contrasts with the amount of work focused on the construction, real-estate sector and financial sector as a result of the recent crisis. Therefore, in this work we have proposed to carry out a systematic study of the failure in the commerce sector for Spanish SMEs.

The main objective of this work has been to find a series of economic and financial ratios, capable of classifying a company as healthy or in bankruptcy. To do this, we have analyzed

SMEs data from 2011 to 2015, using discriminant analysis and logistic regression, having identified three ratios with greater classifying power. We have also determined that the logistic regression model behaves better than the discriminant analysis.

KEYWORDS

Business failure; discriminant analysis; logistic regression; commerce sector; bankruptcy; financial ratio

1 INTRODUCCIÓN.

La RAE define el riesgo como contingencia o proximidad de un daño. Si aplicamos la definición a una organización con ánimo de lucro, este riesgo puede suponer una pérdida económica que puede conllevar, en muchos casos, al fracaso empresarial.

Existen muchos factores de riesgo que pueden llevar al cese de la actividad empresarial. Estos factores pueden ser la presencia de productos sustitutos, entrada de nuevos competidores, la rivalidad entre los mismos y el poder de negociación de los clientes y proveedores¹, entre otros. Como otros riesgos a los que se enfrentan las empresas cabe hablar de riesgo financiero y, dentro de este encontramos el riesgo de crédito, riesgo de liquidez, riesgo de mercado, riesgo operativo, riesgo país y riesgo sistémico.

Las empresas más vulnerables a los cambios del ciclo económicos son las pequeñas y medianas empresas “pymes”, pues tienen más dificultades para obtener financiación externa, además no suelen acudir a los mercados financieros pues no pueden hacer frente a las garantías que se requieren (Hernando & Ramos-Juste, 2013)². La Comisión Europea en la recomendación 2003/361/CE clasifica de la siguiente manera las empresas pymes como vemos en la siguiente tabla:

Tabla 1.1 Umbrales de clasificación de empresa.

Tipo empresa.	Nº de empleados	Volumen de negocio	O	Balance general.
			↔	
Microempresas	< 10	≤ 2 millones €		≤ 2 millones €
Pequeñas	< 50	≤ 10 millones €		≤ 10 millones €
Medianas	< 250	≤ 50 millones €		≤ 43 millones €

Fuente: Elaboración propia a partir de criterios Comisión Europea.

¹ Hablamos de las cinco fuerzas de Porter (1979), que ayuda a identificar las amenazas del entorno en las industrias para planificar estrategias.

² Existen también mercados para pequeñas y medianas empresas con solvencia, buenas condiciones y menor capitalización. En España está el mercado alternativo bursátil (MAB).

Como mencionábamos al principio del párrafo, la dificultad de obtener financiación supone un problema para las pymes si por ejemplo, se quiere ser más competitivos mediante la innovación o la exportación.

Dicho lo anterior, resulta interesante desarrollar sistemas y métodos que permitan identificar cuándo una compañía puede correr el riesgo de entrar en dificultades. La actual actividad económica que se desenvuelve en un ámbito de constante renovación y cambio en un contexto globalizado incrementa considerablemente el fracaso empresarial ya que las empresas afectan y son afectadas tanto por el entorno general, así como el específico.

En España, el porcentaje de pymes en 2016 alcanzaba el 99,88% del total de unidades productivas (General de Industria de la PYME, 2016), lo que nos indica que la mayor parte de la economía española depende de estas empresas ya que aporta un 65% al PIB y contribuye a la generación de empleos, ocupando a un 66.9% del total de trabajadores frente al 33.1% de las grandes empresas en 2016, porcentajes muy parecidos en la Unión Europea. (Dirección General de Industria y de la Pequeña y Mediana Empresa, 2016).

En los últimos años, debido a la crisis financiera de 2008, las empresas se encontraron con grandes dificultades para obtener financiación bancaria. Esto provocó que las empresas aumentaran el volumen de sus ventas a través del pago aplazado y admitieran periodos de cobro más largos (según un estudio realizado por American Express y Corporate Payments (2016), las empresas creen que los proveedores demandan de forma importante, plazos de pago más reducidos) lo que significa la asunción de mayor riesgo para las empresas, plasmando la necesidad de medir y cuantificar este riesgo para intentar disminuirlo. Se puede decir entonces, que son propensas a este tipo de riesgo tanto empresas como entidades bancarias ya que, es más difícil para las pymes devolver el capital más los intereses al banco si el cliente de ésta también retrasa el pago de la factura con la consecuencia de que dichas entidades bancarias contraigan el crédito.

2 OBJETIVOS

Con este trabajo se pretende obtener un modelo para el riesgo de fracaso de las pymes en España para el sector comercio al por menor y al por mayor. Para ello, se realizará en

primer lugar una recopilación bibliográfica de trabajos relacionados con el riesgo de fracaso empresarial, haciendo especial énfasis en las diferentes metodologías que se han ido aplicando a lo largo del tiempo. Además, este trabajo sirve para poner en práctica las capacidades desarrolladas durante el grado, así como conceptos vistos en determinadas asignaturas, como el riesgo en las actividades empresariales, la contabilidad empresarial, el sector bancario, entre otras. En concreto, se estudiará los sistemas de fracaso empresarial aplicado en técnicas estadísticas como lo son el análisis discriminante y la regresión logística.

También se pretende realizar una comparación de las dos metodologías más utilizadas (análisis discriminante y regresión logística), para comprobar cuál de ellas ofrece mejores resultados en la previsión del fracaso empresarial en el sector del comercio, además de las aplicaciones prácticas de este trabajo.

Por tanto, en primer lugar, veremos cómo es la actualidad más reciente en España en cuanto a fracaso empresarial y el sector comercio. Posteriormente, se realizará la revisión de la literatura, de las variables que suelen utilizarse y de la metodología, explicando en primer lugar los métodos que se van a emplear en el análisis empírico y un breve resumen de otros métodos. Finalmente, se realizará el análisis empírico que servirá para obtener las conclusiones de los resultados y del trabajo en sí.

2.1 Situación España.

2.1.1 Ley Concursal en España.

Para tener una definición unívoca recurrimos a la legislación vigente. Así la ley 22/2003 que entró en vigor el 1 de septiembre de 2004 es la que se encarga de regular el procedimiento concursal. Esta ley supone un gran cambio pues se da fin a los dos conceptos muy utilizados en la legislación anterior: quiebra y suspensión de pagos. En el capítulo 1, artículo 1, establece que tanto personas físicas como jurídicas pueden declararse en

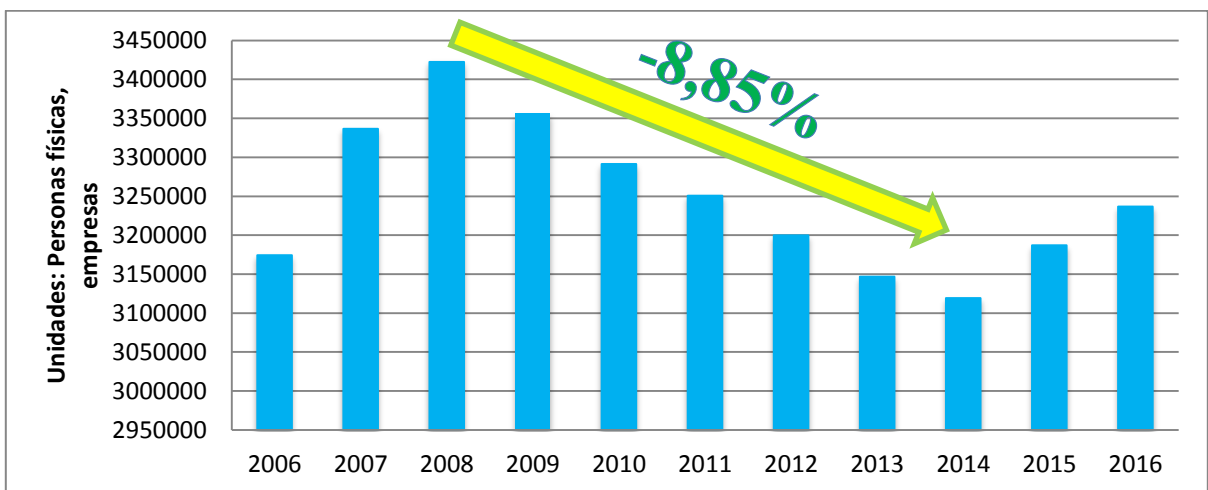
concurso. Sin embargo, en el apartado 3 menciona la imposibilidad de la declaración de concurso a organismos públicos.

En el artículo 2 apunta que una empresa se declara en concurso cuando se encuentre en insolvencia del deudor común y que no pueda cumplir regularmente sus obligaciones exigibles.

En definitiva, el objetivo de la Ley Concursal es preservar el patrimonio, con ello evitar la desaparición de las empresas y sus consecuencias, ya que *“la declaración de concurso, por sí sola no interrumpe el ejercicio de la actividad profesional o empresarial del deudor”* sin embargo, es el juez del concurso quien tiene potestad para suspender total o parcialmente la actividad, previa audiencia del deudor y de los representantes de los trabajadores.

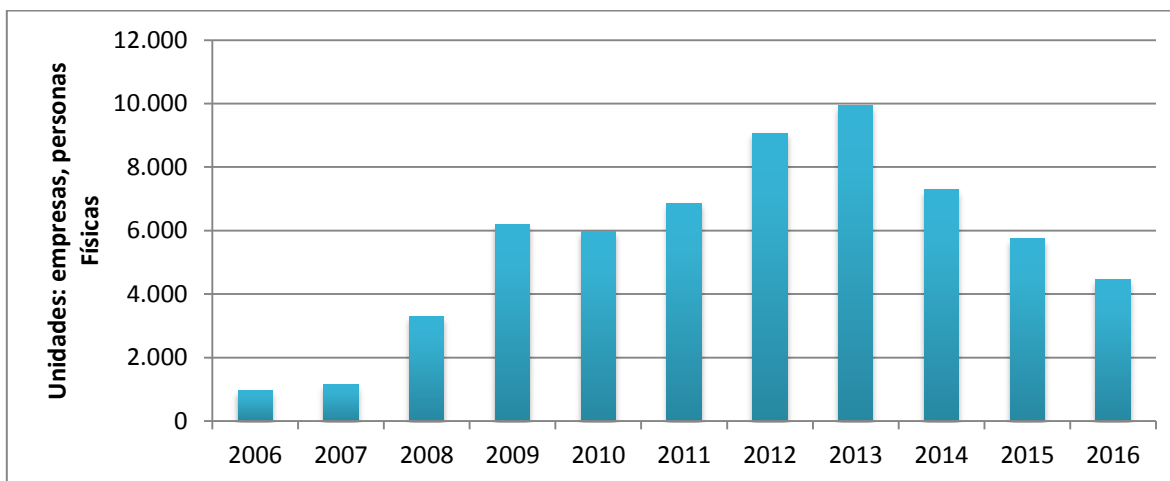
La situación excepcional de crisis económica que se ha vivido desde el año 2008, ha provocado que el número de empresas en concurso de acreedores haya crecido considerablemente.

Gráfico 2.1 Evolución de la población de empresas en España.



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del INE.

Según los datos del INE, se puede observar cómo a partir del 2015 el número de empresas aumentan tras seis años consecutivos en descenso, la variación de 2014 con respecto al 2008 es de -8,85% de empresas desaparecidas, menos que el aumento de los últimos tres años 3,7%.

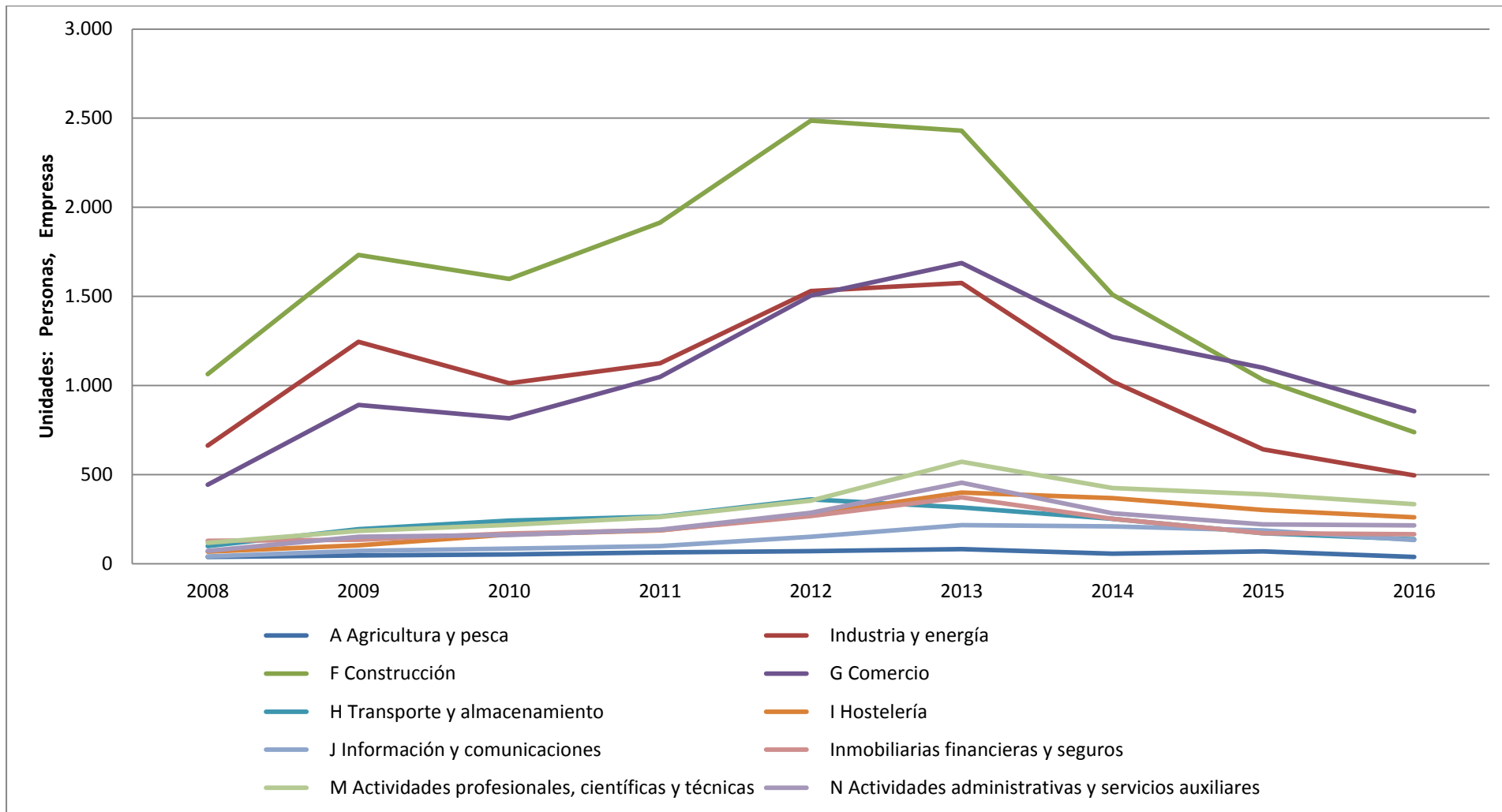
Gráfico 2.2 Evolución de los deudores concursados en España.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del INE.

En el gráfico anterior, que hace referencia al número de deudores concursados tanto personas físicas con actividad empresarial como sociedades, observamos un aumento elevado posterior a la crisis financiera de 2008, alcanzando su punto álgido en 2013, a partir de cual desciende ligeramente. La variación del 2016 con respecto al 2015 es de un 22% menos de empresas concursadas. Se puede observar que los niveles están lejos de la situación pre crisis.

Así, según el Baremo Concursal de marzo de 2017, en el primer trimestre los procedimientos concursales disminuyeron un 1% con respecto al mismo periodo del 2016. En cuanto a los procedimientos concursales incluyendo a personas físicas, se produjo un incremento del 13% con respecto al mismo periodo del 2016. También señala que el 41% de las empresas declaradas en concurso se registran en las provincias de Barcelona, Valencia y Madrid. (PricewaterhouseCoopers S.L., 2017)

Gráfico 2.3 Empresas concursadas por actividad económica principal.



Fuente: Elaboración propia con datos del INE

Si observamos las empresas concursales por actividad económica, a lo largo de los últimos años destaca el sector de la construcción, comercio y el sector de la industria y energía. Una vez más, el Baremo concursal elaborado por Pricewaterhouse Coopers S.L. (2017) nos indica que en el primer trimestre de este año los sectores con mayor actividad concursal fueron el sector de servicios, distribución y comercio y construcción e inmobiliario pues juntos representan el 76% del total.

Tabla 2.1 Distribución de los concursos publicados por Comunidades Autónomas 2011-2016.

