



## **PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA Y RATIOS FINANCIEROS: EVIDENCIA EMPÍRICA PARA LA INDUSTRIA EUROPEA**

**Dr. Manuel Ángel Fernández Gámez,**

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Málaga.

mangel@uma.es

**Dra. Ángela María Callejón Gil**

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Málaga.

amcallejon@uma.es

**Dra. Ana José Cisneros Ruiz**

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Málaga.

ajcisneros@uma.es

### *RESUMEN*

El objetivo de este trabajo es analizar en qué medida, los ratios financieros tienen capacidad para discriminar entre compañías industriales europeas insolventes y solventes para el periodo 2007-2009. Una muestra de 500 compañías industriales europeas declaradas en quiebra en este periodo ha sido confrontada con 500 compañías solventes, emparejadas por año, país y volumen de activos. El modelo propuesto predice correctamente el 92.30 y el 90.00 por ciento de las estimaciones dentro y fuera de la muestra, respectivamente, utilizando información financiera correspondiente a dos años anteriores a la quiebra. Todos los coeficientes de las variables del modelo presentan significación estadística al nivel del 0.01. Nuestro modelo sugiere que las compañías industriales menos capitalizadas, que no logran generar recursos suficientes para atender su endeudamiento financiero a corto plazo, con escasa rentabilidad y pequeña dimensión, han sido las más propensas a incurrir en situaciones de quiebra.

### *ABSTRACT*

The objective of this work is to analyze the predictive power of financial ratios to discriminate between solvent and insolvent European industrial companies for the period 2007-2009. A sample of 500 European industrial companies was confronted with about 500 solvent companies, matched by year, country and asset size. The proposed model predicts correctly the 92.30 and 90.00 percent of the estimates of the in and out sample, respectively, using financial information for two years prior to bankruptcy. All coefficients of the model variables show statistical significance at 0.01. Our model suggests that less capitalized industrial companies which fail to generate sufficient financial resources to meet its short-term debt, with small size and low profitability have been the most likely to incur bankruptcy situations.

## 1. INTRODUCCION

En los últimos años, la quiebra de empresas viene siendo un fenómeno habitual en Europa (UE). El número de empresas declaradas insolventes crece fuertemente en el conjunto de la UE. En el período 2007-2009, la mayor parte de los países europeos han experimentado importantes crecimientos en sus tasas de quiebras (Holanda, Dinamarca, Reino Unido, Finlandia y Suecia), en un rango de 30-120%. No obstante hay dos excepciones importantes, la estabilidad mostrada por Alemania y la situación de España, cuya tasa de quiebra aumenta un 550% en el referido período (Celentani y otros, 2011). Esto justifica el interés por el estudio de este sector empresarial europeo, cuyo riesgo aumenta, debido principalmente a factores que se asocian a la crisis financiera que desde mediados del 2007 nos está afectando.

Por sectores de actividad, el industrial ha resultado ser uno de los más afectados por los procesos de insolvencias. De acuerdo con Institut National de la Statistique et des Études Économiques (INSEE) de Francia, las quiebras de empresas industriales francesas han aumentado en los últimos años, pasando de 3.539 en 2007 a 4.302 en 2009. Según el Instituto Nacional de Estadística (INE) de España, en el referido período la tasa de compañías industriales españolas quebradas se ha llegado a triplicar.

En los últimos 40 años, numerosas investigaciones sobre insolvencia empresarial han estudiado con especial atención a las empresas industriales, si bien la mayor parte de estos trabajos han utilizado muestras de empresas de los Estados Unidos de América (USA) (Beaver, 1966; Altman, 1968; Zavgren, 1985; Gu y Gao, 2000; Grover, 2003; Kim y Gu, 2006) y sólo en algunos casos concretos se ha trabajado con datos individuales de otros países europeos, como Taffler (1984), Alici (1996), y Noephytuo y Molinero (2004) con empresas británicas; Skogsvki (1990) con suecas, Apetiti (1984) con italianas, o Theodossiou (1991) con empresas griegas. Además, hasta donde sabemos, no existen trabajos cuyos modelos recojan la experiencia actual de las empresas europeas ni que utilicen una muestra representativa del conjunto empresarial europeo.

La metodología empleada por los referidos trabajos abarca desde el Análisis Discriminante Múltiple (MDA) (Altman, 1968; Mensah, 1983; Taffler, 1984) hasta los modelos de regresiones logísticas (Zavgren, 1985; Alici, 1996; Zhang y otros, 1999; Kim y Gu, 2006), los modelos probit (Skogsvki, 1980; Theodossiou, 1991) y las denominadas redes neuronales (NN) (Tsukuda Y Baba, 1994; Sung y otros, 1999). En general, todos los modelos mostraron una alta capacidad predictiva, con tasas de acierto superiores al 90%, si bien en algunos casos los modelos logit y de NN superaron al modelo MDA.

Hasta donde alcanzamos a conocer, son escasos los modelos que realizan predicciones con datos financieros correspondientes a ejercicios económicos de dos o más años anteriores a la fecha de quiebra. Además, estos trabajos disminuyen considerablemente su capacidad de predicción, con aciertos que nunca superan el 85.0% (Bellovary y otros, 2007). Así pues, se pretende con este trabajo aportar nueva evidencia empírica sobre la capacidad de la información financiera para predecir la insolvencia de las empresas. Para ello se selecciona una muestra de 1.000 empresas pertenecientes a 9 países europeos correspondientes al período 2007-2009.

