

Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales

*Analysis of temporal sensitivity in the insolvency
prediction models: an application
to the industrial small business*

María Elena Gómez Miranda. Universidad de Granada

José María de la Torre Martínez. Universidad de Granada

Isabel Román Martínez*. Universidad de Granada

RESUMEN La capacidad predictiva de los modelos que miden el riesgo de insolvencia puede mejorarse si se consideran aspectos como el desarrollo de modelos sectoriales, la incorporación de variables no financieras y el horizonte temporal. En este trabajo se ha utilizado una muestra de 364 empresas con información relativa al trienio 1998-2000, y se han obtenido tres funciones logísticas para medir el riesgo de que una PYME industrial incurra en un proceso concursal con tres, dos y un año de antelación. En general, los modelos obtenidos son muy similares en cuanto a variables significativas, alcanzando un mayor grado de acierto global el que predice dos años antes. Como *a priori* no se conoce en qué momento se producirá la insolvencia, se han cruzado modelos, comprobándose que no existen diferencias significativas en el error que se cometería aplicando los modelos obtenidos en fechas distintas de las consideradas para su estimación.

PALABRAS CLAVE Riesgo financiero; Insolvencia; PYMES; Fracaso empresarial; Regresión logística

ABSTRACT The predictive capacity of the models that measure the insolvency risk can be improved if aspects as economic activity, non-financial variables and temporary horizon are considered. In this work, a sample of 364 companies with information relative to 1998-2000 has been used, and three logistic functions have been obtained to measure the risk of which an industrial small and medium business incurs in legal bankruptcy with three, two and one year in advance. In general, the models obtained are very similar with respect to significant variables, reaching a greater degree of global success the one that predicts two years before. Since we do not know when the insolvency will take place, we have crossed the models, verifying that it does not exist significant differences in the error that it would make applying the obtained models in different samples to those considered for its estimation.

KEY WORDS Financial distress; Business failure; Bankruptcy; Small and medium business; Logistic regression.

* Dirección para correspondencia: Isabel Román Martínez, Departamento de Economía Financiera y Contabilidad, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de Granada, Campus Universitario de La Cartuja, s/n, 18071 Granada. Tel.: 958248341. Correo-e: iroman@ugr.es.

1. INTRODUCCIÓN

La predicción del fracaso empresarial viene abordándose por los investigadores desde épocas muy tempranas, remontándose las primeras investigaciones a los años treinta, cuando Fitzpatrick (1932) y Winakor y Smith (1935) aplicaron análisis univariantes básicos. Desde el principio, los modelos se han basado en la hipótesis de que la trayectoria de una empresa reflejada en las variables contables permite en muchos casos averiguar si va a declararse en suspensión de pagos con cierta antelación. No fue hasta los años sesenta cuando Beaver (1966; 1968) aplicó análisis discriminante univariante a estos ratios. Su análisis consistió en evaluar una serie de ratios clave, uno por uno, con respecto a su habilidad predictiva, y a partir de ahí usar puntuaciones de corte que clasificaban cada entidad en saludable o fallida dependiendo si estaban por encima o por debajo de esa puntuación. Tal clasificación plantea una serie de problemas, porque los ratios aislados no tienen suficiente capacidad predictiva y, además, es difícil resolver los conflictos sobre la situación de la entidad planteados por los diferentes ratios.

Desde entonces no han dejado de elaborarse y publicarse trabajos sobre el tema con el fin de mejorar los modelos, bien incorporando variables más significativas, bien utilizando herramientas más robustas⁽¹⁾. Así, desde el análisis univariante de Beaver (1966) se ha llegado a la aplicación de redes neuronales y sistemas expertos, pasando por los distintos análisis multivariantes, más o menos complejos (discriminante, *logit*, *multilogit*, *probit*...), obteniendo resultados dispares. Así, mientras que Lo (1986) establece que la mayoría de los estudios comparativos entre el análisis discriminante y el logit no han logrado resultados concluyentes sobre la mayor efectividad de un modelo u otro, Lennox (1999) consigue mejores resultados con los modelos desarrollados con probit y logit que con los desarrollados con análisis discriminante, al considerar variables bien especificadas. Por otra parte, la ausencia de requerimientos de normalidad de las variables y la posibilidad de incorporar variables categóricas han conducido a que los modelos de probabilidad condicional hayan sido más utilizados a partir de los años ochenta (Dimitras *et al.*, 1996).