CCAA	2011	s/total	2012	s/total	2013	s/total	2014	s/total	2015	s/total	2016	s/total
Andalucía	587	11%	758	10%	832	10%	705	11%	558	12%	420	11%
Aragón	183	3%	270	4%	301	3%	195	3%	175	4%	131	3%
Baleares	226	4%	212	3%	524	6%	174	3%	129	3%	98	2%
Canarias	162	3%	181	2%	248	3%	164	3%	114	2%	111	3%
Cantabria	53	1%	73	1%	100	1%	58	1%	20	0%	43	1%
C. la Mancha	169	3%	270	4%	281	3%	202	3%	162	3%	104	3%
Castilla y León	210	4%	326	4%	350	4%	252	4%	181	4%	178	4%
Cataluña	1197	22%	1522	21%	1782	20%	1365	21%	963	20%	830	21%
Ceuta	1	0%	1	0%	2	0%	3	0%	1	0%	3	0%
C. de Madrid	678	13%	929	13%	1281	15%	1027	16%	730	15%	631	16%
C. Valenciana	805	15%	1108	15%	1173	13%	879	14%	752	16%	606	15%
Extremadura	72	1%	81	1%	128	1%	76	1%	68	1%	46	1%
Galicia	338	6%	485	7%	508	6%	414	6%	263	6%	46	6%
La Rioja	35	1%	62	1%	78	1%	68	1%	30	1%	25	1%
Melilla	3	0%	-	0%	-	0%	-	0%	2	0%	2	0%
Navarra	82	2%	103	1%	142	2%	85	1%	89	2%	62	2%
País Vasco	351	7%	504	7%	563	6%	466	7%	328	7%	261	7%
Principado de Asturias	62	1%	135	2%	198	2%	134	2%	103	2%	69	2%
R. de Murcia	158	3%	229	3%	231	3%	155	2%	108	2%	84	2%
Total	5372	100%	7249	100%	8723	100%	6422	100%	4776	100%	3961	100%

Fuente: elaboración propia a partir del Baremo concursal 2017.

En la tabla anterior, observamos, de forma general que las comunidades autónomas con mayor actividad concursal son Cataluña, Comunidad de Madrid y la Comunidad Valenciana lo que supone el 52% del total de concursos publicados en 2016, sin embargo,

esto se debe también a que son las comunidades con mayor población. A estas comunidades les siguen Andalucía, País Vasco y Galicia.

Tabla 2.2 Número de empresas en concurso por comunidad autónoma.

Comunidad	Nº de empresas	Quebradas	%
Nacional	3.236.582		
Andalucía	498.347	458	0.09
Aragón	90.325	138	0.15
Principado de Asturias	67.675	77	0.11
Illes Balears	89.341	113	0.13
Canarias	135.909	124	0.09
Cantabria	37.696	43	0.11
Castilla y León	161.364	200	0.12
Castilla-La Mancha	126.421	110	0.09
Cataluña	596.196	916	0.15
Comunidad Valenciana	344.556	658	0.19
Extremadura	65.484	51	0.08
Galicia	197.538	265	0.13
Madrid	516.412	681	0.13
Región de Murcia	92.008	104	0.11
Navarra	43.907	60	0.14
País Vasco	151.216	269	0.18
La Rioja	23.076	26	0.11
Ceuta	3.762	4	0.11
Melilla	4.349	0	0.00

Fuente: Elaboración propia a partir de datos definitivos del INE.

En la tabla 2.2, vemos que la comunidad autónoma con mayor número de empresas en concurso una vez deflactados los valores, es la Comunidad Valenciana, seguido de País Vasco, Cataluña y Aragón.

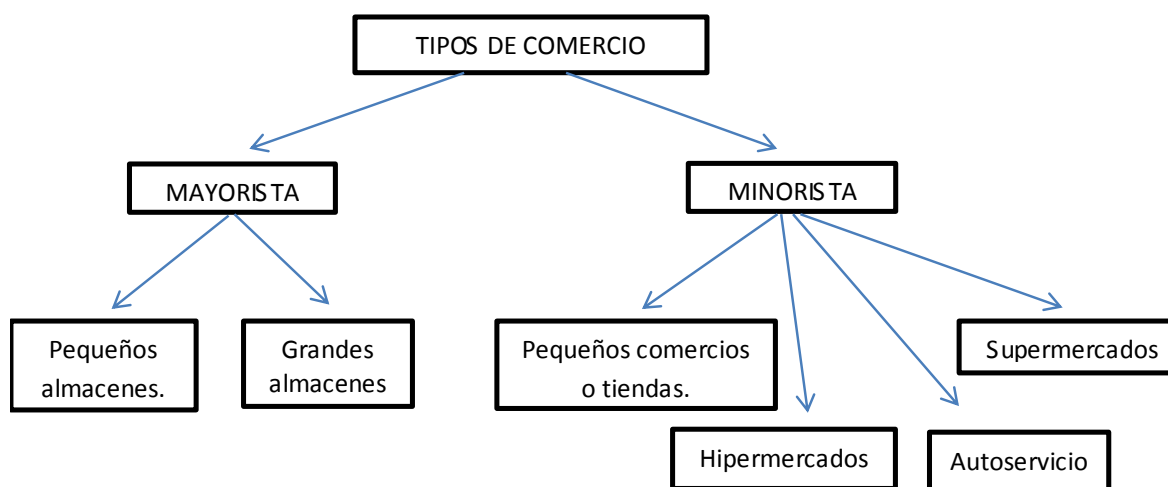
2.2 Sector Comercio en España.

El comercio es una actividad socioeconómica que permite el intercambio de materiales que sean libres en el mercado de compra y venta de bienes y servicios ya sea para su uso o para su venta. Por actividad comercial, se entiende que es un intercambio de bienes o de servicios que se realiza mediante un comerciante o mercader.

Dentro de esta actividad distinguimos el comercio minorista del comercio mayorista. En el primer caso, el comprador es el consumidor final del producto o servicio mientras que, en el segundo, el vendedor o productor no está en contacto directo con los consumidores.

También podemos distinguir el sector según el producto a que se dedique la actividad, hablamos entonces del comercio textil, comercio alimentación, comercio de calzado y piel, flores, deportes, juguetes, entre otros.

Figura 2.1 Esquema tipos de comercio.



Según cifras de la Confederación Española de Comercio (CEC) (2016), el comercio contribuye un 12% del PIB en la economía. Además, el comercio minorista supone el 5.3% del total del PIB.

Tabla 2.3 Datos de empresa a 1 de enero de 2016.

	Total empresas (CNAE)	Total comercio (G)	47 comercio al por menor, excepto vehículos de motor y motocicletas
Nacional	3.236.582	757.537	462.450
Andalucía	489.347	134.340	90.226
Aragón	90.325	19.771	11.909.
Principado de Asturias	67.675	15.117	9.725
Illes Balears	89.341	16.527	10.627
Canarias	135.909	32.538	20.258
Cantabria	37.696	8.325	5.462
Castilla y León	161.364	39.329	25.263
Castilla la Mancha	126.421	33.403	21.500
Cataluña	596.196	127.606	72.878
Comunidad Valenciana	344.556	86.596	50.597
Extremadura	65.484	19.367	12.361
Galicia	197.538	49.075	29.795
Comunidad de Madrid	516.412	96.556	53.423
Región de Murcia	92.008	25.311	14.611
Navarra	43.907	9.869	6.480
País Vasco	151.216	34.810	21.545
La Rioja	23.076	5.411	3.261
Ceuta	3.762	1.494	986
Melilla	4.349	2.092	1.543

Fuente: Directorio central de empresas.

Como observamos en la tabla anterior, el sector comercio cuenta 757.537 empresas, las cuales el 96,7% de ellas son micro pymes (menos de 10 trabajadores). Por su parte, el

comercio minorista representan el 14,3% del total de empresas en España (DIRCE a 1 de enero de 2016).

El comercio en España creó 76.000 empleos en el año 2016, esto se ha visto mejorado gracias al aumento del gasto en los hogares, ya que desde 2014 alcanzó tasas de crecimiento positiva, siguiendo la tendencia en 2015 y 2016.

Tabla 2.4 Distribución sectorial de las empresas españolas.

Industria	Construcción	Comercio	Resto servicios	Total
195.619	406.682	757.357	1.876.744	3.236.582
6,04%	12,56%	23,39%	57,98%	100%

Fuente: Extraído de Dirección General de Industria y de la Pequeña y Mediana Empresa (2016). Con datos del INE.

En la tabla anterior, vemos que dentro del sector servicios, el comercio representa un 23% de las empresas, motivo por el cual resulta un sector atractivo de estudio.

3 REVISIÓN DE LA LITERATURA.

Aunque el interés por la predicción del fracaso empresarial data de principios del siglo XX, no es hasta los años 30 cuando el problema es abordado formalmente. Así, FitzPatrick (1932) en un trabajo pionero, realizó un estudio de 20 compañías que habían fracasado en los años 20 mediante el cálculo de treinta ratios contables de cada compañía años antes de la quiebra. Así mismo, destacan Smith y Winakor (1935) quienes estudiaron 183 quiebras entre los años 1923 y 1931. En su estudio, que también emplea ratios, descubrieron diferencias considerables en las ratios dependiendo del tipo de la industria y del tamaño de la empresa. De la década siguiente cabe destacar el trabajo realizado por Merwin (1942) en el que aseguraba haber encontrado ratios que indicaban la suspensión de una empresa con cuatro o cinco años de antelación al fracaso.

Hasta los años 60, los trabajos orientados a la predicción de fracaso empresarial utilizaban sencillas técnicas de análisis univariante. Esta tendencia se ve modificada por Beaver (1966) quien introduce el análisis discriminante como técnica predictiva para el estudio del fracaso empresarial. En su trabajo, Beaver realiza un análisis univariante con el que demuestra que las ratios financieras pueden ser utilizadas para analizar crisis en las empresas.

La siguiente gran contribución al campo la realiza Altman (1968), al ser el primer autor que realiza un análisis multivariante. A partir de entonces, el análisis univariante es abandonado paulatinamente. En su estudio, Altman emplea simultáneamente varias ratios como variables independientes para un modelo de análisis discriminante. En el modelo utiliza cinco ratios e identifica el ratio *resultado antes de impuestos/activo total* como el que más poder discriminante tiene. Altman obtiene un valor Z con valor 2.67 que diferencia a las empresas sanas de las empresas fracasadas, con lo que su modelo tiene un poder predictivo considerable. Tras el trabajo realizado por Altman, otros autores siguieron la misma línea utilizando análisis discriminante, pero con ciertas mejoras. Podemos citar a Deakin (1972), Edmister (1972), Blum (1974), Libby (1975), Sinkey, (1975), estos dos últimos autores se centraron en el sector bancario. En general, las metodologías que fueron desarrolladas funcionan bien a corto plazo, con porcentajes de clasificación correcta para predicciones a

un año vista superiores al 90%. Sin embargo, cuando se intenta predecir con mayor margen, la eficacia de los modelos disminuye drásticamente. Con Martín (1977) y Santomero y Vinso (1977) se empiezan a realizar estudios mediante la técnica de regresión logística, siendo esta técnica menos estricta en cuanto a hipótesis iniciales.

En el ámbito español, los primeros trabajos realizados son los de Laffarga, Martín, y Vazquez (1985a, 1985b) realizando en primer lugar un análisis univariante y posteriormente un análisis multivariante en el que analizan la crisis bancaria española ocurrida durante los años 1978 y 1983.

Las variables más comunes utilizadas por los diferentes autores hacen referencia al balance de situación de cada empresa analizada, utilizando ratios del mismo que indican el nivel de endeudamiento, de liquidez, entre otros. Algunos autores también utilizan variables que hacen alusión a la situación macroeconómica como Mensah (1984), Somoza (2001) y Jacobson *et al.*, (2008), sin embargo, la influencia que tienen este tipo de variables sobre los modelos es baja.

Peel, Peel, y Pope (1986) a diferencia de otros autores que suelen incluir ratios contables, introducen nuevas variables, algunas de estas nuevas variables tiene relación con las acciones y el número de directores durante el año financiero.

A finales de los años ochenta, encontramos nuevas técnicas aplicadas al fracaso empresarial, hablamos de inteligencia artificial y sus derivados como sistemas expertos, redes neuronales, árboles de decisión, etc. Con respecto a estas técnicas podemos citar autores como Messier y Hansen (1988), Bell, Ribar, y Jennifer (1990) quienes estudian la quiebra de bancos mediante regresión logística y redes neuronales, obteniendo resultados similares con ambas técnicas; Serrano y Brío (1993), y, como autor que utiliza árboles de decisión a Bosón *et al.*, (1997).

En el trabajo de revisión de Tascón y Castaño (2012) encontramos una amplia recopilación que recoge la evolución a lo largo de los años de los trabajos de predicción del fracaso empresarial, haciendo especial énfasis en las metodologías y las variables empleadas. También se encuentran trabajos realizados por autores de diferentes sectores como el bancario, el asegurador, construcción, etc. Así mismo, destacan que la aparición de

diferentes metodologías compensa las carencias de anteriores técnicas pero generan nuevos problemas, por lo que no se puede garantizar que una metodología funcione mejor que otras para todos los casos.

3.1 Definición de Fracaso Empresarial

Teniendo en cuenta qué autor realice el estudio, la definición de fracaso empresarial cambia. Es decir, encontramos que es un concepto subjetivo ya que depende de las características que resalte el autor y por tanto se verá afectado en cuanto a la utilización de variables y datos, así como las conclusiones a las que se llega.

En el trabajo de Tascón y Castaño (2012) se clasifican diferentes autores según la acepción que tengan por fracaso empresarial utilizando el criterio definido por Graveline y Kokalari (2008). De acuerdo a este trabajo se distinguen tres grupos de autores: Aquellos que entienden el fracaso empresarial como la incapacidad de las empresas de atender obligaciones financieras a su vencimiento; para otros autores, se trata de aquellas empresas que se encuentran en quiebra, suspensión de pagos o concurso de acreedores, es decir, empresas que se han declarado administrativamente en dicha situación; y por último, otros autores consideran fracaso empresarial a aquellas con insolvencia técnica o falta de liquidez.

En el ámbito internacional, los autores agrupan en el primer grupo a Beaver (1966) y Marais *et al.*, (1984), pues definen el fracaso como la falta de cumplimiento de sus deudas en el vencimiento. Como parte del segundo grupo, identifican a Deakin (1972) que entiende como empresa fracasada a empresas en quiebra, insolvencia o liquidadas; otro autor es Zmijewski (1984) que toma empresas en quiebra; en cambio, Taffler (1982) define la liquidación voluntaria o con intervención estatal como fracaso. En el tercer grupo, destacan Altman (1981), Gilbert *et al.*, (1990) e Hill *et al.*, (2011), Gazengel y Thomas (1992) y Davydenko (2005), estos autores consideran fracaso empresarial como falta de liquidez, el mantenimiento de pérdidas encadenada, aquella que genera más gastos que ingresos y cuando haya un valor reducido de activos o falta de tesorería, respectivamente.

Los mismos autores Tascón y Castaño (2012), agrupan trabajos españoles en el que distinguen el fracaso como: empresas morosas; empresas en concurso de acreedores, suspensión de pagos o quiebra; quiebra técnica y obtener un patrimonio neto contable negativo. En el primer grupo señalan a García, Arqués y Calvo-Flores (1995) y a Gabás (1990); en el segundo destacan Lizarraga (1997), Fernando y Blanco (1998), López *et al.*, (1998); Román *et al.*, (2001) y Gómez *et al.* (2008); para el tercer grupo destacan Rubio (2008) y Correa *et al.*, (2003). No obstante, identificar empresas no fracasadas con una dualidad casi perfecta es algo difícil de observar (Módica-Milo *et al.*, 2012).

Para aplicar la metodología y realizar estudios, a la hora de seleccionar las muestras los autores suelen seleccionar igual número de empresas fracasadas y no fracasadas de acuerdo con el tamaño y el sector de actividad. Esto es así debido a la dificultad para encontrar una muestra representativa en el ámbito empresarial lo que ha conllevado numerosas críticas por no ser un proceso construido aleatoriamente y porque se eliminan variables explicativas como el tamaño y sector (Lizarraga, 1997). Sin embargo Abad, Arquero y Jimenez (2007) señalan que “empresas del mismo sector de actividad o mismo tamaño no asegura un comportamiento financiero similar. Razones que llevan a una empresa a fracasar puede ser diferente de las de otras”.

En este trabajo, vamos a adoptar como criterio de fracaso empresarial aquellas empresas declaradas administrativamente en concurso de acreedores ya que es la definición que se puede aplicar de forma objetiva, es decir, aquellas empresas que se encuentren en dificultades de solvencia y que no puedan cumplir con sus obligaciones exigibles tal como vimos anteriormente con el artículo 2 de la Ley Concursal.

Cuadro 3.1 Resumen de definiciones de fracaso empresarial.

AUTOR	PALABRA UTILIZADA	DESCRIPCIÓN
Beaver (1966)	Fracaso	Dificultad atender deudas.
Altman (1968)	Quiebra	Legalmente en quiebra.
Deakin (1972)	Fracaso	Situación de quiebra, insolvencia.
Ohlson (1980)	Quiebra	Legalmente en quiebra.