Las principales novedades que este trabajo aporta, se exponen a continuación. (1) Se procede a analizar un conjunto de empresas pertenecientes a diferentes países (Alemania, Bélgica, Dinamarca, España, Finlandia, Francia, Grecia, Italia y Portugal) si bien los estudios llevados a cabo hasta ahora en este sentido, se han realizado sobre muestras pertenecientes a un solo país. (2) En segundo lugar, y aunque la mayoría de modelos de predicción han sido estimados con información financiera correspondiente a un año previo a la quiebra, los signos de aviso de insolvencia pueden aparecer antes y, por consiguiente, se necesitan tomar acciones preventivas tan pronto como sea posible. En el presente trabajo obtenemos un modelo de predicción de insolvencia usando variables financieras de dos años antes de la quiebra con el que conseguimos una capacidad de acierto

superior al 93.0%. (3) En tercer lugar, y teniendo en cuenta que muchos estudios sobre bancarrota usan muestras extrapoladas para examinar la capacidad predictiva real de sus modelos (Zavgren, 1985; Altman, Marco y Barreto, 1994; Darayseh y otros, 2003; Kim y Gu, 2006), también procedemos a testar la fiabilidad de nuestro modelo con datos extrapolares.

Nuestro trabajo se ha estructurado de la siguiente forma: Tras la introducción, en la sección 2, y como no podía ser de otra manera, realizamos una revisión de la literatura existente al respecto. Seguidamente, en la sección 3, exponemos la metodología empleada en el estudio. Posteriormente, en las secciones 4, 5 y 6 se indican, respectivamente, las variables a tener en cuenta en el trabajo, los datos utilizados así como los resultados obtenidos. Por último, se presentan las principales conclusiones.

## **2. LA INVESTIGACION PREVIA EN PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA**

### **2.1. Modelos de predicción de insolvencia**

Entre los pioneros en realizar estudios empíricos sobre predicción de quiebra empresarial destacan Beaver (1966) y Altman (1968), utilizando inicialmente el MDA. El modelo de predicción de quiebra de Altman (1968) se desarrolló a partir de información de empresas industriales, y contenía cinco ratios financieros de una serie inicial de 22 variables. Logró predecir con acierto la situación del 95% de las firmas de la muestra y del 79% de la muestra de retención, un año antes de la quiebra.

Desde estos primeros estudios, numerosas investigaciones posteriores han explicado los factores que determinan la insolvencia o fracaso empresarial a nivel global. El número de factores explicativos utilizados por las mismas se sitúa en el rango de 1 a 57, con un valor medio en los últimos 40 años que oscila entre 8 y 10, y entre los que destacan los ratios "Ingresos/Activos" y "Activos corrientes/Pasivos corrientes" como los más comúnmente utilizados (Bellovary y otros, 2007). A modo de resumen, las conclusiones obtenidas en estos trabajos resaltan la importancia de, al menos, dos factores en la consecución del equilibrio financiero. De una parte, la adecuada correspondencia entre las fuentes de financiación y la naturaleza de las inversiones realizadas (Altman, 1968; Zhang y otros, 1999). Y de otra, la capacidad de la empresa para devolver su deuda utilizando los fondos que se generan con la actividad (Bernstein, 1984; Baldwin y Glezen, 1992; García y Fernández, 1992; Mulford y Comiskey, 2005). Estas conclusiones posibilitan clasificar a las compañías en solventes o insolventes, aunque también pueden utilizarse, no sólo dos categorías de empresas, sino distintos procesos de fracaso empresarial (Jones y Hensher, 2007; Arquero, Abad y Jiménez, 2009).

Respecto a la metodología empleada, algunos investigadores han desarrollado modelos de predicción de insolvencia usando MDA. Deakin (1972) estimó un modelo MDA capaz de predecir la insolvencia de las empresas tres años antes de la quiebra con un margen de error inferior al 5%. En su estudio, un grupo de 79 empresas que se declararon en quiebra durante el período 1954-1964 fueron comparadas con 79 empresas no quebradas del sector industrial. Dambolena y Khoury (1980) presentaron un modelo MDA de predicción del fracaso empresarial que utiliza ratios financieros como variables de predicción. Su modelo discriminante logró unos porcentajes de aciertos en la predicción de 87%, 85% y 78% para 1, 3 y 5 años antes de la quiebra, respectivamente.

Recientemente, los trabajos de predicción de insolvencia vienen utilizando un análisis logístico como metodología, debido a las restricciones asumidas por el MDA y porque permite a los investigadores proporcionar una probabilidad de quiebra. En esta línea de investigación se manifiesta Ohlson (1980), quien inició el enfoque logit y estableció tres modelos de predicción de insolvencia utilizando nueve variables independientes. Sus modelos logit pudieron predecir del 92% al 96% de los casos de bancarrota, 1 y 2 años antes de la quiebra. Zavgren (1985) desarrolló un modelo logit con siete ratios financieros y testó su modelo para un período de 5 años antes de la quiebra, también con porcentajes de acierto superiores al 90%. Por su parte Darayseh y otros (2003) presentaron un análisis logit para predecir el fracaso empresarial mediante una serie de variables económicas en combinación con ratios financieros. El modelo logit resultante podía predecir la quiebra empresarial correctamente en el 88% de los casos para ambas muestras.

### **2.2. La predicción de insolvencia en la Industria**

En referencia a la industria, la mayor parte de los trabajos de predicción de insolvencia han utilizado muestras de empresas estadounidenses (Beaver, 1966; Altman, 1968; Diamond, 1976; Mensah, 1983; Zavgren, 1985; Gu y Gao, 2000; Grover, 2003; Kim y Gu, 2006) y británicas (Taffler, 1984; Alici, 1996; Noephytuo y Mar, 2004). No obstante, y en menor medida, también empresas de otros países han sido objeto de estudio. Tal es el caso de las empresas suecas utilizadas por Skosgvki (1980), o el de empresas italianas (Apetiti, 1984) o griegas (Theodossiou, 1991).

Respecto a la metodología, los trabajos sobre empresas industriales han utilizado inicialmente MDA de manera casi exclusiva (Altman, 1968; Taffler, 1984; Mensah, 1983). Posteriormente, desde la década de los ochenta, se han aplicado también logit (Zavgren, 1985; Theodossiou, 1991; Arkaradejdachachai, 1993; Alici, 1996; Zhang y otros, 1999; Kim y Gu, 2006); probit (Skosgvki, 1980; Theodossiou, 1991) y redes neuronales (Tsukuda Y Baba, 1994; Alici, 1996; Sung y otros, 1999; Zhang y otros, 1999).