Taffler (1982)	Fracaso	Liquidación voluntaria, intervención del estado u orden de liquidación
Zmijewski (1984)	Quiebra	Quiebra legal.
Altman (1981)	Quiebra	Insolvencia técnica, falta de liquidez.
Altamn (1988)	Quiebra	No hacer frente a sus obligaciones con los acreedores.
Laffarga, Martín y Vásquez (1987)	Fracaso	Intervención del banco por parte de autoridades monetarias.
García, Arques y Calvo-Flores (1995)	Fracaso	Empresas que no cumplen con nominal y/o intereses de créditos.
Lizarraga (1997)	Fracaso	Empresas con solicitud de concurso.
Platt y Platt (2004)	Fracaso	Fracaso financiero.
Graveline y Kokolari (2008)	Fracaso	Dejar de pagar deuda, quiebra.

Fuente: elaboración propia a partir de otros trabajos.

3.2 Trabajos sobre fracaso empresarial más recientes.

Con el fin de analizar el impacto y la actualidad del tema, se han recopilado algunos trabajos de diferentes autores en los últimos cinco años. De esta manera se puede comprender mejor la metodología y las variables seleccionadas ya que, como se puede ver en los siguientes sub apartados, el estudio del fracaso empresarial se aplica a diferentes sectores, diferentes localidades y periodos.

3.2.1 *La proximidad geográfica en el contagio del fracaso empresarial en la pyme: Una aplicación empírica con el modelo probit espacial*

El objetivo del trabajo realizado por Rodriguez et al. (2016) es analizar si las empresas que están en dificultades pueden contagiar a empresas de su entorno y geográficamente cerca. Los autores toman una muestra de 2710 pymes de la Comunidad de Murcia durante los años 2011-2013. El sector analizado es el de servicios (excepto actividades financieras). La metodología utilizada es la de regresión *probit* espacial. Según la literatura, se puede contagiar el fracaso mediante la cadena de suministros y por el contrario, una situación de fracaso puede mejorar la competencia incrementado sus beneficios.

Las empresas se entienden como fracaso como aquellas que tienen patrimonio negativo durante tres años consecutivos en los años antes mencionados. Las variables explicativas hacen alusión a ratios de liquidez, endeudamiento y rentabilidad. También utiliza variables de control como la edad de la empresa, subsector de actividad y tamaño de la empresa.

Los resultados obtenidos dejan ver que, empresas que pertenecen al sector inmobiliario, tienen mayor probabilidad de fracaso seguido de actividades científicas y del sector de la hostelería. Los autores observan que, el hecho de que una empresa se encuentre cerca o rodeada de empresas con valores altos de rentabilidad, liquidez y valores bajos en endeudamiento, la probabilidad de fracaso disminuye en dicha empresa y por tanto, confirman que existe un efecto contagio del fracaso empresarial.

3.2.2 Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario

Gil de Albornoz y Giner (2013) estudian en el trabajo empresas dedicadas al sector inmobiliario y la construcción. La muestra la componen empresas españolas que han presentado concurso de acreedores durante los años 2005-2010, con un total de 1.817 constructoras y 592 inmobiliarias. Las variables son 15 ratios, al menos 5 de cada categoría, es decir, ratios de rentabilidad, actividad, endeudamiento, cobertura y liquidez. Además, utiliza variables dos variables *dummy*: la primera en la que distingue empresas con edad inferior a seis años u otro caso; y la segunda en la que distingue entre años posteriores a 2007 o caso contrario. La metodología empleada es regresión logística.

Los “resultados indican que los errores cometidos en la muestra de validación de empresas constructoras por el modelo de predicción de quiebra estimado únicamente con empresas de dicho sector son similares a los cometidos por el mismo modelo estimado con todas las empresas”. Los errores medios cometidos por la estimación sectorial y la estimación general en este sector son prácticamente iguales (33%). Sin embargo, el error total de clasificación es mayor en la estimación específica (45%) que en la general (33%) No parece por tanto que una estimación específica para el sector de la construcción supere la capacidad de predicción de la quiebra de una estimación general. En el sector inmobiliario, estimación específica sectorial es más adecuada.

3.2.3 Análisis del fracaso empresarial por sectores: factores diferenciadores.

Con este trabajo, Mures, García y Vallejo (2012), comparan tres sectores, el sector industria, construcción y servicios, con el fin de identificar los factores explicativos y predictivos del fracaso empresarial en pymes de Castilla y León. En dicho trabajo, las variables utilizadas son ratios contables y no contables, así como información macroeconómica tales como: ratios de liquidez, rentabilidad, endeudamiento y solvencia, rotación y actividad, estructura. Además, añaden, como variables, el tiempo de constitución de la empresa, el PIB y el IPC. La metodología empleada es el análisis discriminante. Debido a la gran cantidad de ratios utilizados en la literatura, para reducir los mismos, emplean un análisis de componentes principales

Las conclusiones que obtienen del análisis es que las variables macroeconómicas y no financieras son significativas. Como variable financiera más significativa fue la capacidad de la empresa para generar recursos internamente. Por sectores: fondos propios en industria; rentabilidad y circulante en construcción y solvencia en servicios.

3.2.4 Determinación del riesgo de fracaso financiero mediante la utilización de modelos paramétricos, de inteligencia artificial y de información de auditoría

En este trabajo, los autores Rodríguez, Piñeiro y deLlano (2014), estudian las empresas gallegas durante los años de 1990-1997, mediante diversos modelos para evaluar el riesgo de quiebra financiero en las pymes.

Las variables utilizadas son las utilizadas en la literatura contable y financiera. Los autores contrastan los resultados de la regresión lineal múltiple, análisis discriminante, la regresión logística y redes neuronales contrastando dichos resultados con la opinión de los auditores.

Las conclusiones más reseñables es que los modelos paramétricos superan, en cuanto a porcentaje de clasificación a las redes neuronales, excepto en los años 3 y 4. La opinión de los auditores no es fiable. Las redes neuronales dependen del horizonte temporal en la predicción. Los modelos *logit* superan en todos los horizontes a los MDA, pues logran mejores tasas medias de acierto, y proporcionan una relación más equilibrada de errores tipo I y tipo II³.

3.2.5 Validez de la información financiera en los procesos de insolvencia. Un estudio de la pequeña empresa española

El objetivo de los autores, Pozuelo et al. (2013), es analizar qué validez presenta la información financiera y la coyuntura económico para el estudio del fracaso empresarial de las pymes españolas en el periodo 2005-2008. Además de esta muestra toma un grupo de empresas fracasadas y otro grupo sano en la Comunidad Valenciana en el mismo periodo.

³ Error tipo I: Falso positivo, empresa fallida como sana. Error tipo II: Empresa sana como fallida. (Altman, 1968; Koh, 1992)

Para ello utiliza diferentes técnicas estadísticas para evaluar los ratios, dichas pruebas son de normalidad, de asimetría, de igualdad de medias, y de varianzas, entre otras.

Las conclusiones más reseñables a la que llegan los autores es que en los sectores manufactureros, comerciales y de construcción es donde se observa más altas tasas de fracaso. La crisis de 2008 no es significativamente distinta con respecto a anteriores crisis. Acepta como válidos los modelos de predicción. Además, los ratios presentan similitud en los dos escenarios (antes y después de la crisis) ya que son empresas con poca capacidad para generar recursos y con valores significativos de financiación ajena a corto plazo, aspecto que coincide con un apalancamiento financiero negativo. Además se observa un aumento de la morosidad por parte de las empresas fracasadas. Concluyen que se debe tener en cuenta circunstancias diferentes a las financieras.

3.2.6 Predicción del fracaso empresarial. Una contribución a la síntesis de una teoría mediante el análisis comparativo de distintas técnicas de predicción.

El objetivo principal de los autores De Llanos et al. (2016), es observar los efectos de las diferentes metodologías utilizadas para determinar el fracaso empresarial tales como análisis univariante, regresión lineal, análisis discriminante, regresión logística, *rough sets*, redes neuronales y análisis de datos envolvente. Los autores realizan el estudio en sociedades mercantiles de Galicia con una antigüedad igual o superior a cuatro años de cualquier sector exceptuando aquellas sociedades dedicadas a la intermediación en dos periodos: el primero de 1989-1999 y el segundo 1999-2009 para evaluar la presunción de estacionaridad. Se utilizan 59 ratios con mayor popularidad y frecuencia en previos trabajos.

A las conclusiones que llegan dependiendo de la técnica empleada son los siguientes: en el análisis univariante, los ratios con mayor peso (solo en el corto plazo) son de rentabilidad, generación de *cash flow*, endeudamiento y solvencia; en la regresión múltiple, se produce el llamado error tipo II y una dificultad para distinguir entre empresas sanas y fallidas; en cuanto al análisis discriminante múltiple, clasifica correctamente al 96% de las empresas fallidas un año antes del evento, pero solo al 39% de las sanas en ese mismo plazo; clasifican incorrectamente a una amplia mayoría de las empresas sanas, y este sesgo se

intensifica conforme crece el horizonte de pronóstico; con la regresión logística condicional, logran una tasa de acierto cercana al 87%, para los distintos horizontes de pronóstico, además de resultados más favorables en el largo plazo que los MDA. También señalan la validez de la información contable y que análisis discriminante obtiene peores resultados debido al incumplimiento de las hipótesis básicas.

3.2.7 Factores determinantes para predecir la crisis financiera en empresas argentinas

En este trabajo comparan el periodo 1993-2000, con el periodo 2003-2010 (ambos periodos de cierta estabilidad, el primero se caracterizó por tener niveles bajos de inflación debido a la ley de convertibilidad y el segundo por una depreciación del tipo de cambio), con el objetivo de identificar aquellos factores determinantes de la crisis de las empresas que cotizan en la bolsa de valores de Argentina.

La técnica utilizada es un modelo logístico mixto ya que son adecuados cuando la estructura de los datos introduce dependencia en la respuestas múltiples dentro de cada unidad, ya que resultan más efectivos en la predicción de crisis, en economías emergentes (Caro y Díaz, 2016).

La conclusión a la que llegan es que aquellos indicadores con mayor capacidad predictiva de la crisis financiera de las empresas es el índice de rentabilidad, el flujo de fondos u operativos, el volumen de negocios y el índice de endeudamiento. Además, las tasas de clasificación correcta son mayores cuando se aplican modelos para datos longitudinales respecto a los modelos con corte transversal.

3.2.8 Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: modelo logit

El objetivo de este trabajo, es identificar las variables financieras para poder explicar el fracaso empresarial en las pymes de Colombia durante el periodo 2005-2011. Espinosa (2013), utiliza 40 ratios de diferentes categorías: liquidez, solvencia, rentabilidad-endeudamiento, rotación. Además también utilizó variables relativas a la antigüedad, sector y tamaño. La técnica escogida por el autor fue la regresión logística binaria. También aplica un análisis de componentes principales para minimizar el número de ratios.

Espinosa, en sus conclusiones destaca en primer lugar, la arbitrariedad en la definición del fracaso empresarial, las variables financieras que determinan la probabilidad de fracaso de una empresa son pasivo no corriente/activo total, pasivo total (activo corriente-inventario) /activo total, es decir fracasan aquellas que tienen mayor grado de apalancamiento a largo plazo, bajo activos líquidos. También concluye que fracasan más las empresas que tienen entre 22 y 30 años. Además, que existe mayor riesgo de fracaso en el sector construcción que en el industrial y del comercio. Poco porcentaje de clasificación correcta.

3.2.9 *Crisis en las entidades de crédito españolas: Un estudio mediante análisis discriminante.*

En este trabajo, Redondo y Rodríguez (2014), pretenden identificar los indicadores económico-financiero, microeconómicos y macroeconómicos que ayuden a explicar las dificultades financieras en las instituciones bancarias. La muestra corresponde a bancos y cajas de España durante el periodo 2008-2009. El método es el análisis discriminante, en el que se le asigna, para la distinción de grupos, 1 al fracaso, entendido como déficit de capital y/o entrar en trámites de fusión, recibir ayudas públicas o ser intervenido por el FROB⁴ y ser un banco o caja sana 0. Los autores utilizan 26 ratios contables de las cuentas anuales, 7 variables de control, dos de ellas referentes al tamaño de la entidad, 4 de coyuntura económica y una *dummy* (año).

Los resultados dejan ver que, según la variable de control de tamaño, la mayoría de bancos y cajas vulnerables eran de gran tamaño, también aquellas con mayor activo inmobiliario. En lado contrario, aquellas con una tasa elevada de crecimiento de fondos propios presentaban mayor solidez. Destacan también que incurrir en el error tipo II (predecir que tendrá dificultades en el futuro, resultando sanas) resultaría mayor coste que incurrir en el error tipo I. Además, se resalta el hecho de que hayan diferentes leyes, presiones políticas y, en algunos casos, malas prácticas en el negocio, entre otras.

⁴ FROB: Fondo de reestructuración ordenada bancaria. Tiene por objeto gestionar los procesos de resolución de entidades de crédito y empresas de servicios de inversión.

4 VARIABLES.

Como bien se ha visto en los trabajos anteriores y mediante la revisión de la literatura, la mayoría de las variables que se utilizan para analizar el fracaso empresarial se realizan mediante ratios financieros, que son coeficientes que se calculan como la división de dos datos financieros y sirven para evaluar el estado de las empresas y realizar comparaciones entre ellas. Estos datos proceden de la contabilidad que llevan a cabo las empresas y se obtienen a través de las Cuentas Anuales que las conforman el balance de situación, la cuenta de pérdidas y ganancias, el estado de cambios de patrimonio neto y el estado de flujos de efectivo. Existen varias categorías para agrupar las diferentes ratios, en general se habla de ratios de rentabilidad, de solvencia, endeudamiento, como los más usados en previos trabajos.

Ratios de rentabilidad: 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: Nos indican la capacidad de disponer de efectivo en un momento dado para atender obligaciones. La solvencia es la capacidad financiera de la empresa para hacer frente a las obligaciones, teniendo en cuenta sus bienes y recursos disponibles

Ratios de endeudamiento: Indica el apalancamiento financiero, es decir la proporción de deuda que tiene una empresa frente a sus recursos propios.

Ratios de rotación o circulación: Miden el número de rotaciones por periodo de una determinada magnitud de la empresa. Por tanto, mide la eficiencia con la que la empresa administra sus activos para generar ventas.

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

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

5 REVISIÓN DE LA METODOLOGÍA

De acuerdo a la revisión bibliográfica realizada, los métodos más utilizados para predecir el fracaso empresarial son el análisis discriminante, los modelos *probit* y *logit*, así como algoritmos de inteligencia artificial como por ejemplo, redes neuronales.

En este estudio nos centraremos en dos tipos de análisis: análisis lineal discriminante y el análisis de regresión logística. Aunque de acuerdo a Laffarga *et al.* (1985) el modelo logístico es mucho más apropiado que el discriminante, por un lado, porque obtiene porcentajes más elevados de clasificación correcta y las hipótesis del modelo son menos estrictas, se ha decidido emplear las dos técnicas como consecuencia del teorema de "no free lunch" por Wolpert y Macready (1997). Este teorema nos indica que si una técnica funciona bien para un determinado conjunto de datos, seguramente funcionará mal para otro tipo de datos, lo que en la práctica supone que es recomendable probar a analizar los datos con diferentes metodologías antes de decidir cuál emplear.

A continuación, se hará una pequeña explicación de los métodos más utilizados:

5.1 Análisis Lineal Discriminante (LDA).

Se trata de una técnica estadística multivariante de dependencia, que analiza la relación entre la variable dependiente y las independientes. El origen del LDA se puede situar en el artículo publicado por Fisher (1936), el objetivo del análisis discriminante es clasificar individuos. Es decir, aprovecha la información contenida en las variables independientes para crear una función que es combinación lineal de dichas variables que sea capaz de diferenciar los grupos.

La variable dependiente es cualitativa o categórica y tiene como etiqueta el nombre de cada uno de los grupos; en cambio, las variables independientes son cuantitativas y se utilizarán para determinar a qué grupos pertenecen los individuos.

Aunque el LDA puede ser empleado para otros fines como la reducción de dimensionalidad, el LDA, utilizado como clasificador, es una técnica claramente predictiva, pues su finalidad última es poder clasificar a un nuevo individuo, cuyos datos no fueron

utilizados en la elaboración del modelo, en uno de los grupos según el valor de la función discriminante.

5.1.1 Hipótesis del modelo.

1. Distribución normal: se asume que los datos de las variables provienen de una distribución normal multivariante. En muestras grandes el no cumplimiento de este supuesto no afecta a los resultados del análisis.
2. Homogeneidad de varianzas y covarianzas: Se supone que las matrices de varianzas y covarianzas son homogéneas entre grupos.
3. Medias diferentes en cada grupo para las variables independientes: Los grupos iniciales deben diferir lo más posible en las variables independientes, de esta forma, la función discriminante (combinación lineal de las variables independientes) podrá distinguir entre los grupos.
4. Variables no redundantes: Las variables independientes no pueden estar correlacionadas.
5. El número de mínimo de individuos necesarios para ajustar el modelo es de 2 más el número de variables independientes.