Las conclusiones de los mencionados trabajos sostienen que todos los modelos fueron exitosos en la clasificación correcta de las empresas, con tasas de acierto de más del 90%, aunque en algunos casos los modelos logit y de redes neuronales superaron al modelo MDA. Theodossiou (1991) utilizó las técnicas estadísticas de logit, probit, y MDA en el análisis de la quiebra de las empresas manufactureras en Grecia. Al igual que en la investigación de Theodossiou, el estudio de Alici (1996) estimó un MDA, un logit, y aplicó NN para identificar el fracaso de empresas en Reino Unido. Se confirmó que los modelos logit, probit y NN fueron superiores al MDA en la predicción de la quiebra.

De los resultados obtenidos se desprende, además, que la capacidad de predicción de los modelos disminuye considerablemente cuando se utiliza información financiera de más de un año previo a la situación de quiebra de las empresas, con aciertos que oscilan entre el 72.0% (Altman, 1968) y el 85.3% (Diamond, 1976). (Véase Tabla 1).

### 3. METODOLOGIA

La regresión en nuestro caso es de tipo logit binomial y consiste en obtener una función lineal de las variables independientes, de modo que permita clasificar las compañías de la muestra en una de las dos subpoblaciones o grupos posibles, según la situación de las mismas, como insolventes o solventes. Los coeficientes de las variables independientes son obtenidos por modelos de probabilidad condicional a través de la variable dicotómica de solvencia (variable dependiente).

El modelo de regresión logística está basado en el cociente de posibilidades que representa la probabilidad de un éxito en comparación con la probabilidad de un fracaso. El cociente de posibilidades se expresa como:

$$P(E) / (1 - P(E)) \quad [1]$$

donde  $P(E)$  es la probabilidad de éxito. Además, el modelo logit puede expresarse como función lineal de diferentes variables independientes, en la forma:

$$\text{Log} \{P(E)/(1-P(E))\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n \quad [2]$$

siendo  $\beta_0$  el coeficiente de intercepción de la función,  $\beta_1, \dots, \beta_n$  los coeficientes de las variables independientes y  $X_1, \dots, X_n$  los valores de tales variables de control.

Los valores estimados de la variable dependiente pueden interpretarse como la predicción de la probabilidad de un evento favorable, con valores entre 0 y 1. De este modo, calculando el valor de  $P(E)$  en la expresión [2], la probabilidad de eficiencia de ese evento favorable se define como:

$$P(E) = e^y / (1 + e^y)$$

$$\text{siendo: } \begin{cases} e = \text{la base del logaritmo natural} \\ y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n \end{cases} \quad [3]$$

**Tabla 1.**  
**Estudios sobre predicción de insolvencia en la industria**

Estudio	Metodología	País	Variables	Poder de predicción
Beaver (1966)	UDA	USA	5	Dentro de la muestra: 90-92%
Altman (1968)	MDA	USA	5	Dentro de la muestra: Años antes quiebra 1      2      3 95.0%   72.0%   48.0% Fuera de la muestra: 79%
Diamond (1976)	D Plane	USA	8	Años antes quiebra 1      2      3 97.3%   78.7%   80.0% 90.7%   85.3%   80.0%
Skogsvki (1980)	Probit	SWE	17	Años antes quiebra 1      2      3 84.0%   72.2%   75.2%
Mensah (1983)	MDA	USA	32	Dentro de la muestra: 55.0% Fuera de la muestra: 86.0%
Apetiti (1984)	UDA y MDA	IT	47	Dentro de la muestra: 92.0% Fuera de la muestra: 84.0%
Taffler (1984)	MDA	UK	5	Dentro de la muestra: 60.0%
Zavgren (1985)	Logit	USA	7	Fuera de la muestra: 69.0%
Theodossiou (1991)	Logit Probit	GRE	8 8	Dentro de la muestra: 95.5% Fuera de la muestra: 95.5%
Arkarajdachachai (1993)	Logit	USA	4	Dentro de la muestra: 77.0%
Tsukuda y Baba (1994)	NN	JAP	21	Dentro de la muestra: 83.0% a 100.0%
Alici (1996)	NN MDA Logit	UK	28 4 4	Dentro de la muestra: 73.3 - 76.0% Dentro de la muestra: 60.1 - 71.0% Dentro de la muestra: 65.2 - 66.7%
Sung y otros (1999)	NN MDA	KOR	5 5	Dentro de la muestra: 72.4 - 90.0% Dentro de la muestra: 69.0 - 89.8%
Zhang y otros (1999)	NN Logit	USA	6 6	Dentro de la muestra: 93.0 – 97.0% Dentro de la muestra: 79.0 – 81.0%
Gu y Gao (2000)	MDA	USA	5	Dentro de la muestra: 93.0%
Grover (2003)	MDA	USA	6	Fuera de la muestra: 78.1%
Darayseh y otros (2003)	Logit	USA	12	Dentro de la muestra: 87.8% Fuera de la muestra: 87.5%
Neofhytou y Molinero (2004)	MDS	UK	40	R <sup>2</sup> : 70.0 – 80.0 %
Kim y Gu (2006)	Logit	USA	2	Dentro de la muestra: 94.0% Fuera de la muestra: 93.0%

Fuente: Bellovary y otros (2007) y elaboración propia

En el presente trabajo, la clasificación de las empresas de la muestra en los grupos de “insolventes” y de “solventes” es realizada con el logit valor ( $y$ ) del modelo expresado en (3), que asigna a las empresas con  $P(E)$  igual o inferior a 0.5 en el grupo de industrias “insolventes”. Cuando los valores son superiores a 0.5 son clasificadas en el grupo de “solventes”.

Con los valores obtenidos con la regresión logística es posible conocer: por un lado, la probabilidad promedio de conseguir solvencia por parte de una compañía industrial que posea ciertas características estructurales, o grupo de industrias que tenga en común cierto tipo de factores; y por otro, los cálculos logísticos nos permitirán ver el grupo de variables independientes que actúan con mayor intensidad.

#### 4. SELECCIÓN DE VARIABLES

La revisión de la literatura pone de manifiesto que no hay un acuerdo general sobre el mejor conjunto de ratios financieros que debe ser seleccionado para la predicción de insolvencia. No obstante, con independencia del sector estudiado, hay una serie de ratios financieros que de partida se tienen en cuenta en la mayoría de los estudios. En vista de esto hemos adoptado una postura ecléctica, apoyándonos inicialmente en los mismos. Así, las variables independientes seleccionadas fueron clasificadas en las cuatro mayores categorías objeto de discusión en la literatura: equilibrio financiero, rentabilidad, eficiencia y tamaño de las explotaciones.

Las variables que hacen referencia al equilibrio financiero, y que incluyen medidas de liquidez y de solvencia, son las siguientes:

$$VF_1 = \text{Activo corriente} / \text{Pasivo corriente} \quad [4]$$

$$VF_2 = \frac{\text{Tesorería} + \text{Inv. Financieras corrientes} + \text{Créditos a cobrar}}{\text{Total Deudas}} \quad [5]$$

$$VF_3 = \text{EBIT} / \text{Pasivo corriente} \quad [6]$$

$$VF_4 = \text{Total deudas} / \text{Total activo} \quad [7]$$

$$VF_5 = \text{Patrimonio neto} / \text{Pasivo no corriente} \quad [8]$$

$$VF_6 = \text{EBIT} / \text{Total deudas} \quad [9]$$

$$VF_7 = \frac{\text{Beneficio neto} + \text{Dotaciones a amortizaciones y saneamientos}}{\text{Pasivos financieros corrientes}} \quad [10]$$

Los ratios  $VF_1$ ,  $VF_2$ ,  $VF_4$  y  $VF_5$  miden diferentes grados de liquidez, mientras que  $VF_3$  y  $VF_6$  miden la cobertura del pasivo corriente y no corriente con los beneficios de las operaciones. Siguiendo a Kim y Gu (2006), estos últimos ratios son medidas de solvencia porque indican la capacidad de la empresa de usar sus ingresos netos de la explotación para hacer frente a sus deudas, combinando el corto y el largo plazo.

Además de estos seis ratios, y con objeto de obtener una mejor métrica de esa capacidad de la empresa para devolver su deuda, hemos incorporado un nuevo indicador de solvencia,  $VF_7$ . García y Fernández (1992) sostienen que una buena aproximación al problema de la insolvencia se consigue detectando si el nivel de recursos generados con las operaciones es insuficiente para atender el endeudamiento de tipo financiero (no comercial). Esta perspectiva requiere analizar la situación financiera de la empresa desde su concepción dinámica. Para ello nos valemos del importe de los recursos generados, magnitud ésta que nos informa del flujo financiero que llega a la empresa por la vía de la actividad ordinaria. De otra parte, también es necesario conocer los probables flujos de salida, tales como el pago de la deuda financiera, y en su caso, el importe del dividendo.

De otra parte, y en referencia a los ratios de rentabilidad, nuestro modelo considera inicialmente los cinco siguientes:

$$VR_1 = \text{EBIT} / \text{Total activo} \quad [11]$$

$$VR_2 = \text{EBIT} / \text{Total ingresos} \quad [12]$$

$$VR_3 = \text{Beneficio neto} / \text{Total ingresos} \quad [13]$$

$$VR_4 = \text{Beneficio neto} / \text{Total activo} \quad [14]$$

$$VR_5 = \text{Gastos financieros} / \text{Deudas con coste} \quad [15]$$

Logue y Merville (1972) propusieron que la alta rentabilidad reduce la posibilidad de que el negocio fracase, por lo tanto reduce el riesgo global. Según Scherrer y Mathison (1996), la alta rentabilidad ayuda a estabilizar los cash flows operativos y a reducir el riesgo de quiebra. También Gu (2002) mostró que firmas no rentables son más propensas a terminar con un valor neto negativo y a llegar a la bancarrota. En el presente estudio,  $VR_1$  mide la capacidad de las inversiones para generar ingresos operativos netos. Los ratios  $VR_2$  y  $VR_3$  hacen referencia a la relación entre el beneficio y el total de ingresos, por lo que es una aproximación al margen sobre ingresos o también denominado margen sobre ventas. Por su parte,  $VR_4$  se aproxima a la rentabilidad sobre activos y  $VR_5$  al coste de la financiación.

La selección de variables independientes fue completada con cuatro ratios de eficiencia de las explotaciones:

$$VE_1 = \text{Total ingresos} / \text{Total activo} \quad [16]$$

$$VE_2 = \text{Total ingresos} / \text{Activos no corrientes} \quad [17]$$

$$VE_3 = \text{Intangibles} / \text{Total ingresos} \quad [18]$$

$$VE_4 = \text{Cash-flow} / \text{Total activo} \quad [19]$$

Las variables  $VE_1$  y  $VE_2$  miden la relación entre activos utilizados (inputs) y los ingresos por ventas obtenidos (outputs). Son ratios que se aproximan a la rotación del activo corriente y no corriente en términos de generación de ingresos. Logue y Merville (1972) sugirieron un efecto negativo de la eficiencia en el riesgo de impago, alegando que las firmas con una alta eficiencia tienden a generar beneficios altos y, por lo tanto, tienen menos probabilidad de fracaso.