El LDA se basa en la obtención de una función discriminante para cada una de las clases que se quieren clasificar. Esta función es una combinación lineal de las variables independientes, que, en ocasiones son llamadas variables discriminantes.

Expresión de la función discriminante:

$$f_{km} = u_0 + u_1X_{1km} + u_2X_{2km} + \dots + u_pX_{pkm}$$

f_{km} = Valor de la función discriminante canónica para el elemento m en el grupo k .

X_{ikm} = Valor de la variable discriminante X_i para el elemento m en el grupo k .

u_i = Coeficientes.

Por tanto, para ajustar un modelo LDA basta con encontrar los $n+1$ u_i coeficientes, siendo n el número de variables independientes. Por fortuna, estos coeficientes pueden ser obtenidos

de forma analítica, lo que implica que el método es muy eficiente. Una derivación de estos coeficientes puede encontrarse en “*The Elements of Statistical Learning*” (Hastie, Tibshirani, Y Friedman, 2009)

Para el caso de clasificación dicotómica, la expresión de la función discriminante es la que sigue:

$$f_{km} = X_{km}^T \Sigma^{-1} \mu_k - \frac{1}{2} \mu_k^T \Sigma^{-1} \mu_k + \log \pi_k$$

Donde

f_{km} = Valor de la función discriminante canónica para el elemento m en el grupo k.

$X_m = (X_{1m}, X_{2m}, \dots, X_{nm})$ = Valor de las variables independientes para el individuo m, matriz de nx1 elementos.

Σ = Matriz de correlaciones de las variables independientes. Tamaño nxn.

μ_k = Matriz de medias de las variables independientes. Tamaño nx1.

π_k = Probabilidad a priori del grupo k.

Tanto Σ como μ_k como π_k son estimados a partir de los datos que se emplean para construir el modelo (datos de entrenamiento).

Finalmente, para determinar la clase a la que pertenece un nuevo individuo se calcula el valor de la función discriminante del grupo 1 y del grupo 2 para el individuo y se le imputa el grupo para el cual la función toma mayor valor. Esto equivale a emplear la siguiente regla de decisión:

$$m \in \text{grupo 2 si } X_m^T \Sigma^{-1} (\mu_2 - \mu_1) > \frac{1}{2} \mu_2^T \Sigma^{-1} \mu_2 - \frac{1}{2} \mu_1^T \Sigma^{-1} \mu_1 + \log(N_1/N) - \log(N_2/N)$$

Donde los símbolos utilizados tienen el mismo significado que el expuesto anteriormente y N es el número de individuos en el conjunto de entrenamiento mientras que N_k es el número de individuos de la clase k en el conjunto de entrenamiento.

Finalmente, cabe resaltar que, desde un punto de vista geométrico, la técnica LDA busca una proyección de los datos X sobre un vector de forma que se maximice simultáneamente la separación entre las clases y la inversa de la dispersión de las variables. De esta forma, la clase 1 caerá en uno de los lados del hiperplano perpendicular al vector y la clase 2 caerá en el otro lado del hiperplano.

Dentro de los autores que han aplicado esta técnica podemos citar a Altman (1968a), Meyer y Pifer (1970), Deakin (1972), Edmister (1972), Blum (1974), Libby (1975b), Sinkey (1975), Altman, Haldeman, y Narayanan, (1977), Dambolena y Khoury (1980), Gombola y Ketz (1983), Taffler (1982), Holder *et al.*, (1984), Lincoln (1984), Casey y Bartczak (1985), Gentry, Newbold, y Whitford (1985), Laffarga, Martín, y Vazquez (1985), Edmister (1988), Gabás (1990), García, Calvo-Flores, y Arques (1995), Lizarraga (1997), Ferrando y Blanco (1998), Rodríguez López (2001), Lennox (1999), Xu y Zhang (2009).

5.2 Regresión Logística.

Se trata de otra técnica de dependencia, un modelo de elección discreta dicotómico, cuya variable dependiente es cualitativa. Tiene la ventaja de requerir menos hipótesis y de obtener resultados más robustos que el LDA. Además, permite no sólo clasificar individuos, sino que se utiliza para pronosticar la probabilidad de que el individuo pertenezca o no a uno de los grupos. Finalmente, el modelo logístico ofrece otra gran ventaja con respecto al LDA: es capaz de determinar el impacto que tiene cada variable independiente en la probabilidad predicha.

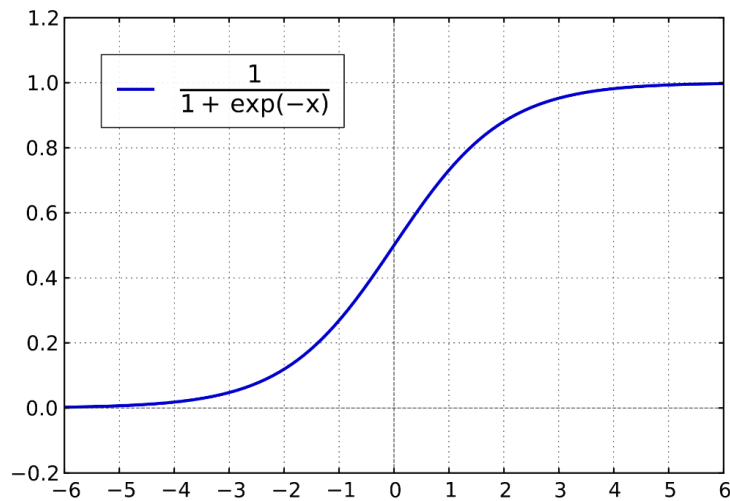
5.2.1 Hipótesis básicas del modelo.

Al contrario que el LDA, la regresión logística no supone que las variables independientes siguen una distribución concreta. Por ello, los supuestos que deben cumplir los datos para poder aplicar un modelo de regresión logística son mucho menos fuertes que para aplicar LDA.

1. Ausencia de Multicolinealidad de las variables independientes.
2. Linealidad entre los logs *odds* y la variable dependiente.

El modelo de regresión logística asocia una probabilidad de pertenencia a un grupo a cada individuo. Para ello, al igual que los modelos de regresión lineal, utiliza una función lineal de las variables independientes que representan al individuo. Sin embargo, como las probabilidades están acotadas en el intervalo $[0, 1]$, un modelo de regresión lineal no es válido para estimar probabilidades. La solución se basa en la función logística (Figura 4.1). Esta función, muy empleada en el modelado de crecimiento limitado, tiene la particularidad de estar acotada en el intervalo $[0, 1]$ y de ser monótona creciente. Por ello, esta función es ideal para transformar una función no acotada en una acotada.

Gráfico 5.1 Función Logística.



Así, la expresión de la regresión logística, que se muestra a continuación, no es más que la composición de la función de regresión lineal con la función logística.

$$P(X_m \in A) = \frac{1}{1 + e^{u_0 + u_1 X_{1m} + u_2 X_{2km} + \dots + u_n X_{nm}}}$$

Donde $P(X \in A)$ es la probabilidad de que el individuo m pertenezca a la clase A , u_i son los coeficientes del modelo y X_{im} es el valor de la variable independiente i para el individuo m .

La principal particularidad de este modelo es el hecho de que, debido al empleo de la ecuación logística, siempre se cumplirá que $0 \leq P(X_m \in A) \leq 1$, condición necesaria para que la variable dependiente sea un valor válido de probabilidad.

Al igual que en LDA, para ajustar el modelo basta con encontrar los $n+1$ u_i coeficientes, siendo n el número de variables independientes. De igual forma, estos coeficientes son obtenidos a partir de los datos del conjunto de entrenamiento. Sin embargo, a diferencia de en LDA, no existe una solución analítica que permita encontrar los coeficientes y, por tanto, estos deben ser aproximados utilizando un método numérico.

Así, en concreto, los coeficientes son estimados mediante máxima verisimilitud (consultar “The Elements of Statistical Learning” (Hastie *et al.*, 2009) para estudiar una derivación), siendo el logaritmo de la función de verisimilitud la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} L(U) &= \sum_{m=1}^M y_m \log P(X_m; U) + (1 - y_m) \log(1 - P(X_m, U)) = \\ &= \sum_{m=1}^M y_m U^T X_m - \log \left(1 + P \left(1 + e^{U^T X_m} \right) \right) \end{aligned}$$

Donde $L(U)$ es el logaritmo de la verisimilitud del modelo para los parámetros $U = u_0, u_1, \dots, u_n$. Para este caso concreto, $L(U)$ es conocido como la “entropía cruzada” (“*cross entropy*”). y_m es la categoría a la que pertenece el individuo m ($y_m=0$ para grupo 1 y $y_m=1$ para grupo 1). M mayúscula es el número de individuos y $P(X_m; U)$ es la probabilidad de que el individuo m pertenezca al grupo 1 dados los parámetros del modelo (calculada a partir de la ecuación de la regresión logística).

Para maximizar $L(U)$ es necesario tomar la derivada parcial de $L(U)$ con respecto a los parámetros del modelo e igualarla a 0.

$$\frac{\partial L(U)}{\partial U} = \sum_{m=1}^M X_m (y_m - P(X_m, U)) = \sum_{m=1}^M X_m \left(y_m - \frac{1}{1 + e^{U^T X_m}} \right) = 0$$

Con lo que se obtienen tantas ecuaciones no lineales como coeficientes tiene el modelo. Finalmente, para obtener una aproximación para los coeficientes, se utiliza un método de resolución no lineal como el de Newton-Raphson, con lo que se obtiene una estimación todo lo precisa que se desee de los $m+1$ coeficientes del modelo.

Como autores que han aplicado la técnica citamos a Martin (1977), Santomero y Vinso (1977), Ohlson (1980), Mensah (1984), Zmijewski (1984), Zavgren (1985), Laffarga, Martín, y Vázquez (1985), Rodríguez Fernández (1986), Martínez *et al.*, (1989), Rodríguez Acebes (1990), Koh (1991), Platt y Platt (1991), Mora (1994), Lizarraga (1997), Fernández y Olmeda (1995), Gallego *et al.*, (1997), Ferrando y Blanco (1998), Lennox (1999), Somoza (2001b), Beaver *et al.*, (2004), De Andrés (2005), Calvo-Flores, *et al.*, (2006) Beaver *et al.*, (2009), Xu y Zhang (2009).

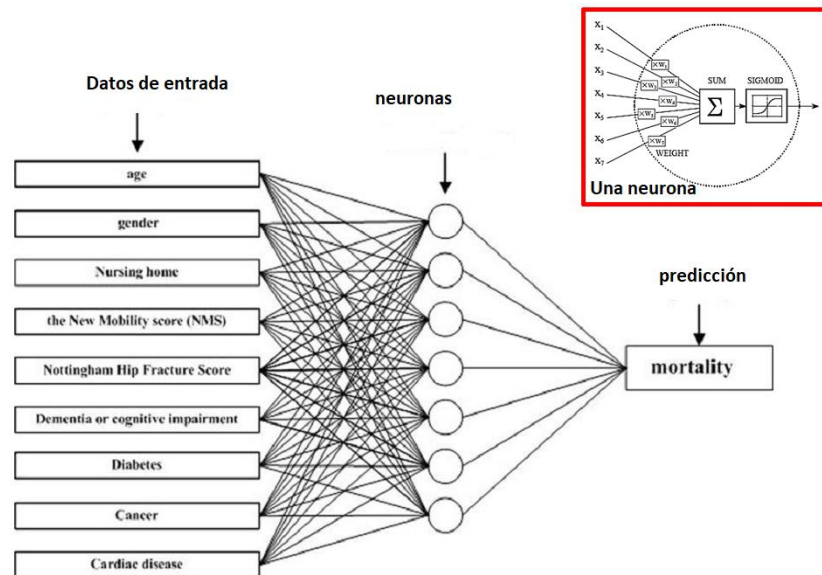
5.3 Otros modelos utilizados para evaluar el fracaso empresarial.

5.3.1 Redes Neuronales Artificiales (RNA).

Se trata de un algoritmo de Inteligencia Artificial inspirado en los circuitos neuronales de los animales. Estos sistemas son capaces de aprender una tarea (clasificación, regresión, etc.) a partir de una serie de ejemplos (conjunto de entrenamiento) sin necesidad de haber sido específicamente programados para dicha tarea.

Las redes neuronales artificiales, al igual que las biológicas, no son más que la interconexión de un conjunto de unidades llamadas neuronas. Aunque en los sistemas biológicos las neuronas son unas entidades muy complicadas, las neuronas de una RNA son bastante simples. Así, una de estas neuronas realiza una combinación lineal de las variables de entrada y le aplica una no linealidad tal como la función logística. Por ello, se puede decir que una neurona típica se comporta como una regresión logística para sus datos de entrada.

La arquitectura más común de una RNA, al menos hasta la adopción masiva del “Deep Learning”, es el Perceptrón Multicapa (también llama “feed-forward” o “fully-connected”. (Hastie *et al.*, 2009).

Figura 5.1 Red Neuronal Artificial con una única capa oculta de neuronas.

Fuente: Modificado del artículo Artificial neural network models for predicting 1-year mortality in elderly patients with intertrochanteric fractures in China (Shi, Wang, & Wang, 2013).

Autores que han realizado un análisis de fracaso empresarial con el método citamos a Dutta y Shekhar (1988), Bell *et al.*, (1990), Odom y Sharda (1990), Surkan y Singleton (1990), Raghupathi *et al.*, (1991), Tam y Kiang (1992), Serrano y Martín del Brío (1993), Altman *et al.*, (1994), Wilson y Sharda (1994), Lacher *et al.*, (1995), Fernández y Olmeda (1995) Serrano (1997), Greenstein-Prosch y Welsh (1996), Koh y Tan (1999), De Andrés (2005).

5.3.2 Sistemas Expertos (SE).

Se trata de un sistema de inteligencia artificial que emula la toma de decisiones de un experto humano en un campo determinado. Para realizar su tarea, los SE disponen de una Base de Conocimiento, que almacena información relevante para un problema, y de un Motor de Inferencia, que permite al sistema razonar a partir de la información contenida en la Base de Conocimiento. Existen principalmente tres tipos de SE.

Por una parte, los Sistemas Expertos Basados en Reglas se fundamentan en la Lógica Proposicional. Así, estos sistemas almacenan en su Base de Conocimiento un conjunto de reglas, generalmente heurísticas, del tipo “si una empresa ha despedido a todos sus empleados, entonces la empresa va a quebrar” ($p \rightarrow q$). A partir de estas reglas, el motor de

inferencia deducirá nuevas reglas y a partir de la aplicación de estas reglas a los datos de entrada, el sistema tomará una decisión.

Así mismo, existen sistemas expertos basados en casos (resuelven problemas a partir de las soluciones a problemas similares ya resueltos) y en redes bayesianas (se almacena información acerca de estados, sus relaciones causa-efecto y las probabilidades condicionales de dichas relaciones) (Oniko, Lucas, & Druzdzel, 2001).

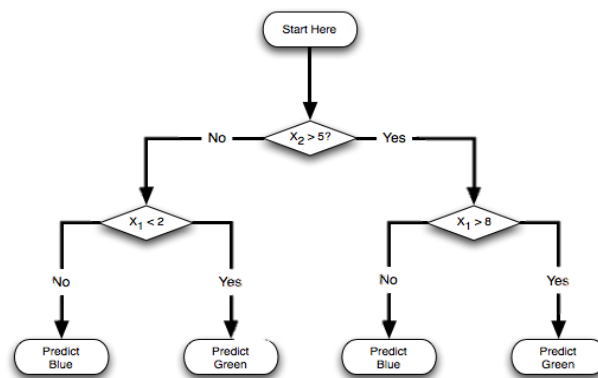
Autores que emplean este sistema en la predicción del fracaso empresarial citamos a Messier *et al.*, (1988), Núñez García (1991), Sanz Portell (1991), entre otros.

5.3.3 Particionamiento recursivo (Árboles de decisión).

El particionamiento recursivo es una técnica de análisis multivariante de naturaleza eminentemente predictiva que se basa en la utilización de árboles de decisión. Los árboles de decisión más frecuentemente empleados son modelos que subdividen el conjunto de ejemplos con los que son construidos mediante una serie de particiones binarias.

Existen dos tipos principales de árboles de decisión en función del tipo de predicciones que producen: árboles de regresión (predicen valores continuos asociados a los ejemplos) y árboles de clasificación (predicen categorías a las que pertenecen los ejemplos) (Hastie *et al.*, 2009).

Figura 5.2 Ejemplo de árbol de decisión.