Finalmente, y con objeto de controlar nuestro modelo con el tamaño de las compañías, hemos incluido una variable sobre la dimensión de las mismas:

$$VD_1 = \lg \text{ Total Activo} \quad [21]$$

donde  $\lg$  representa el logaritmo natural.

## 5. DATOS

Para la selección de la muestra se ha tenido presente que, a nivel europeo, no encontramos una definición universal de insolvencia, puesto que es cada Estado quien debe establecer y determinar los procedimientos de insolvencia y sus efectos. No obstante, y aunque cada estado miembro tenga su propia normativa en esta materia, siempre están homogeneizadas según el Reglamento de la Comunidad Europea 1346/2000, sobre procedimientos de insolvencia, a la que obligatoriamente deben adaptarse. Conforme a este Reglamento, nuestra base de industrias

insolventes está conformada por empresas que están clasificadas legalmente en “suspensión de pagos” y/o en “quiebra”.

Para estimar nuestro modelo de predicción de insolvencia, y exigiendo que los resultados sean consistentes, hemos utilizado la información procedente de una muestra aleatoria de 1,000 compañías industriales europeas en el período 2007-2009, conformada por 500 compañías en situación de insolvencia y por 500 actualmente activas (tabla 2). Además, y con objeto de realizar un test de contraste del modelo con empresas de fuera de la muestra, hemos seleccionado 140 nuevas empresas industriales europeas (70 insolventes más 70 solventes), con las características que figuran en la tabla 3. La información financiera utilizada de las compañías insolventes ha estado referida a dos años anteriores a la fecha de insolvencia. Las empresas insolventes de la muestra han sido emparejadas con empresas solventes en función del volumen de activos, del año y del país.

Las variables financieras de las empresas de la muestra han sido obtenidas de la información ofrecida por la base de datos AMADEUS (Analyse Major Databases from European Sources), editada por Bureau Van Dijk y conformada por una población de más de 250,000 empresas europeas. La referida base ofrece información sobre los principales estados financieros de las compañías (balance, cuenta de pérdidas y ganancias, y memoria) para cada año de estudio, conforme a estándares contables requeridos en la Unión Europea.

**Tabla 2.**  
**Estructura de la muestra de compañías industriales utilizadas para la estimación del modelo**

País	Insolventes			Solventes		
	Empresas	%	Activos (media)	Empresas	%	Activos (media)
Alemania	116	23.24	58,078,830	116	23.24	68,132,908
Dinamarca	7	1.54	30,139,950	7	1.54	27,453,320
Grecia	16	3.16	20,062,076	16	3.16	32,619,441
Italia	128	25.55	32,530,007	128	25.55	27,989,215
Francia	95	19.05	21,201,692	95	19.05	21,330,561
España	95	18.96	28,215,779	95	18.96	19,309,221
Portugal	10	1.92	22,585,345	10	1.92	28,454,500
Finlandia	9	1.82	39,084,590	9	1.82	51,203,011
Bélgica	24	4.75	3,876,791	24	4.75	3,121,299
Totales	500	100.00	40,343,911	500	100.00	38,904,443

Nota: Total activo en euros.



**Tabla 3.**  
Estructura de la muestra utilizada para contrastar la capacidad de predicción del modelo

País	Insolventes			Solventes		
	Empresas	%	Activos (media)	Empresas	%	Activos (media)
Alemania	22	23.24	58,078,830	22	23.24	51,978,211
Grecia	2	3.16	20,062,076	2	3.16	19,321,564
Italia	23	25.55	32,530,007	23	25.55	29,309,899
Francia	10	19.05	21,201,692	10	19.05	22,771,341
España	9	18.96	28,215,779	9	18.96	32,565,301
Portugal	1	1.92	22,585,345	1	1.92	22,341,990
Finlandia	1	1.82	39,084,590	1	1.82	33,341,188
Bélgica	2	4.75	3,876,791	2	4.75	4,898,890
Totales	70	100.00	42,878,281	70	100.00	39,456,211

Nota: Total activo en euros.

## 6. RESULTADOS

La tabla 4 presenta los valores medios de los 17 ratios financieros de las dos muestras utilizadas así como los resultados de las pruebas *t* de sus muestras individuales y los valores *p* de los dos grupos. Las pruebas *t* indican que, al nivel de significancia de 1%, los dos grupos son diferentes en 10 ratios ( $VF_1$ ,  $VF_2$ ,  $VF_3$ ,  $VF_4$ ,  $VF_5$ ,  $VF_6$ ,  $VF_7$ ,  $VR_1$ ,  $VR_2$ ,  $VR_3$ ,  $VR_4$  y  $VE_1$ ). Una comparación de los promedios de ratios de los dos grupos muestra que las compañías insolventes generan menos Beneficio antes de intereses e impuestos (EBIT) para cubrir los pasivos corrientes o la totalidad de la deuda. Además, las empresas que posteriormente fueron insolventes estaban en una situación de mayor endeudamiento y de menor rentabilidad sobre activos. Finalmente, las pruebas *t* sugieren también que existe una diferencia significativa en la cobertura de pasivos financieros con los recursos generados en las operaciones y en la eficiencia de la explotación medida según la capacidad del activo para generar ingresos.

Igualmente, el test *t* indica que no existen diferencias significativas entre los dos grupos al comparar los activos corrientes con los pasivos corrientes ( $VF_1$ ) de cada grupo, así como tampoco en la comparación de otras medidas de rentabilidad y eficiencia (ratios  $VR_5$ ,  $VE_2$ ,  $VE_3$ ,  $VE_4$ ).

La selección de variables independientes para un modelo de predicción de quiebra suele ser el aspecto menos explicado de todo estudio. Como ya expusimos, la teoría financiera no indica qué variables deberían ser incluidas en el modelo. No obstante, en la selección de variables hemos podido constatar que el procedimiento estadístico de avance hacia adelante (método *Forward*) ha sido reconocido como el método más popular en estudios para el desarrollo de modelos de predicción de quiebra (Theodossiou, 1991). En este sentido, el procedimiento logit de avance aplicado en nuestro trabajo seleccionó y retuvo 6 ( $VF_3$ ,  $VF_5$ ,  $VF_7$ ,  $VR_1$ ,  $VR_4$  y  $VD_1$ ) de las 17 variables candidatas inicialmente.