Fuente: Tomado de <https://alliance.seas.upenn.edu/~cis520/dynamic/2017/wiki/index.php>

5.3.4 *Análisis envolvente de datos (DEA).*

El Análisis Envolvente de Datos es una metodología basada en programación lineal, ideada por Rhodes (1978) que tiene por objetivo medir la eficiencia productiva de unidades de toma de decisión (DMU) cuando en el proceso productivo intervienen múltiples entradas (insumos) y salidas (productos).

Esta eficiencia se define, para cada una de las DMUs, como el cociente de la suma ponderada de las salidas entre la suma ponderada de las entradas, siendo siempre un número comprendido entre 0 y 1. A partir de esta definición de eficacia, se emplea programación lineal para encontrar los coeficientes de las ponderaciones de forma que se maximice la eficacia de una DMU particular con la restricción de que la eficacia de todas las DMU tiene que estar comprendida entre 0 y 1. Este proceso se repite para todas y cada una de las DMUs con el objetivo de definir una frontera de eficiencia. Gracias a esta frontera, será posible determinar si una DMU es eficiente o no con tan solo comprobar si la DMU opera o no sobre la frontera (Castaño, 2013).

5.3.5 *Teoría de conjuntos aproximados (Fuzzy sets, Rough sets...).*

En matemáticas se define como conjunto a una colección desordenada de objetos. Si los elementos, en vez de pertenecer de forma unívoca a conjuntos pueden presentar diferentes grados de pertenencia, la teoría de conjuntos clásica se vuelve insuficiente y es necesario recurrir a teoría de conjuntos aproximados, concretamente a los conjuntos borrosos “*Fuzzy sets*” (1965). Estos conjuntos son idóneos para modelar situaciones en las cuales la información es incompleta o imprecisa. Por ello los conjuntos aproximados son una herramienta muy poderosa a la hora de abordar problemas en los que se quiere clasificar entidades complicadas en categorías no demasiado bien definidas. (Marín y Palma, 2008).

Otra extensión de los conjuntos clásicos son los conocidos como rough sets, Pawlak (1982). Al igual que los conjuntos borrosos, los rough sets son una herramienta muy útil para la descripción de conocimiento impreciso y potencialmente inconsistente. Los rough sets se utilizan como aproximaciones de conjuntos de otros tipos, generalmente conjuntos clásicos, aunque también de otros tipos como los borrosos. Básicamente, esta aproximación consiste

en el empleo de un par de conjuntos convencionales que sirven de aproximación superior y aproximación inferior del conjunto que se quiere describir. Este formalismo, aunque más complicado que otros, ha sido empleado con éxito para el estudio del fracaso empresarial (Zhang, Xie, & Wang, 2016).

Autores que han usado esta técnica citamos a Lawrence y Thrall (1990), Slowinski y Zopounidis (1995), Rodriguez y Díaz (2005), Shetty *et al.*, (2012).

6 ANÁLISIS EMPÍRICO

En este apartado, como se comentó en la introducción, se aplicará los métodos de análisis discriminante y regresión logística para el estudio del fracaso empresarial de pymes españolas.

Ambas técnicas serán utilizadas con en el programa estadístico SPSS.

6.1 Obtención de datos.

Para poder aplicar los métodos es necesario seleccionar una muestra de empresas, en nuestro caso, se trata de empresas del sector comercio al por menor y al por mayor que se corresponde con el grupo G de la lista de actividades CNAE-2009, en concreto, los códigos:

46- Comercio al por mayor e intermediarios del comercio, excepto de vehículos de motor y motocicletas.

47 - Comercio al por menor, excepto de vehículos de motor y motocicletas.

La obtención de las empresas se realizó a través la base de datos del Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI), que cuenta con información general y de cuentas anuales de más de 2.000.000 de empresas españolas y 500.000 portuguesas.

El objetivo principal de nuestro trabajo es ver cuál de los dos métodos estadísticos elegidos distingue con mayor tasa de éxito el fracaso empresarial en el sector mencionado y determinar qué variables pueden ser de mayor valor de cara a la realización de un modelo predictivo.

Los criterios de selección de la muestra en la base de datos SABI son los siguientes:

- Estado: Concurso, Activa
- Forma jurídica: Sociedad anónima y sociedad limitada.
- Número de empleados: mínimo 0, máximo 250.
- Total activo: mínimo 0.001 y máximo 43.000.000 euros.
- Ingresos de explotación: máximo 50.000.000 euros.

- Código CNAE: 46 y 47.

Recordamos que la selección se corresponde con la definición de pequeñas y medianas empresas (pymes).

La búsqueda arrojó un total de 2.229 empresas en concurso, sin embargo, para un número elevado de estas empresas no había suficientes datos disponibles. Tras la eliminación de aquellas empresas con escasa información se obtuvo un subconjunto de 1.409 empresas en concurso. Para obtener el mismo número de empresas sanas, se tomó una muestra aleatoria del mismo tamaño que de empresas en concurso tras haber eliminado aquellas empresas sanas con insuficientes datos.

Los datos se recogieron desde el año 2011 hasta el 2015. Este intervalo se seleccionó debido a que, como se observa el gráfico 1.2 sobre la evolución de los deudores en España, en 2011 la cifra de las empresas y personas físicas deudoras en España supera el número de 6.000.

Tabla 6.1 Número de empresas en la muestra.

Actividad económica 46-47	Número de	Número de
Años	empresa sanas	empresas fracasadas
2011	395	395
2012	341	341
2013	308	308
2014	223	223
2015	142	142
Total	1409	1409

Fuente: Elaboración propia.

6.2 Selección de variables.

El fracaso empresarial en el sector comercio por sí solo, no ha sido frecuentemente estudiado, y, por tanto, no existe un consenso sobre qué variables son las más importantes a la hora de predecir el fracaso. Por ello, en este trabajo se ha decidido calcular un gran

número de ratios económico-financieros y probarlos todos ellos, con el objetivo de identificar una serie de ratios que puedan ser útiles para este propósito y no tan frecuentes en la bibliografía general.

La descripción detallada de las ratios probados en este trabajo se encuentra en el apartado de anexos. Esta tabla incluye ratios sobre liquidez, rentabilidad, estructura patrimonial, actividad y eficiencia, endeudamiento y recursos generados.

6.3 Resultados.

6.3.1 Estadísticos descriptivos.

En la tabla 6.2 se muestran los estadísticos descriptivos de las variables analizadas en los siguientes apartados. De forma intuitiva, aquellas variables con mayor capacidad de discriminación serán las que presenten distribuciones muy diferentes para el caso concurso con respecto a las empresas sanas. Así por ejemplo el R2 parece un buen candidato ya que la mediana en empresas en concurso es negativa mientras que para las empresas sanas es positiva. De igual forma la mediana para el ratio A5 es muy superior en el caso concurso que para las empresas sanas.

Tabla 6.2 Descriptivos variables en los modelos.

Ratio	Concurso					Sanas				
	Media	Median	Máx.	Mín.	Desv. tip	Media	Median	Máximo	Mínimo	Desv. tip
R2	-0,154	-0,010	0,524	-0,149	0,574	0,053	0,036	2,827	-0,532	0,115
R3	-36,067	-1,106	218,04	-22385,126	602,2	2,183	1,552	204,81	-72,763	7,801
R4	-27,475	1,247	255,60	-22275,804	595,9	3,660	2,836	63,475	-47,532	5,510
R5	-31,326	0,263	224,90	-22285,126	598,1	2,537	2,086	42,364	-51,581	4,977
R6	38,794	2,110	123208,1	-18382,853	3394,3	12,282	8,645	3283,16	-3125,2	151,9
E3	34,705	4,322	7622,87	0,034	251,7	1756,8	11,361	623500,3	0,5409	30562,8
E6	1,521	1,114	0,304	0,000	1,748	2,637	2,180	0,235	0,051	2,051
E7	3,630	0,247	000,359	-0,167	0,979	0,222	0,161	7,022	-0,301	0,302
E8	0,982	0,558	98,325	0,004	3,083	0,392	0,334	7,414	0,019	0,320
L1	1,462	1,146	29,397	0,013	1,531	1,710	1,318	14,205	0,203	1,294
L2	0,749	0,556	27,794	0,000	1,210	1,232	0,988	13,933	0,079	1,060
L3	0,128	0,582	0,009	-0,033	0,0257	0,000	6,546	0,000	-0,229	0,001
L4	0,128	0,036	8,794	0,0000	0,457	0,192	0,079	5,178	0,000	0,349
L5	0,263	0,293	0,986	-0,125	0,527	0,369	0,293	0,988	-0,4406	0,266
S1	0,644	0,689	0,998	0,012	0,250	0,734	0,773	0,999	0,063	0,203
S2	0,356	0,310	0,987	0,001	0,250	0,265	0,227	0,937	0,000	0,203
S3	0,046	0,019	0,768	0,000	0,077	0,071	0,041	0,684	0,000	0,0871
A1	0,762	13,46	84,471	-2188,7	111,18	36,31	33,15	95,00	-131,35	24,13
A2	29,95	15,55	543,814	-95,63	68,24	96,53	49,59	1901,5	-56,77	142,15

Ratio	Concurso					Sanas				
	Media	Median	Máx.	Mín.	Desv. tip	Media	Median	Máximo	Mínimo	Desv. tip
A4	0,661	0,554	18,992	0,024	0,8377	0,536	0,557	1,464	0,043	0,225
A5	0,330	0,237	9,937	0,000	0,462	0,100	0,049	1,340	0,000	0,140
A6	0,524	0,249	0,215	-9,403	1,521	1,236	0,587	0,217	-1,385	1,857
A7	1,073	1,238	332,460	-901,08	35,54	7,914	1,879	2464,64	-4,371	69,88
A8	-224,1	0,184	6408,9	-233636,0	6337,6	84530,6	3,731	0,000	-1234,14	2901823,4
A9	0,138	0,022	0,829	0,300	2,350	0,009	0,004	0,874	0,000	0,031
A10	0,036	0,029	1,109	0,000	0,053	0,025	0,016	1,567	0,000	0,066
G1	-0,122	0,002	0,394	-0,167	0,590	0,055	0,045	2,271	-0,527	0,089
G2	-0,306	0,253	0,019	-0,00022	0,059	2,639	1,971	0,016	-0,734	6,532
G3	1090,3	247,9	141242,5	-1,890	5798,1	2574,06	686,31	120657,8	0,043	9252,70
G4	-0,151	0,004	1,641	-5,973	0,521	0,159	0,089	5,378	-0,531	0,304

R2: ((Ganancia antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto + pasivos no corrientes)) *100

R3:(Ganancia antes de impuestos/ingresos de explotación) *100

R4: (EBITDA/Ingresos de explotación) *100

R5: (EBIT/Ingresos de explotación) *100
(Ganancia (pérdida) por periodo después de impuestos) /Patrimonio Neto) *100

R6: (ganancia (pérdida) por periodo después de impuestos/Patrimonio Neto) *100

E3: Ingresos de explotación/Existencias

E6: Importe neto de la cifra de ventas/activo total.

E7: Fondo de maniobra/importe negó de la cifra de ventas.

E8: Activos/ingresos de explotación.

L1: Activos corrientes/pasivos corrientes.

L2: (Activos corrientes-existencias) /Pasivos corrientes.

L3: Patrimonio Neto/Pasivos no corrientes.

L4: Tesorería/Pasivos Corrientes.

L5: Fondo de maniobra/Activo total.

S1: Activo corriente/Activo total.

S2: Activo no corriente/Activo total.

S3: Tesorería/Activo total.

A1: Patrimonio neto/activo totales

A2: Patrimonio neto/ (pasivos no corrientes +pasivos corrientes)

A4: Pasivos corrientes/Activo total.

A5: Pasivos no corrientes/Activo total.

A6: Patrimonio Neto/Pasivos corrientes.

A7: (patrimonio neto+ pasivos no corrientes) /Activos no corrientes.

A8: Resultado de explotación/ Gastos financieros.

A9: Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas.

A10: Gastos financieros/ (pasivo corriente + pasivo no corriente).

G1: Recursos generados netos/Activo total.

G2: Recursos generados netos/Ingresos de explotación.

G3: Recursos generados netos/pasivos corrientes+ pasivos no corrientes.

G4: Recursos generados netos/pasivos corrientes.

6.3.2 Resultados de predicción del análisis discriminante.

Como vimos en el apartado de la revisión de la metodología, esta técnica requiere de una serie de hipótesis como la normalidad de los datos. En este caso, las variables no son normales (Anexos, prueba de Kolmogorov). Sin embargo, muchos autores como Mora (1994), Peel *et al.*, (1986), se enfrentan al mismo problema y aun así, concluyen que el análisis discriminante es una prueba suficientemente robusta para el uso de datos financieros (Deakin, 1972). Por eso mismo, ignoraremos este incumplimiento de la hipótesis del modelo.

Para cumplir la hipótesis de variables no redundantes, seleccionaremos el método de inclusión de pasos, para que las variables que tengan correlación elevada, sean excluidas. Con este método las variables independientes se van incorporando paso a paso a la función discriminante tras evaluar su grado de contribución individual a la diferenciación entre grupos. El método escogido para seleccionar aquellas variables que van a entrar en el modelo, es el estadístico de Lambda de Wilks.

Tabla 6.3 Lambda de Wilks

Prueba de funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	,635	1276,714	17	,000

De forma global, el estadístico de Wilks nos indica que las variables tienen poder discriminante ya que la hipótesis nula se rechaza.

Con respecto a la homogeneidad de las varianzas, la prueba M de Box arroja un p-valor significativo, lo cual nos hace rechazar la hipótesis nula de homocedasticidad, por tanto, la hipótesis no se cumple.

En el siguiente cuadro se incluyen las variables significativas que han sido seleccionadas automáticamente por el programa.

Tabla 6.4 Resumen de resultados.

Variable	Coeficientes de la función discriminante		Matriz de estructura
	No estandarizados	Estandarizados	
G4	,475	,203	,480
E6	,201	,383	,386
A5	-1,181	-,404	-,443
G3	,000	,393	,127
A2	,004	,478	,394
A10	-4,707	-,285	-,128
S1	,677	,154	,263
L1	-5,27	-,748	,115
L2	,597	,679	,280
E8	-,281	-,617	-,177
A9	,523	,869	-,0.51
S3	1,055	,087	,204
E7	-,004	-,310	-,032
A1	-,003	-,228	-,291
R2	2,399	,994	,330
G1	-2,048	-,865	,279
Constante	-5,99		

De acuerdo al valor de los coeficientes estandarizados las variables más relevantes son los ratios L1 (Activos corrientes/pasivos corrientes), R2 ((Ganancia antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto + pasivos no corrientes) *100), A9 (Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas) y G1 (Recursos generados netos/Activo total), mientras que las menos relevantes son S3 (Tesorería/Activo total) y S1 (Activo corriente/Activo total).

Tabla 6.5 Funciones en centroides de grupo.

estado	Función
	1
Sana	,759
Concurso	-,759

La expresión de la función discriminante ignorando variables con menor importancia es:

$$f_{disc} = -5,990 + 2,399 R2 + 0,523 A9 - 2,048 G1 - 5,27 L1 \dots$$

Las expresiones utilizadas para la clasificación son:

$$f_{sana} = -12,836 - 13,738 R2 + 0,285 A9 + 10,954 G1 - 1,395 L1 \dots$$

$$f_{concurso} = -11,928 - 17,377 R2 - 0,508 A9 + 14,061 G1 - 0,595 L1 \dots$$

El individuo será clasificado como sano si $f_{sana} > f_{concurso}$ y como concurso en caso contrario.

Según los signos de los coeficientes y del valor de la función en los centroides, aquellos coeficientes con signo positivo contribuyen a una predicción de estado sano y las negativas de estado en concurso. Así, valores altos en las variables R2 (((Ganancia antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto + pasivos no corrientes) y A9 (Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas) hacen que las predicciones sean empresas sanas, mientras que altos valores en L1 (Activos corrientes/pasivos corrientes) y G1 (Recursos generados netos/Activo total) inclinan la balanza hacia el lado contrario.

Estos resultados implican que aquellas empresas con mayor valor en la ratio R2, (ratio de rentabilidad) tienden a ser sanas, ya que contraponen las ganancias con respecto al patrimonio y las deudas en el largo plazo. Lógicamente, las empresas sanas, realizarán mayor volumen de ventas y podrán hacer frente a sus obligaciones en el largo plazo.

En cuanto al ratio A9, que hace referencia a los gastos financieros por importe de venta, tiene coeficiente positivo y por tanto contribuye a la clasificación como empresa sana. Se suele indicar que un valor óptimo para esta ratio está entre el 1% y el 1,5% (Servici Valencià d'Ocupació i Formació), aunque es de esperar que una empresa en concurso presente un valor más alto para esta ratio. Esta tendencia parece ligeramente contradictoria con el signo del coeficiente que hemos obtenido, pero el hecho de que haya un valor óptimo definido, implica una no linealidad y por tanto, puede ser la causa de esta discrepancia.