La inclusión de sólo seis variables en el modelo no significa que el grupo de compañías insolventes discrepe del grupo solvente en sólo esos 6 ratios financieros. Como apuntan Kim y Gu (2006), simplemente significa que las 6 variables juntas pueden diferenciar mejor a los dos grupos. De este modo, un modelo complejo con un gran número de variables predecibles no necesariamente tiene un mayor poder predictivo. No es inusual para un modelo de predicción de quiebra incluir sólo

una o dos variables. Dimitras y otros (1996) revisaron un total de 59 artículos que incluyen sólo ratios financieros como vaticinadores de quiebra, de los que sólo 10 modelos contenían dos variables y 6 modelos incluían sólo una variable.

**Tabla 4**  
**Ratios Financieros (media) de los grupos de la muestra**

<u>Ratio</u>	<u>Insolventes</u>	<u>Solventes</u>	<u>t-Statistic</u>	<u>p-Value</u>
VF <sub>1</sub>	0.924	1.741	-7.998	0.000**
VF <sub>2</sub>	0.361	0.632	-8.744	0.000**
VF <sub>3</sub>	-0.419	1.014	-4.478	0.000**
VF <sub>4</sub>	1.085	0.690	15.892	0.000**
VF <sub>5</sub>	0.556	9.951	-4.078	0.000**
VF <sub>6</sub>	-0.116	0.136	-18.389	0.000**
VF <sub>7</sub>	-0.623	2.107	-12.922	0.000**
VR <sub>1</sub>	-0.184	0.076	-13.211	0.000**
VR <sub>2</sub>	-0.083	0.099	-13.995	0.000**
VR <sub>3</sub>	-0.205	0.033	-13.098	0.000**
VR <sub>4</sub>	-0.243	0.037	-13.218	0.000**
VR <sub>5</sub>	0.118	0.121	-0.190	0.849
VE <sub>1</sub>	1.353	1.539	-2.467	0.014*
VE <sub>2</sub>	60.913	241.870	-0.923	0.356
VE <sub>3</sub>	0.033	0.023	1.731	0.084
VE <sub>4</sub>	-0.001	0.003	-1.110	0.268
VD <sub>1</sub>	6.450	6.296	1.348	0.178

\*\* Significativo al nivel de 0.01

\* Significativo al nivel de 0.05

El modelo logit estimado para la quiebra de compañías industriales europeas se presenta en la tabla 5. Dos medidas de bondad de ajuste fueron examinadas para evaluar la significancia estadística de dicho modelo. El valor de la bondad de ajuste de Hosmer y Lemeshow, que no es significativo al nivel del 5%, indica que el modelo final de cuatro variables concuerda bien con los datos ya que no hay discrepancia significativa entre las clasificaciones observadas y predichas. Así mismo, el nivel de significación observado (0.000) asociado con  $\chi^2$  para el modelo en su conjunto (595.022) es menor que 0.05, indicando también la idoneidad del modelo logit planteado. Estas dos medidas de bondad de ajuste muestran que el modelo estimado es un modelo logit significativo y que podría identificar empresas potenciales en quiebra con buena precisión.

El estadístico de Wald es usado comúnmente para examinar la significación individual de los coeficientes de cada variable independiente en el modelo (Hair y otros, 1998) y mide el cociente entre

el coeficiente logit no estandarizado y su error estándar. En el modelo logit obtenido, los coeficientes para las variables seleccionadas son todos estadísticamente significativos (inferiores a 0.050).

**Tabla 5.**  
**Modelo logístico para la predicción de insolvencia**

	Valor	
-2 log likelihood (-2LL)	245.022	
Cox & Snell R <sup>2</sup>	0.615	

  

Test Omnibus de coeficientes del modelo	$\chi^2$	df	Sig.
Step	595.022	6	0.000
Block	595.022	6	0.000
Modelo	595.022	6	0.000
Nagelkerke R <sup>2</sup>	0.831		
Test de Hosmer & Lemeshow	0.604	8	1.000

  

Variabes	b	SE	Wald St.	df	Sig.	Exp(B)
VF <sub>3</sub>	4.128	1.020	16.364	1	0.000	62.032
VF <sub>5</sub>	0.035	0.015	6.543	1	0.019	1.036
VF <sub>7</sub>	12.085	1.640	54.275	1	0.000	177,222.189
VR <sub>1</sub>	-56.803	11.618	23.904	1	0.000	0.000
VR <sub>4</sub>	50.649	11.182	20.518	1	0.000	9.92E21
VD <sub>1</sub>	0.746	0.151	24.470	1	0.000	2.108
Constante	-5.908	1.151	26.326	1	0.000	0.003

Pues bien, conforme a los resultados obtenidos sobre coeficientes y variables independientes, el modelo logit para predecir compañías industriales insolventes puede representarse en la forma:

$$\text{Logit}(y) = -5.908 + 4.128 VF_3 + 0.035 VF_5 + 12.085 VF_7 - 56.803 VR_1 + 50.649 VR_4 + 0.746 VD_1 \quad [21]$$

siendo VF<sub>3</sub>= EBIT/Pasivo corriente; VF<sub>5</sub>= Patrimonio neto/Pasivo no corriente; VF<sub>7</sub>= (Beneficio neto+Dotación Amortizaciones)/Pasivo financiero corriente; VR<sub>1</sub>= EBIT/Total activo; VR<sub>4</sub>= Beneficio neto/Total activo; VD<sub>1</sub>= lg Total Activo.