Otro ratio que determina estar en la parte sana es el L2, ratio de tesorería (activo corriente-existencias/pasivo corriente), es decir el saldo que se tiene en caja y bancos. Nuevamente, empresas sanas tenderán a tener alta liquidez y por tanto el ratio tenderá a ser alto, lo que se explica con el signo positivo del coeficiente. Por el contrario, empresas con coeficiente negativo tenderán a tener valores bajos de L2 y por tanto, según el modelo serán clasificadas como empresas en concurso.

En cuanto a las ratios que identifican más a las empresas como en concurso son L1 (Activos corrientes/pasivos corrientes), G1 (Recursos generados netos/Activo total) y E8 (Activos/ingresos de explotación). El primero, una ratio de liquidez que se utiliza para determinar si una empresa cuenta con liquidez suficiente para atender sus deudas en el corto plazo. Así, L1 tiende a tener valores pequeños para empresas en concurso. Sin embargo las empresas sanas tienen unos valores para estos ratios entre 1 y 1.5, siendo valores excesivos de este ratio perjudiciales para la empresa. Como en el caso de la ratio A9 (Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas), L1 presenta un comportamiento no lineal, lo que hace difícil interpretar el coeficiente obtenido en el análisis.

El segundo, un ratio autofinanciación, indica que aquellas empresas con valor pequeño tendrán dificultades a la hora de hacer frente a las obligaciones con el estado y financiación propia. Así, las empresas sanas deberían tener valores mayores de G1 que las de concurso, sin embargo, nuevamente el coeficiente obtenido con el análisis no se corresponde con una explicación sencilla.

De cara a evaluar la capacidad predictiva del modelo se ha evaluado la cantidad de casos que es capaz de clasificar correctamente. Además, para asegurarnos que el modelo tiene capacidad de generalización, se ha realizado una validación cruzada, obteniéndose un porcentaje de clasificación correcta (*accuracy*) del 84,3% para los datos utilizados en el modelo y de 84% en validación cruzada. Estos datos sugieren en primer lugar que el modelo tiene una capacidad predictiva considerable y que, además, puesto que el porcentaje de clasificación correcta en validación cruzada es similar al porcentaje obtenido con los datos del modelo, es esperable que generalice bien.

Tabla 6.6 Resultados de clasificación.

		estado	Pertenencia a grupos pronosticada		Total
			Sana	Concurso	
Original	Recuento	Sana	1247	162	1409
		Concurso	280	1129	1409
	%	Sana	88,5	11,5	100,0
		Concurso	19,9	80,1	100,0
Validación cruzada^b	Recuento	Sana	1243	166	1409
		Concurso	285	1124	1409
	%	Sana	88,2	11,8	100,0
		Concurso	20,2	79,8	100,0

a. 84,3% de casos agrupados originales clasificados correctamente.

b. La validación cruzada se ha realizado sólo para aquellos casos del análisis. En la validación cruzada, cada caso se clasifica mediante las funciones derivadas de todos los casos distintos a dicho caso.

c. 84,0% de casos agrupados validados de forma cruzada clasificados correctamente.

6.3.3 Regresión logística

Como se expuso en la sección de revisión metodológica, la regresión logística es un método muy robusto y que tiene la ventaja de requerir el cumplimiento de menos hipótesis. Así el principal aspecto que tenemos que estudiar con respecto a las hipótesis es la ausencia de multicolinealidad. En la matriz de correlaciones siguiente observamos las variables que la mayor parte de las variables no tienen una correlación fuerte, con lo que la hipótesis de multicolinealidad se ve satisfecha si no se incluyen los pares de variables resaltados en la tabla de matriz de correlaciones.

Tabla 6.7 Matriz de correlaciones.

	Consta.	G4	A5	G3	E6	L2	E8	A9	L5	L1	A1	A10	R2	G1
Constante	1,00	,082	-,369	-,044	-,755	-,026	-,617	-,024	-,166	,120	-,466	-,051	,053	-,138
R2	,053	-,096	,051	,077	,130	-,017	,007	-,012	-,074	-,037	,136	-,016	1,00	-,772
E6	-,755	-,071	,106	,118	1,00	-,016	,526	,057	-,028	-,120	,347	-,020	,130	-,035
E8	-,617	,031	,159	,097	,526	-,035	1,000	-,276	-,243	-,176	,213	,155	,007	,013
L1	,120	-,169	-,173	-,027	-,120	-,846	-,176	,071	-,292	1,00	-,477	-,031	-,037	,143
L2	-,026	,167	,030	,007	-,016	1,00	-,035	,061	,271	-,846	,206	-,127	-,017	-,088
L5	-,166	,069	,110	-,017	-,028	,271	-,243	-,016	1,00	-,292	,052	-,076	-,074	,054
A1	-,466	-,105	,357	,010	,347	,206	,213	-,055	,052	-,477	1,00	,077	,136	-,151
A5	-,369	-,117	1,00	-,546	,106	,030	,159	-,110	,110	-,173	,357	,102	,051	-,002
A9	-,024	,142	-,110	-,259	,057	,061	-,276	1,00	-,016	,071	-,055	-,424	-,012	-,016
A10	-,051	-,500	,102	,075	-,020	-,127	,155	-,424	-,076	-,031	,077	1,00	-,016	,231
G1	-,138	-,419	-,002	-,057	-,035	-,088	,013	-,016	,054	,143	-,151	,231	-,772	1,000
G3	-,044	,014	-,546	1,00	,118	,007	,097	-,259	-,017	-,027	,010	,075	,077	-,057
G4	,082	1,00	-,117	,014	-,071	,167	,031	,142	,069	-,169	-,105	-,500	-,096	-,419

R2: ((Ganancia antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto + pasivos no corrientes)) *100

E6: Importe neto de la cifra de ventas/activo total.

E8: Activos/ingresos de explotación.

L1: Activos corrientes/pasivos corrientes.

L2: (Activos corrientes-existencias) /Pasivos corrientes.

L5: Fondo de maniobra/Activo total.

A1: Patrimonio neto/activo totales

A5: Pasivos no corrientes/Activo total.

A7: (patrimonio neto+ pasivos no corrientes) /Activos no corrientes.

A9: Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas.

A10: Gastos financieros/ (pasivo corriente + pasivo no corriente).

G1: Recursos generados netos/Activo total.

G3: Recursos generados netos/pasivos corrientes+ pasivos no corrientes.

G4: Recursos generados netos/pasivos corrientes.

El modelo de regresión logística, ignorando las variables con menor importancia es:

$$P(X = 1 = \text{concurso}) = \frac{1}{1 + e^{-(-0,290 - 11,687 R2 - 3,983 G4 + 12,116 A9 + 10,430 G1 + 7,416 A5 + 7,040 A10 + \dots)}}$$

Las variables más importantes son aquellas cuyo *odds* ratio se desvía considerablemente de uno, es decir, está próximo a cero, en cuyo caso contribuye a una asignación de clase cero (empresa sana), o bien, sea mucho mayor que uno, lo que contribuye a una clasificación como clase uno (empresa en concurso).

Puesto que las variables R2 ((Ganancia antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto + pasivos no corrientes)) y G4 (Recursos generados netos/pasivos corrientes) tienen *odds* ratios mucho más pequeños que 1, empresas con valores altos en estas variables serán clasificadas como sanas. Esto tiene sentido ya que R2 es un ratio de rentabilidad y por ello, este ratio tenderá a ser mayor en empresas sanas. De igual forma G4 que representa la capacidad de devolución de la deuda a corto plazo, será también mayor en empresas sanas. Por tanto, los *odds* ratios que se han obtenido se ajustan a la idea intuitiva que tenemos de estas dos variables.

Las variables G1 (Recursos generados netos/Activo total), A9 (Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas) y A10 (Gastos financieros/ (pasivo corriente + pasivo no corriente)) tienen valores de *odds* ratios más grandes que 1, con lo cual empresas con valores altos para estas variables tenderán a ser clasificado como empresa en concurso. Para el caso de los ratios A9 y A10 que son ratios de endeudamiento y solvencia, es esperable que empresas sanas tengan valores pequeños para estas ratios, ya que sus gastos financieros serán menores. El comportamiento de la ratio G1, es más difícil de entender ya que G1 se calcula como el cociente entre los recursos generados netos entre el activo total y cabría esperar que empresas más eficientes tuvieran valores altos de G1, lo que se contradeciría con el valor del *odds* ratio obtenido, sin embargo, hay que tener en cuenta que G1 puede tomar valores negativos y con ello explicar el comportamiento del *odds* ratio.

Tabla 6.8 Coeficientes de las variables incluidas en la regresión logística.

	B	Error estándar	Wald	Sig.	Exp(B)
R2	-11,687	1,951	35,891	,000	,000
E6	-,234	,047	24,900	,000	,791
E8	1,483	,286	26,828	,000	4,407
L1	1,191	,159	55,855	,000	3,290
L2	-1,551	,170	83,043	,000	,212
L5	-1,851	,255	52,867	,000	,157
A1	-,020	,004	24,491	,000	,981
A5	7,416	,626	140,272	,000	1661,873
A9	12,116	3,939	9,462	,002	182814,833
A10	7,040	1,340	27,611	,000	1141,037
G1	10,430	2,446	18,181	,000	33868,408
G3	,000	,000	175,820	,000	1,000
G4	-3,983	,857	21,580	,000	,019
Constante	-,290	,249	1,351	,245	,748

R2: ((Ganancia antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto + pasivos no corrientes)) *100

E6: Importe neto de la cifra de ventas/activo total.

E8: Activos/ingresos de explotación.

L1: Activos corrientes/pasivos corrientes.

L2: (Activos corrientes-existencias) /Pasivos corrientes.

L5: Fondo de maniobra/Activo total.

S1: Activo corriente/Activo total.

S2: Activo no corriente/Activo total.

S3: Tesorería/Activo total.

A1: Patrimonio neto/activo totales

A5: Pasivos no corrientes/Activo total.

A9: Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas.

A10: Gastos financieros/ (pasivo corriente + pasivo no corriente).

G1: Recursos generados netos/Activo total.

G3: Recursos generados netos/pasivos corrientes+ pasivos no corrientes.

G4: Recursos generados netos/pasivos corrientes.

▪ *Análisis del modelo de forma global.*

En primer lugar, se realiza la prueba ómnibus para los coeficientes, siendo satisfactoria pues los resultados son significativos.

Los coeficientes R cuadrado de Cox y Snell de Nagelkerke alcanzan valores de 0.523 y 0.697 respectivamente, lo que indica cierto poder explicativo de las ratios seleccionadas para determinar el del estado de la empresa.

Tabla 6.9 Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo

Chi-cuadrado		gl	Sig.
Paso	12,722	1	,000
Bloque	2083,341	13	,000
Modelo	2083,341	13	,000

Tabla 6.10 Significación del modelo.

Chi-cuadrado del modelo (Omnibus)/ p-valor	2083,341 / 0,000
Logaritmo de la verisimilitud -2	1823,236
R cuadrado de Cox y Snell	0,523
R cuadrado de Nagelkerke	0,697
Chi-cuadrado Hosmer y Lemeshow/p-valor	139,926 / 0,00

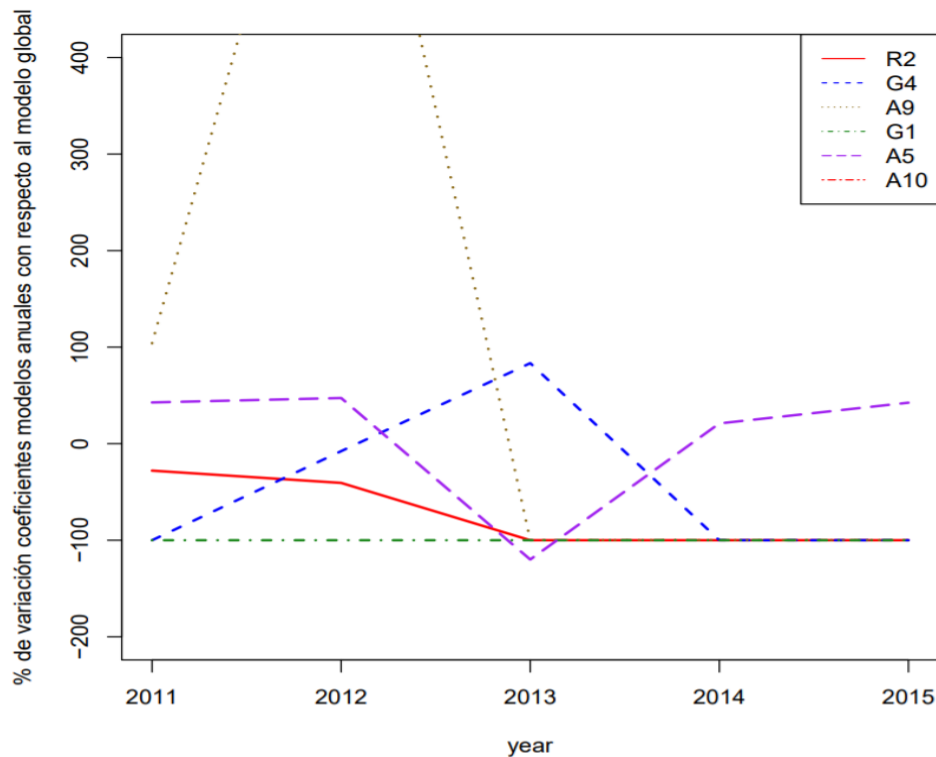
En cuanto a la capacidad predictiva del modelo, de acuerdo con la tabla de clasificación observamos un porcentaje de clasificación correcto del 89,4%. Resulta interesante el hecho de que la capacidad de predicción de empresas sanas, sea mayor que las empresas en concurso, lo que indica que el método es ligeramente conservador a la hora de imputar el estado de concurso.

Tabla 6.11 Tabla de clasificación.

Observado		Pronosticado		
		estado		Porcentaje correcto
		Sana	Concurso	
estado	Sana	1317	92	93,5
	Concurso	208	1201	85,2
Porcentaje global				89,4

6.4 Importancia anual de los coeficientes del modelo.

Figura 6.1 Variación de los coeficientes anuales con respecto al modelo plurianual.



Tras haber realizado un análisis de regresión logística considerando datos desde el año 2011 al 2015, cabe preguntarse si las ratios más importantes de este modelo global, lo son para cada uno de los años individuales. Para comprobar si este supuesto es cierto, se ha realizado un modelo de regresión logística para cada uno de los años estudiados, con el objetivo de valorar si las ratios mantienen coeficientes similares a lo largo de los años. Así, en primer lugar, se han seleccionado los coeficientes de las seis ratios más importantes del modelo calculado a partir de los datos de todos los años. Con ellos, se ha calculado el porcentaje de variación⁵ de estos coeficientes para los modelos de un solo año, con respecto a los coeficientes del modelo global. En el caso de que los coeficientes fueran iguales, esperaríamos un valor del 0% para esta medida. Como se aprecia en la figura anterior,

⁵ % de variación de coeficiente = $100 \frac{\text{coeficiente año } x - \text{coeficiente modelo global}}{\text{coeficiente modelo global}}, x \in (2011, \dots, 2015)$

ninguno de las seis ratios estudiados presenta un valor de incremento del 0%, en ninguno de los años estudiados. Esto sugiere que las ratios más importantes varían según el año y nos podría indicar que de cara a obtener un mejor modelo global, podría ser interesante incluir variables macroeconómicas que permitan recoger estas variaciones anuales.

6.5 Discusión

Tras haber analizado los mismos datos utilizando las técnicas de análisis discriminante y regresión logística, hemos sido capaces de identificar tres ratios que han sido descubiertos como importantes por las dos técnicas de forma independiente. Estos ratios son indicadores de rentabilidad (R2), solvencia (A9) y recursos generados (G1).

De cara a evaluar cuál de las dos metodologías ha sido la más eficiente en el análisis de estos datos, hay que considerar dos aspectos fundamentales. En primer lugar, la consistencia de los datos con las hipótesis del modelo. Bajo este criterio el análisis discriminante se comporta de manera mucho peor, pues los datos incumplen las de hipótesis de normalidad y homocedasticidad. Sin embargo, a pesar de este incumplimiento, la capacidad de clasificación del análisis discriminante ha sido relativamente buena, consiguiéndose un 84,3% de casos clasificados correctamente.

Por otra parte, la regresión logística ha podido ser aplicada sin ningún problema de cumplimiento de hipótesis y ha obtenido una mejor capacidad de clasificación, con un 89,4% de los casos clasificados correctamente. A la vista de estos resultados podemos concluir que el análisis de regresión logística es más eficaz (Laffarga *et al.*, 1985; Correa *et al.*, 2003) para la tarea de predicción de empresas en concurso para el sector comercio. Cabe destacar que tanto la regresión logística como el análisis discriminante tienen mayor facilidad para clasificar correctamente a empresas sanas que de concurso. Este comportamiento puede ser contraproducente con un modelo que combinase las dos técnicas.