### 6.1. Clasificación con empresas de la muestra

Utilizando el modelo *logit* obtenido en [21], se procedió a clasificar a las compañías de la muestra en dos grupos: Insolventes y solventes. Los resultados de dicha clasificación aparecen en la tabla 6. El valor logit (y) de cada empresa de la muestra se calculó conforme a la ecuación (4) con el procesador SPSS (v. 17), que nos permitió obtener la función de probabilidad de ese logit valor, P(E)= e<sup>y</sup>/(1+e<sup>y</sup>), para estimar finalmente la probabilidad (entre 0 y 1) de que fuera insolvente. En concreto, la estimación P(E) se comparó con la probabilidad de interrupción de 0.5. y se determinó el estado pronosticado de cada empresa.

**Tabla 6.**  
**Matriz de clasificación con empresas de la muestra**

Grupo Actual	Numero de observ.	Predicción	
		Insolventes	Solventes
Insolventes	500	477	23
Solventes	500	62	438

Porcentaje total de observaciones clasificadas correctamente: 92.30 %

En la tabla 6 aparece la clasificación realizada al efecto. Así, las compañías con valores  $P(E)$  iguales o inferiores a 0.5 fueron clasificadas en el grupo de insolventes, mientras que las compañías con valores  $P(E)$  mayores a 0.5 lo fueron en el grupo de solventes. De total de 1.000 empresas de la muestra, sólo 23 no fueron clasificados correctamente como compañías insolventes, y 62 no lo fueron correctamente como solventes, por lo que la precisión de la clasificación del modelo logit estimado es del 92.30%, comparando el estado actual con el estado pronosticado, dos años antes de las insolvencias.

## 6.2. Clasificación fuera de la muestra

Para examinar el poder predictivo del modelo logit estimado, este estudio ha utilizado un ejemplo de compañías industriales insolventes fuera de muestra, es decir, no usadas para las estimaciones del modelo. Como se indicaba anteriormente, los ejemplos fuera de muestra contienen 70 empresas que fueron a la quiebra después de 2007 y que se han emparejado con otras 70 activas, también de fuera de la muestra. El modelo de seis variables que hemos propuesto calcula el valor logit ( $y$ ) de una compañía como se indica en [21]. Las empresas con valores negativos fueron clasificadas en el grupo de insolventes, mientras que las compañías con valores positivos fueron clasificadas en el grupo de solventes.

En la Tabla 7 podemos comprobar que más de 60 de las 70 empresas fuera de muestra se clasificaron correctamente en los grupos de insolventes y solventes, arrojando por tanto una precisión del 90.00% para medir la quiebra dos años antes del fracaso.

**Tabla 7.**  
**Matriz de clasificación con compañías fuera de la muestra**

Grupo actual	Numero de observ.	Predicción	
		Insolventes	Solventes
Insolventes	70	64	6
Solventes	70	8	62

Porcentaje total de observaciones clasificadas correctamente: 90.00%

## 7. CONCLUSIONES

Siguiendo la metodología logit, este estudio desarrolla un modelo para predecir la quiebra de compañías industriales europeas. Para ello se propone un modelo logístico de seis variables independientes que ha demostrado un aceptable índice de precisión en la clasificación, utilizando información financiera de dos años antes de la quiebra. El modelo clasifica correctamente el 92.30% de las empresas de la muestra y del 90.00% de las empresas fuera de la muestra.

Las seis variables que configuran el modelo sugieren que la política financiera para la industria debería promover una prudente capitalización de las empresas, intentando, además, dar cobertura a la deuda de carácter financiero con los recursos generados por las operaciones. Igualmente, han resultado importantes para explicar la insolvencia las variables rentabilidad sobre activos y tamaño. Por consiguiente, las compañías industriales menos capitalizadas, que no logran generar recursos suficientes para atender su endeudamiento financiero a corto plazo, con escasa rentabilidad y pequeña dimensión, han sido las más propensas a incurrir en situaciones de quiebra.

Un punto interesante a resaltar de los resultados obtenido es que nuestro modelo logit seleccionó la variable  $VF_7$  (RG/Pasivo financiero corriente). Una parte significativa del pasivo corriente suele ser las cuentas de deudas de carácter comercial, es decir, con proveedores. Esta financiación comercial, como ya expusimos, tiende a permanecer, y se renueva constantemente tal y como se devuelve. Sin embargo, la otra parte del pasivo corriente, que hace referencia a la financiación de tipo bancaria o similar (pasivos financieros corrientes), muestra una exigencia distinta en cuanto a su amortización, dado el carácter de no permanente de dichos fondos. Además, el resultado de  $VF_7$  como ratio significativo también nos hace pensar en una mayor robustez del modelo al considerar no sólo el EBIT como origen de los fondos con los que cubrir los pasivos, sino más exactamente, la capacidad de generar recursos con los que atender dichas deudas.

Una limitación de nuestro modelo logit es que puede predecir la quiebra sólo con dos años de antelación. En realidad, los signos de aviso de insolvencia pueden aparecer antes de dos años y, por consiguiente, se necesitan tomar acciones preventivas tan pronto como sea posible. Los estudios futuros necesitarán obtener modelos de predicción de quiebra usando variables financieras tres o más años antes de la quiebra, y elaborar propuestas que puedan predecir la insolvencia con anterioridad. Otra limitación de nuestro modelo logit es que aunque teóricamente es más seguro que el modelo MDA para la predicción de la insolvencia, todavía se podría mejorar la precisión de la predicción con otros métodos tales como el análisis de NN, que han mostrado aceptables niveles de predicción para algunos subsectores industriales (Charalambous, Charitou y Kaourou, 2000; Zhang, Hu Patuwo y Indro, 1999).