Finalmente comentar, que se ha descubierto que la importancia de las variables depende considerablemente del año en que se realice el análisis. Por ello, incluir información acerca de las condiciones macroeconómicas de los años podría contribuir a una mejora de los

modelos. Esta aproximación ya ha sido probada en diversos trabajos obteniéndose resultados contradictorios. Así, Mensah (1984) encontró que los modelos mejoran si se realizan análisis en diferentes periodos, mientras que Somoza (2001b) de acuerdo a Tascón y Castaño (2012) no encuentra mejoras significativas.

7 CONCLUSIONES

El buen funcionamiento de las empresas es un requisito imprescindible para la prosperidad económica de las sociedades. Puesto que el fracaso empresarial es la mayor amenaza a la que una empresa puede enfrentarse, la capacidad de predecir cuándo ésta se encuentra próxima a fracasar se torna de vital importancia ya que, de esta manera, aún existiría la posibilidad de diagnosticar las causas y de tomar medidas correctoras capaces de evitar el fracaso.

Aunque el fracaso empresarial es una temática que ha sido ampliamente estudiada en múltiples países y sectores, resulta interesante destacar que no existen estudios de esta temática para el sector comercio en España. Esto contrasta con la innegable importancia que el sector comercio tiene para el PIB y el empleo total de nuestro país.

Por todo ello, en este trabajo se ha realizado un estudio sobre el fracaso empresarial del sector comercio en España, con el objetivo de encontrar aquellos factores que determinen cuando una empresa entra en concurso de acreedores e intentar encontrar la metodología que ofrece mejores resultados entre las dos analizadas (análisis discriminante y regresión logística).

Pese a que no existe una definición universalmente aceptada de lo que es una empresa fracasada, en este trabajo se ha adoptado el criterio de considerar como fracasadas aquellas empresas que se declaran en concurso de acreedores por ser incapaces de atender sus deudas. Esta definición, que tiene la ventaja de ser objetiva, ha sido empleada en otros trabajos relacionados: Beaver (1966); Lizarraga (1997); Mures et al., (2012); Gill de Albornoz y Giner (2013). De igual forma, tras la revisión de la literatura, se concluyó que las técnicas de análisis más populares entre los autores eran el análisis discriminante y la regresión logística. Sin embargo, cabe resaltar que en las últimas décadas se ha producido

una explosión de nuevas metodologías, especialmente técnicas de inteligencia artificial, que han sido aplicadas a esta temática. Estas técnicas modernas, con las que me he familiarizado gracias a la realización de este trabajo, se muestran como prometedoras alternativas, si bien es cierto, que las técnicas clásicas parecen seguir siendo la primera opción. Finalmente destacar que las variables más comunes empleadas en estudios similares son ratios económico, financieros, etc.

Por todo ello, el planteamiento metodológico de este trabajo ha consistido en la construcción de un modelo de análisis discriminante y otro de regresión logística empleando como variables un conjunto de ratios de diferente índole. Para el ajuste de los modelos se han utilizado los datos de empresas fracasadas y sanas de todo el territorio español para el periodo de tiempo 2010-2015.

Los resultados más destacados arrojados por los análisis realizados en este trabajo son la existencia de al menos tres variables (ratios), detectadas por ambas técnicas, con gran capacidad para clasificar empresas en concurso de acreedores. Estas variables, que son indicadores de la rentabilidad, liquidez y recursos generados, han demostrado mayor poder clasificador que otras ratios de diferentes categorías.

Con respecto a la capacidad global de predicción de los modelos, resaltar que la regresión logística ha demostrado ser superior que el análisis discriminante en el desempeño de esta tarea, ya que el primero consigue un 89,4% de clasificación correcta, mientras que el segundo un 84,3%. Algo por otra parte no demasiado sorprendente debido a la rigidez de las hipótesis requeridas por el análisis discriminante (Hair et al., 1999; Redondo y Rodríguez, 2014).

Por último, de cara a profundizar en este estudio, podría ser interesante el empleo de metodologías de inteligencia artificial con los mismos datos utilizados en este trabajo, con el objetivo de comprobar si estas técnicas tienen un mayor poder de predicción.

8 BIBLIOGRAFÍA

- Abad Navarro, C., Arquero, J. L., & Jiménez Cardoso, S. M. (2007). *El fracaso empresarial: características y tipos*. Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.
- Altman, E. I. (1968a). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (1968b). FINANCIAL RATIOS, DISCRIMINANT ANALYSIS AND THE PREDICTION OF CORPORATE BANKRUPTCY. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I., Giancarlo, M., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505–529. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)90007-8](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)90007-8)
- Altman, E. I., Haldeman, R., & Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis. *Journal of Banking & Finance*, 29–54.
- Altman, E. I., & McKinney, M. J. (1981). *Financial handbook*. Wiley.
- AMERICAN EXPRESS, & CORPORATE PAYEMENTS. (2016). Tendencias en la optimización del capital circulante 2016.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- Beaver, W. H., Correia, M. M., & McNichols, M. F. (2009). Have Changes in Financial Reporting Attributes Impaired the Ability of Financial Ratios to Assess Distress Risk? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1341305>
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Rhie, J.-W. (2004). Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.634921>
- Bell, T. B., Ribar, G. S., & Jennifer, V. (1990). Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model ' s Ability to Predict Commercial Bank Failures. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6(January), 249–264.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1. <https://doi.org/10.2307/2490525>
- Bosón Pontel, E., Escobar Rodríguez, T., & Martín Zamora, M. del P. (1997). Sistemas de inducción de árboles de decisión: Utilidad en el análisis de crisis bancarias. *Ciberconta. Revista Electrónica de Contabilidad*. Universidad de Zaragoza, Departamento de Contabilidad Y Finanzas.

- Calvo-Flores, A., Garcia, D., & Madrid, A. (2006). TAMAÑO, ANTIGÜEDAD Y FRACASO EMPRESARIAL. *Working Paper. Universidad Politécnica de Cartagena*. Retrieved from https://www.uv.es/catedra-aecca/workshop/files/files/SP1_Calvo_Garcia_Madrid.pdf
- Caro, N. P., & Díaz, M. (2016). Factores determinantes para predecir la crisis financiera en empresas argentinas. *Cuadernos de Estudios Empresariales*, 25(0). https://doi.org/10.5209/rev_CESE.2015.v25.53631
- Casey, C., & Bartczak, N. (1985). Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384. <https://doi.org/10.2307/2490926>
- Castañó 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. Retrieved from https://buleria.unileon.es/bitstream/handle/10612/3181/2012CASTAÑO_GUTIÉRREZ%2C FRANCISCO JAVIER.pdf?sequence=1
- Comercio, C. E. de. (2016). EL COMERCIO EN CIFRAS BALANCE ANUAL. Retrieved from http://www.cec-comercio.com/wp-content/uploads/2014/04/El-comercio-en-cifras_Balance-2016.pdf
- Correa Rodríguez, A., Acosta Molina, M., & González Pérez, A. L. (2003). La insolvencia empresarial: Un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. *Revista de Contabilidad*, 6(12), 47–79.
- Dambolena, I. G., & Khoury, S. J. (1980). Ratio Stability and Corporate Failure. *The Journal of Finance*, 35(4), 1017. <https://doi.org/10.2307/2327217>
- de Albornoz, B. G., & Giner, B. (2013). Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: Modelos generales versus específicos. *Universia Business Review*, 39(29), 118–131. Retrieved from <http://www.redalyc.org/html/433/43328230006/>
- De Andrés Sánchez, J. (2005). *Comparativa de métodos de predicción de la quiebra: Redes neuronales artificiales vs. métodos estadísticos multivariantes. Partida doble*. Información y Documentación Contable. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1212096>
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167. <https://doi.org/10.2307/2490225>
- De Llanos Monelos, P., Piñero Sánchez, C., & Rodríguez López, M. (2016). Predicción del fracaso empresarial. Una contribución a la síntesis de una teoría mediante el análisis comparativo de distintas técnicas de predicción. *Estudios de Economía*, 43(2), 163–198. Retrieved from <http://www.scielo.cl/pdf/ede/v43n2/art01.pdf>
- Dirección General de Industria y de la Pequeña y Mediana Empresa - Ministerio de Economía Industria y Competitividad - Gobierno de España. (2016). *Retrato de la*

- PYME - Directorio Central de Empresas (DIRCE) a 1 de enero de 2016. Ministerio de Economía, Industria y Competitividad. Retrieved from <http://www.ipyme.org/Publicaciones/Retrato-PYME-DIRCE-1-enero-2016.pdf>
- Dutta, & Shekhar. (1988). Bond rating: a nonconservative application of neural networks. In *IEEE International Conference on Neural Networks* (pp. 443–450 vol.2). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1988.23958>
- Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477. <https://doi.org/10.2307/2329929>
- Edmister, R. O. (1988). Combining human credit analysis and numerical credit scoring for business failure prediction. *Akron Business and Economic Review*, 19(3).
- Espinosa, F. R. (2013). Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo Logit Determining financial variables in the business failure to small and medium enterprises in Colombia: analysis on Logit mo. Retrieved from <http://www.scielo.org.co/pdf/pege/n34/n34a12.pdf>
- Fernández, E., & Olmeda, I. (1995). Bankruptcy prediction with Artificial Neural Networks (pp. 1142–1146). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-59497-3_296
- Ferrando, M., & 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*, XXVII(95), 499–540.
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179–188. <https://doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
- FitzPatrick, P. J. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. *Journal of Accounting Research*.
- Formació, S. V. d'Ocupació. (n.d.). RATIOS ECONÓMICOS-FINANCIEROS. Retrieved from http://www.mancohortasud.es/acco/empresa/biblioteca/ratios_eco-finan.pdf
- Fuzzy sets. (1965). *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Gabás Trigo, F. (1990). *Técnicas actuales de análisis contable : evaluación de la solvencia empresarial* (Instituto). Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=58013>
- Gallego, A. M., Gómez Sala, J., & Yáñez, L. (1997). Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras. *Actualidad Financiera*, 2, 3–14.
- García Pérez de Lema, D., Calvo-Flores Segura, A., & Arques Pérez, A. (1995). *Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas*. *Revista*

- española de financiación y contabilidad*, ISSN 0210-2412, N° 82, 1995, págs. 175-200. Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas, AECA. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=44155>
- Gazengel, A. y Thomas, P. (1992) “Les défaillances d’entreprises”, Cahiers de Recherche, núm. 92, École Supérieure de Commerce de Paris.
- General de Industria de la PYME, D. (2016). Estadísticas PYME. Evolución e indicadores N° 15. Retrieved from <http://www.ipyme.org/Publicaciones/Estadisticas-PYME-2016.pdf>
- Gentry, J. A., Newbold, P., & Whitford, D. T. (1985). Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 146. <https://doi.org/10.2307/2490911>
- Gilbert, L. R., Menon, K., & Schwartz, K. B. (1990). PREDICTING BANKRUPTCY FOR FIRMS IN FINANCIAL DISTRESS. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 161–171. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1990.tb00555.x>
- Gill de Albornoz, B. G. B. (2013). *Universia Business Review*. *Universia Business Review*. [publisher not identified]. Retrieved from <http://www.redalyc.org/html/433/43328230006/>
- Gombola, M. J., & Ketz, J. E. (1983). A Note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios. *The Accounting Review*. American Accounting Association. <https://doi.org/10.2307/246645>
- Gómez, M.A, Torre, J.M.: y Román, I. (2008) «Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales», *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXXVII, núm. 137, enero-marzo, pp. 85-111.
- Graveline, J., & Kokalari, M. (2008). Credit risk. *The Research Foundation of CFA Institute*.
- Greenstein-Prosch, M. M., & Welsh, M. J. (1996, November 1). Bankruptcy Prediction Using Ex Ante Neural Networks and Realistically Proportioned Testing Sets. Retrieved from https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2850
- Hair, J. F., Prentice, E., & Cano, D. (1999). *Análisis multivariante*. Prentice-Hall. Retrieved from <http://www.tirant.com/libreria/libro/analisis-multivariante-hair-9788483220351>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (Jerome H. . (2009). *The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction*.
- Hernando, S. P. J., & Ramos-Juste, J. (2013). MARF: Oportunidad para PYMES y perspectiva para inversores. *Instituto de Estudios Bursátiles*. Retrieved from <http://www.ieb.es/wp-content/uploads/2014/08/marf.pdf>
- Hill, N. T., Perry, S. E., & Andes, S. (2011). Evaluating Firms In Financial Distress: An

- Event History Analysis. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, 12(3), 60.
<https://doi.org/10.19030/jabr.v12i3.5804>
- Holder, M., Loeb, J., & Portier, G. (1984). *Le score de l'entreprise*. Paris: *Nouvelles Editions Fiduciaires*.
- Jacobson, T., Kindell, R., & Lindé, J. (2008). Firm default and aggregate fluctuations. *Working Paper*. Sveriges Riksbank, N^o. 226.
- Koh, H. C. (1991). Model Predictions and Auditor Assessments of Going Concern Status. *Accounting and Business Research*, 21(84), 331–338.
<https://doi.org/10.1080/00014788.1991.9729848>
- Koh, H. C. (1992). THE SENSITIVITY OF OPTIMAL CUTOFF POINTS TO MISCLASSIFICATION COSTS OF TYPE I AND TYPE II ERRORS IN THE GOING-CONCERN PREDICTION CONTEXT. *Journal of Business Finance & Accounting*, 19(2), 187–197. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1992.tb00618.x>
- Koh, H. C., & Tan, S. S. (1999). A neural network approach to the prediction of going concern status. *Accounting and Business Research*, 29(3), 211–216.
<https://doi.org/10.1080/00014788.1999.9729581>
- Lacher, R. C., Coats, P. K., Sharma, shanker C., & Fant, F. L. (1995). A neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operational Research*, 85(1), 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(93\)E0274-2](https://doi.org/10.1016/0377-2217(93)E0274-2)
- Laffarga Briones, J., Martín Marín, J. L., & Vazquez Cueto, M. J. (1985). El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias : propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española. *ESIC Market: Economic and Business Journal; Revista Internacional de Economía Y Empresa*, 48(2). Retrieved from <https://www.econbiz.de/Record/el-análisis-de-la-solvencia-en-las-instituciones-bancarias-propuesta-de-una-metodología-y-aplicaciones-a-la-banca-española-laffarga-briones-joaquina/10002444959>
- Laffarga Briones, J., Martín Marín, J. L., & Vázquez Cueto, M. J. (1985). 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. Retrieved from <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2280939&orden=186112&info=link%5Cnhttp://dialnet.unirioja.es/servlet/extart?codigo=2280939>
- Lawrence M., S., & Thrall, R. M. (1990). Recent developments in DEA: The mathematical programming approach to frontier analysis. *Journal of Econometrics*, 46(1–2), 7–38.
[https://doi.org/10.1016/0304-4076\(90\)90045-U](https://doi.org/10.1016/0304-4076(90)90045-U)
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: a re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), 347–364.
[https://doi.org/10.1016/S0148-6195\(99\)00009-0](https://doi.org/10.1016/S0148-6195(99)00009-0)
- Libby, R. (1975a). Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some Behavioral

- Evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), 150.
<https://doi.org/10.2307/2490653>
- Libby, R. (1975b). Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some Behavioral Evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), 150.
<https://doi.org/10.2307/2490653>
- Lincoln, M. (1984). An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 321–340.
[https://doi.org/10.1016/0378-4266\(84\)90011-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(84)90011-6)
- 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*, XXVI(92), 871–915.
- Marais, M. L., Patell, J. M., & Wolfson, M. A. (1984). The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications. *Journal of Accounting Research*, 22, 87.
<https://doi.org/10.2307/2490861>
- Marín Morales, R. L., & Palma Méndez, J. T. (2008). *Inteligencia artificial: métodos, técnicas y aplicaciones*. McGraw-Hill. Retrieved from <https://www.dykinson.com/libros/inteligencia-artificial-tecnicas-metodos-y-aplicaciones/9788448156183/>
- Martin Daniel. (1977). Early warning of bank failure : A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249–276. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/jbfina/v1y1977i3p249-276.html>
- Martín Rubio, D. (2014). *Determinantes de la insolvencia en el sector español de la construcción: un análisis logit*. Universidad de Valladolid.
- Martínez Mongay, C., Navarro, M. C., Sanz, F., Mongay, C. M., Navarro, M. C., & Sanz, F. (1989). Selección y explotación de los sistemas de alarma y prevención de quiebra. *Investigaciones Economicas*, 13(3), 465–484. Retrieved from http://econpapers.repec.org/article/iecinveco/v_3a13_3ay_3a1989_3ai_3a3_3ap_3a465-484.htm
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380. <https://doi.org/10.2307/2490719>
- Merwin, C. L. (1942). Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936. *New York: National Bureau of Economic Research*.
- Messier, W. F., Jr., & Hansen, J. V. (1988). Inducing Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data. *Management Science*. INFORMS. <https://doi.org/10.2307/2632031>
- Meyer, P. A., & Pifer, H. W. (1970). Prediction of Bank Failures. *The Journal of Finance*,

25(4), 853. <https://doi.org/10.2307/2325421>

- Módica-Milo, A., Baixauli Soler, J. S., & Alvarez Diez, S. (2012). Propuesta de un indicador de salud financiera y su efecto en la predicción del fracaso empresarial. *Revista Internacional Administracion Y Finanzas*, 5(3), 19–41.
- Mora Enguñados, A. (1994). Los Modelos de Prediccion del Fracaso Empresarial: Una Aplicacion Empirica del Logit. *Revista Española de Financiación Y Contabilidad*, XXIV(78), 203–233.
- Mures Quinatana, M. J., García Gallego, A., & Vallejo Pascual, M. E. (2012). CROSS-INDUSTRY ANALYSIS OF BUSINESS FAILURE: DIFFERENTIAL FACTORS. *Pecunia Monográfico*, 53–83. Retrieved from https://buleria.unileon.es/bitstream/handle/10612/3334/PECMONOGR2012_053_083.pdf?sequence=1
- Núñez García, C. (1991). Un sistema experto para el análisis financiero: el ANIBAL. *Encuentro Profesores Universitarios de Contabilidad (4º. 1991 . Santander)IV Encuentro de Profesores Universitarios de Contabilidad : Comunicaciones, Vol. 2, 1991 (Comunicaciones II), Págs. 1625-1638*, 1625–1638. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=606086>
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 163–168 vol.2). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.1990.137710>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. WileyAccounting Research Center, Booth School of Business, University of Chicago. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Oniko, A., Lucas, P., & Druzdzel, M. J. (2001). Comparison of Rule-Based and Bayesian Network Approaches in Medical Diagnostic Systems. Retrieved from <http://www.pitt.edu/~druzdzel/psfiles/aime01.pdf>
- Pawlak, Z. (1982). Rough sets. *International Journal of Computer & Information Sciences*, 11(5), 341–356. <https://doi.org/10.1007/BF01001956>
- Peel, M., Peel, D., & Pope, P. (1986). Predicting corporate failure— Some results for the UK corporate sector. *Omega*, 14(1), 5–12. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(86\)90003-4](https://doi.org/10.1016/0305-0483(86)90003-4)
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (1991). A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. *Journal of Banking & Finance*, 15(6), 1183–1194. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(91\)90057-S](https://doi.org/10.1016/0378-4266(91)90057-S)
- Porter Michael E. (1979). The Five Competitive Fores That Shape Strategy. *Harvard Business Review*, 23–40. <https://doi.org/10.1111/j.0955-6419.2005.00347.x>
- Pozuelo Campillo, J., Labatut Serer, G., & Veres Ferrer, E. (2013). Validez de la información financiera en los procesos de insolvencia. Un estudio de la pequeña

- empresa española. *Cuadernos de Economía Y Dirección de La Empresa*, 16(1), 29–40. <https://doi.org/10.1016/j.cede.2012.05.001>
- PricewaterhouseCoopers S.L. (2017). Baremo Concursal. Retrieved from www.pwc.com/es
- Raghupathi, W., Schkade, L. L., & Raju, B. S. (1991). A neural network application for bankruptcy prediction. In *Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences* (Vol. iv, pp. 147–155). IEEE Comput. Soc. Press. <https://doi.org/10.1109/HICSS.1991.184054>
- Redondo Ballesteros, D., & Rodríguez Fernández, J. M. (2014). Crisis en las entidades de crédito españolas : Un estudio mediante análisis discriminante. *Estudios de Economía Aplicada*, 32(2), 617–644. <https://doi.org/ISSN 1697-5731>
- Rhodes, E. (1978). Data envelopment analysis and approaches for measuring the efficiency.
- Rodríguez Acebes, M. del C. (1990). *La predicción de las crisis empresariales modelos para el sector de seguros*. (U. de V. Secretariado de Publicaciones, Ed.). Secretariado de Publicaciones, Universidad.
- Rodríguez Fernández, J. M. (1986). Crisis en los bancos privados españoles: un modelo logit. *Investigaciones Económicas*, 59–64.
- Rodríguez Fuentes, C. C., Maté Sánchez-Val, M., & López Hernández, F. A. (2016). La proximidad geográfica en el contagio del fracaso empresarial en la pyme : Una aplicación empírica con el modelo probit. *Estudios de Economía Aplicada*, 34(3), 629–648.
- Rodríguez López, M. (2001). Predicción del fracaso empresarial en compañías no financieras. Consideraciones de técnicas de análisis multivariante de corte paramétrico. *Actualidad Financiera*, 27–42.
- Rodríguez López, M., & Díaz Gómez, F. (2005). LA TEORÍA DE LOS ROUGH SETS Y LA PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL. DISEÑO DE UN MODELO PARA LAS PYMES. In *XIII Congreso AECA, Armonización y gobierno de la diversidad, 22 a 24 de septiembre, Oviedo (recurso electrónico)*. Oviedo. Retrieved from <http://www.aeca1.org/xiiicongresoaeaca/cd/227d.pdf>
- Rodríguez López, M., Piñeiro Sánchez, C., & de Llano Monelos, P. (2014). Determinación del riesgo de fracaso financiero mediante la utilización de modelos paramétricos, de inteligencia artificial, y de información de auditoría. *Estudios de Economía*, 41(2), 187–217. <https://doi.org/10.4067/S0718-52862014000200002>
- Román, I., De la Torre, J.M. y Zafra, J.L. (2001): “Análisis sectorial de la predicción del riesgo de insolvencia: un estudio empírico”, XI Congreso AECA: Empresa, Euro y Nueva Economía, Madrid, 26-28 septiembre (recurso electrónico)
- Santomero, A. M., & Vinso, J. D. (1977). Estimating the probability of failure for commercial banks and the banking system. *Journal of Banking & Finance*, 1(2), 185–205. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/jbfina/v1y1977i2p185-205.html>

- Sanz Portell, T. (1991). Los sistemas expertos al servicio de la banca. *Dirección Y Progreso*, (119), 92–94.
- Serrano-Cinca, C. (1997). Feedforward neural networks in the classification of financial information. *The European Journal of Finance*, 3(3), 183–202. <https://doi.org/10.1080/135184797337426>
- Serrano Cinca, C., & Martín del Brío, B. (1993). Predicción De La Quiebra Bancaria Mediante El Empleo De Redes Neuronales Artificiales. *Revista Española De Financiación Y Contabilidad*, 23(74), 153–176.
- Shetty, U., Pakkala, T. P. ., & Mallikarjunappa, T. (2012). A modified directional distance formulation of DEA to assess bankruptcy: An application to IT/ITES companies in India. *Expert Systems with Applications*, 39(2), 1988–1997. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2011.08.043>
- Shi, L., Wang, X. C., & Wang, Y. S. (2013). Artificial neural network models for predicting 1-year mortality in elderly patients with intertrochanteric fractures in China. *Brazilian Journal of Medical and Biological Research = Revista Brasileira de Pesquisas Medicas E Biologicas*, 46(11), 993–999. <https://doi.org/10.1590/1414-431X20132948>
- Sinkevicius, J. F. (1975). A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks. *The Journal of Finance*, 30(1), 21. <https://doi.org/10.2307/2978429>
- Slowinski, R., & Zopounidis, C. (1995). Application of the Rough Set Approach to Evaluation of Bankruptcy Risk. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 4(1), 27–41. <https://doi.org/10.1002/j.1099-1174.1995.tb00078.x>
- Smith, R. F., & Winakor, A. H. (1935). Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations. *Urbana: University of Illinois.*, 51.
- Somoza López, A. (2001a). La consideración de factores cualitativos, macroeconómicos y sectoriales en los modelos de predicción de la insolvencia empresarial. Su aplicación al sector textil y confección de Barcelona (1994-1997). *Papeles de Economía Española*, 402–426.
- Somoza López, A. (2001b). La consideración de factores cualitativos, macroeconómicos y sectoriales en los modelos de predicción de la insolvencia empresarial. Su aplicación al sector textil y confección de Barcelona (1994-1997). *Papeles de Economía Española*, 89–90, 402–426.
- Surkan, A. J., & Singleton, J. C. (1990). Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layers. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 157–162 vol.2). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.1990.137709>
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Association, A* 3, 342–358.
- Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1991). Managerial Applications of Neural Networks: The

- Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*. INFORMS. <https://doi.org/10.2307/2632376>
- Tascón Fernández, M. T., & Castaño Gutiérrez, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad*, 15(1), 7–58. [https://doi.org/10.1016/S1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/S1138-4891(12)70037-7)
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545–557. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(94\)90024-8](https://doi.org/10.1016/0167-9236(94)90024-8)
- Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1), 67–82. <https://doi.org/10.1109/4235.585893>
- Xu, M., & Zhang, C. (2009). Bankruptcy prediction: the case of Japanese listed companies. *Review of Accounting Studies*, 14(4), 534–558. <https://doi.org/10.1007/s11142-008-9080-5>
- Zavgren, C. V. (1985). ASSESSING THE VULNERABILITY TO FAILURE OF AMERICAN INDUSTRIAL FIRMS: A LOGISTIC ANALYSIS. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19–45. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x>
- Zhang, Q., Xie, Q., & Wang, G. (2016). A survey on rough set theory and its applications. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 1(4), 323–333. <https://doi.org/10.1016/J.TRIT.2016.11.001>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59. <https://doi.org/10.2307/2490859>

9 ANEXOS.

Cuadro 9.1 Resumen de ratios.

TIPO	Abreviatura	Ratio	Fórmula
Liquidez	L1	Liquidez corriente o ratio de circulante.	Activos corrientes/pasivos corrientes.
	L2	Ratio de liquidez o Acid test.	(Activos corrientes-existencias) /Pasivos corrientes.
	L3	Ratio de autonomía financiera a medio y largo plazo.	Patrimonio Neto/Pasivos no corrientes.
	L4	Liquidez inmediata.	Tesorería/Pasivos Corrientes.
	L5	Estabilidad a corto plazo.	Fondo de maniobra/Activo total.
	L6	Importancia del fondo de maniobra.	Fondo de maniobra/Patrimonio Neto.
Rentabilidad	R2	Rendimiento del capital permanente invertido.	((Ganancias antes de impuestos+ intereses pagados) / (Patrimonio Neto+ pasivos no corrientes))*100
	R3	Margen de beneficios	(Ganancia antes de impuestos/ingresos de explotación) *100
	R4	Margen EBITDA	(EBITDA/Ingresos de explotación) *100
	R5	Margen EBIT	(EBIT/Ingresos de explotación) *100
	R6	ROE	(ganancia(pérdida) por periodo después de impuestos/Patrimonio Neto) *100
	Estructura Patrimonial	S1	Importancia del A. corriente.
S2		Importancia del activo no corriente.	Activo no corriente/Activo total.
S3		Importancia de la tesorería	Tesorería/Activo total.
S4			Activo corriente/ Pasivo corriente
Actividad y eficiencia.	E1	Rotación del capital permanente invertido	Ingresos de explotación/(Fondos de accionistas + pasivos no corrientes)
	E2	Cobertura de intereses	EBIT/Intereses pagados.
	E3	Rotación de existencias	Ingresos de explotación/Existencias
	E4	Periodo de cobro (días)	(Deudores comerciales y otras cuentas a cobrar/ingresos de explotación) *630
	E5	Periodo de crédito (días)	(Acreedores comerciales y otras cuentas a pagar/ingresos de explotación) *360
	E6	Rotación de activo (total)	Importe neto de la cifra de

			ventas/activo total.
	E7	Fondo de maniobra/importe neto de la cifra de ventas	Fondo de maniobra/importe neto de la cifra de ventas.
	E8	Rotación de activo corriente	Ingresos de explotación/Activo total.
Endeudamiento y solvencia	A1	Ratio de solvencia o autonomía financiera total	(patrimonio neto/activo totales)
	A2	Ratio de solvencia sobre pasivo	(Patrimonio neto/ (pasivos no corrientes + pasivos corrientes)
	A3	Apalancamiento	(pasivos no corrientes + deuda financiera acorto plazo) /patrimonio neto)
	A4	Endeudamiento a corto plazo	Pasivos corrientes/Activo total.
	A5	Endeudamiento a largo plazo	Pasivos no corrientes/Activo total.
	A6	Autonomía financiera a corto plazo.	Patrimonio Neto/Pasivos corrientes.
	A7	Cobertura de inmovilizado o estabilidad total.	(patrimonio neto+ pasivos no corrientes) /Activos no corrientes.
	A8	Cobertura de cargas financieras	Resultado de explotación/ Gastos financieros.
	A9	Importancia de las cargas financieras.	Gastos financieros/Importe neto de cifra de ventas.
	A10		Gastos financieros/ (pasivo corriente + pasivo no corriente).
Recursos generados	G1	Recursos generados sobre estructura económica.	Recursos generados netos/Activo total.
	G2	Importancia de la generación de recursos.	(Recursos generados netos/Ingresos de explotación)
	G3	Capacidad de devolución de la deuda total.	Recursos generados netos/pasivos corrientes+ pasivos no corrientes.
	G4	Capacidad de devolución de la deuda a corto plazo.	Recursos generados netos/pasivos corrientes.

Fuente: Extraído del trabajo de fin de grado de Martín (2014).

M de Box.

M de Box		42429,051
F	Aprox.	275,594
	gl1	153
	gl2	24407781,830
	Sig.	,000

Pruebas de normalidad

	estado	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
R2	Sana	,203	1409	,000	,555	1409	,000
	Concurso	,318	1409	,000	,290	1409	,000
R3	Sana	,271	1409	,000	,427	1409	,000
	Concurso	,460	1409	,000	,026	1409	,000
R4	Sana	,182	1409	,000	,713	1409	,000
	Concurso	,455	1409	,000	,022	1409	,000
R5	Sana	,198	1409	,000	,751	1409	,000
	Concurso	,457	1409	,000	,024	1409	,000
R6	Sana	,395	1409	,000	,125	1409	,000
	Concurso	,438	1409	,000	,038	1409	,000
E3	Sana	,494	1409	,000	,030	1409	,000
	Concurso	,445	1409	,000	,091	1409	,000
E6	Sana	,157	1409	,000	,717	1409	,000
	Concurso	,194	1409	,000	,573	1409	,000
E7	Sana	,171	1409	,000	,548	1409	,000
	Concurso	,483	1409	,000	,014	1409	,000
E8	Sana	,144	1409	,000	,602	1409	,000
	Concurso	,377	1409	,000	,156	1409	,000
L1	Sana	,200	1409	,000	,611	1409	,000
	Concurso	,221	1409	,000	,533	1409	,000
L2	Sana	,199	1409	,000	,594	1409	,000
	Concurso	,268	1409	,000	,397	1409	,000
L3	Sana	,510	1409	,000	,016	1409	,000
	Concurso	,455	1409	,000	,028	1409	,000
L4	Sana	,291	1409	,000	,509	1409	,000
	Concurso	,390	1409	,000	,223	1409	,000
L5	Sana	,024	1409	,051	,995	1409	,000
	Concurso	,173	1409	,000	,478	1409	,000
S1	Sana	,096	1409	,000	,923	1409	,000
	Concurso	,078	1409	,000	,948	1409	,000
S2	Sana	,096	1409	,000	,923	1409	,000
	Concurso	,078	1409	,000	,948	1409	,000
S3	Sana	,207	1409	,000	,750	1409	,000
	Concurso	,278	1409	,000	,555	1409	,000

S4	Sana	,200	1409	,000	,611	1409	,000
	Concurso	,221	1409	,000	,533	1409	,000
A1	Sana	,069	1409	,000	,951	1409	,000
	Concurso	,301	1409	,000	,276	1409	,000
A2	Sana	,225	1409	,000	,585	1409	,000
	Concurso	,192	1409	,000	,717	1409	,000
A4	Sana	,054	1409	,000	,985	1409	,000
	Concurso	,258	1409	,000	,332	1409	,000
A5	Sana	,236	1409	,000	,685	1409	,000
	Concurso	,238	1409	,000	,482	1409	,000
A6	Sana	,229	1409	,000	,603	1409	,000
	Concurso	,219	1409	,000	,602	1409	,000
A7	Sana	,451	1409	,000	,053	1409	,000
	Concurso	,435	1409	,000	,132	1409	,000
A8	Sana	,506	1409	,000	,010	1409	,000
	Concurso	,481	1409	,000	,015	1409	,000
A9	Sana	,384	1409	,000	,179	1409	,000
	Concurso	,476	1409	,000	,025	1409	,000
A10	Sana	,353	1409	,000	,196	1409	,000
	Concurso	,245	1409	,000	,402	1409	,000
G1	Sana	,191	1409	,000	,543	1409	,000
	Concurso	,330	1409	,000	,240	1409	,000
G2	Sana	,268	1409	,000	,424	1409	,000
	Concurso	,461	1409	,000	,023	1409	,000
G3	Sana	,390	1409	,000	,219	1409	,000
	Concurso	,425	1409	,000	,121	1409	,000
G4	Sana	,226	1409	,000	,525	1409	,000
	Concurso	,234	1409	,000	,568	1409	,000

a. Corrección de significación de Lilliefors