También es importante señalar que los acreedores y, en concreto, los bancos comerciales, pueden usar la estimación del modelo logit como una herramienta inicial de análisis para evaluar la solvencia de sus clientes industriales. Ellos deberían tener especial cautela cuando tramiten las solicitudes de préstamo de aquellos que se predice que quebrarán. Para los actuales clientes industriales, los bancos pueden aplicarles la estimación del modelo logit periódicamente como un chequeo financiero. Una vez que un candidato a la quiebra es identificado, el banco debería dar un aviso e instar a la empresa a que lleve a cabo las acciones correctivas oportunas, reduciendo así la posibilidad de insolvencia.

## REFERENCIAS

- Arkaradejdachachai, C. (1993): Study of corporate turnaround. Using a probability of bankruptcy. En Bellovary, J.; Giacomino, D. y Akers, M. (2007): A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33 (Winter), 1-42.
- Altman, E.I. (1968): Financial ratios, discriminant analyses and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E.I., Marco, G. y Varetto, F. (1994): Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and network. *Journal of Banking and Finance*, 18(3) 505-529.
- Apetiti, A. (1984): Identifying unsound firms in Italy. An attempt to use trend variables. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 269-279.
- Arquero, J. L.; Abad, M.C. y Jiménez, S.M. (2009): Procesos de fracaso empresarial en Pymes. Identificación y contrastación empírica. *Revista Internacional de la Pequeña y Mediana Empresa*, nº 2, vol. 1, 64-77.
- Baldwin, J. y Glezen, G.W. (1992): Bankruptcy prediction using quarterly financial statement data. *Journal of Accounting, Auditing, and Finance*, 7, 269-289.
- Beaver, W.H. (1966): Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.
- Bellovary, J.; Giacomino, D. y Akers, M. (2007): A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33 (Winter), 1-42.
- Bernstein, L.A. (1984): *Análisis de Estados Financieros*. Ed. Deusto. Bilbao.
- Callejón, A.M., Casado, A.M., Fernández, M.A. y Peláez, J.I. (2013): A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. *International Journal of Computational Intelligences Systems*, (7) 1-13.
- Celentani, M.; García-Posada, M. y Gómez, F. (2011): *The Spanish Business Bankruptcy Puzzle and the Crisis*. Fundación de Estudios de Economía Aplicada. Documento de Trabajo, nº 2010-2011.

- Charalambous, C., Chatitou, A. y Kaourou, F. (2000): Comparative analysis of artificial neural network models: Application in bankruptcy prediction. *Annals of Operations Research*, 99(1), 403-419.
- Diamond, J. H. (1976): Pattern recognition and the detection of corporate failure. Ph.D. Dissertation, New York University. En Bellovary, J.; Giacomino, D. y Akers, M. (2007): A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33 (Winter), 1-42.
- Dambolena, I.G. y Khoury, S.J. (1980): Ratio stability and corporate failure. *Journal of Finance*, 35(4), 1017-1026.
- Darayseh, M., Waples, E. y Tsoukalas, D. (2003): Corporate failure for manufacturing industries using firms specifics and economic environment whit logit analysis. *Managerial Finance*, 29(8), 23-37.
- Deakin, E. B. (1972): A discriminate analysis of predictors business failure. *Journal of Accounting Research*, 10(2), 167-179.
- Dimitras, A.I., Zanakis, S.H. y Zopounidis, C. (1996): A survey of business failure whit an emphasis on methods and industrial application. *European Journal of operational Research*, 90(3), 487-513.
- García, V. y Fernández, M.A. (1992): *Solvencia y Rentabilidad de la Empresa Española*. Instituto de Estudios Económicos. Madrid.
- Grover, J. (2003): Validation of a cash flow model. A non Bankruptcy approach. Ph.D. dissertation, Nova Southeastern University. En Bellovary, J.; Giacomino, D. y Akers, M. (2007): A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33 (Winter), 1-42.
- Gu, Z. (2002): Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42.
- Gu, Z. y Gao, L. (2000): A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research: The Survey Quarterly Review*, 2(1), 37-49.
- Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L., y Black, W.C. (1998): *Multivariate data analysis (5nd ed.)*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Jones, S. y Hensher, D.A. (2007): Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the Performance of the Mixed Logit Model. *Abacus*, 43, 241–264.
- Kim, H. y Gu, Z. (2006): Bankruptcy: A logit model in comparison with a discriminant model. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 30(4), 474-493.
- Logue, L. y Merville, J. (1972): Financial policy and market expectations. *Financial Management*, 1(3), 37-44.
- Mensah, Y. (1983): The differential bankruptcy predictive ability of specific price level adjustments. Some empirical evidence. *The Accounting Review*, 58(2), 228-246.
- Mulford, C.W. y Comiskey, E.E. (2005): *Creative cash-flow reporting. Uncovering Sustainable Financial Performance*. John Wiley and Sons. New Jersey, pp, 316 y ss.
- Neophytou, E. y Molinero, C.M. (2004): Predicting corporate failure in the UK: A multidimensional scaling approach. *Journal of Business Finance and Accounting*, 31(5/6), 677-710.
- Scherrer, P.S. y Mathison, T.J. (1996): Investment strategies for REIT inventories. *Real State Review*, 26(1), 5-10
- Skogsvik, K. (1980): Current cost accounting ratios as predictors of business failure. The Swedish case. *Journal of Busines, Finance and Accounting*, 17(1), 137-160.

- Sun, T., Chang, N. y Lee, G. (1999): Dynamics of modeling in data mining. Interpretive approach to bankruptcy prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 63-85.
- Taffler, R. (1984): Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 199-227.
- Theodossiou, P. (1991): Alternative models for assessing the financial condition of Business in Greece. *Journal of Business and Accounting*, 18(5), 697-720.
- Tsukuda, J. y Baba, S. (1994): Predicting Japanese Corporate Bankruptcy in terms of financial date using Neural Network. *Computers and Industrial Engineering*, 27, 445-448.
- Zavgren, C.V. (1985): Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms. *Journal of Business and Accounting*, 12(1), 19-45
- Zhan, G., Hu, M.Y., Patuwo, B.E. e Indro, D.C. (1999): Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-33.