Pero el interés de estos modelos no se circunscribe al ámbito investigador, sino que son de inestimable ayuda a los distintos agentes implicados en la empresa. En este sentido, los modelos de predicción del riesgo de insolvencia constituyen un instrumento eficaz para los directivos, ya que les proporcionan señales de alerta y, con ello, pautas para dirigir su actuación y evitar futuras dificultades financieras. En el caso de las entidades de crédito y otros potenciales inversores, la información resultante de estos modelos aporta más elementos de juicio en los que fundamentar la decisión que hayan de tomar. La utilidad de los modelos de predicción de la insolvencia empresarial es tal que existen en el mercado distintas y variadas empresas que ofrecen este producto a sus clientes, bien mediante la compra de software específico, bien de forma directa a través de Internet⁽²⁾.

(1) Entre otros, Altman (1984), Dimitras *et al.* (1996), Laffarga y Mora (1998), y Laitinen y Kankaanpää (1999), realizan una revisión de trabajos sobre la predicción del fracaso empresarial, en los que se observa una constante búsqueda de herramientas que ofrezcan menos restricciones y de variables más explicativas que mejoren las predicciones.

(2) Las primeras empresas que emplearon estos modelos para el análisis del riesgo de crédito o el desarrollo de una calificación crediticia fueron Dun & Bradstreet, Moody's, Standard & Poor. En España, Infotel, Informa, Equifax, entre otras, también ofrecen estos productos.

Aunque los modelos de predicción del riesgo de insolvencia utilizados por estas empresas, así como los obtenidos por la doctrina, alcanzan niveles de acierto aceptables, es posible mejorarlos si se tienen en cuenta tres cuestiones que pueden resultar claves: el desarrollo de modelos sectoriales, la incorporación de variables no financieras y el horizonte temporal considerado.

En relación con la primera cuestión, la influencia de las diferencias sectoriales han sido comprobadas por Mensah (1984), Lincoln (1984) y McDonald y Morris (1984), los cuales llegan a la conclusión de que el modelo obtenido para una muestra heterogénea de empresas tiene menos capacidad predictiva que el elaborado para un único sector. McGur y DeVaney (1998) llegan a los mismos resultados cuando aplican cinco modelos desarrollados en otros tantos trabajos usando empresas de distintos sectores a una única muestra de empresas dedicadas al comercio al por menor. Por su parte Bhargava *et al.* (1998) encuentra pocas similitudes entre los modelos elaborados para una muestra industrial y otra comercial, si bien no se obtienen diferencias significativas entre los porcentajes de acierto, lo que indica que es posible aplicarlos a una combinación de muestras.

En segundo lugar, la incorporación de variables no financieras ha resultado relevante en algunos estudios. Por ejemplo, la existencia de salvedades en el informe de auditoría (Peel y Peel, 1987), el retraso en la publicación de las cuentas (Ohlson, 1980; Keasey y Watson, 1988; Peel y Peel, 1987; Somoza, 2002, y Whittred y Zimmer, 1984) o la existencia de incidencias de pago (Román *et al.*, 2001). Asimismo, pueden plantearse otras circunstancias que avisen de la existencia de dificultades financieras y que es necesario contrastar como: antigüedad (Honjo, 2000 y Keasey; Watson, 1988), rotación y número de administradores (Keasey y Watson, 1988; Peel y Peel, 1987), forma social, pertenencia a un grupo de empresas, etc. Además, y aunque es difícil para un analista externo acceder a este tipo de información, sería conveniente incluir variables relacionadas con la estrategia organizacional, grado de concentración del mercado, posición competitiva de la empresa, nivel de exportación, etc., ya que mejoran significativamente la capacidad explicativa de los modelos de predicción (Becchetti y Sierra, 2003; Stratis y Powers, 2001).

Por último, debe ampliarse el horizonte temporal y obtener modelos que predigan con tiempo suficiente la posible insolvencia, lo que supondrá para la empresa disponer de más tiempo para actuar en consecuencia y evitar así llegar a dicha situación. En este sentido, en trabajos como los de Dimitras *et al.* (1999) y Keasey y McGuinness (1990) se consideran hasta cinco años antes de la quiebra, mientras que Lennox (1999) elabora distintos modelos para cuatro años antes. A más corto plazo, Becchetti y Sierra (2003), Ward y Foster (1997), Gilbert *et al.* (1990), Lo (1986) y en España Calvo-Flores y García (2002) analizan tres años antes de la quiebra, y López *et al.* (1998), Gallego *et al.* (1997) y Foreman (2003) se quedan en dos años antes del suceso. No obstante, en estos trabajos no se establece relación alguna entre los modelos obtenidos ni se resuelve el problema de saber cuál aplicar, ya que no es posible determinar en qué momento una empresa entrará en suspensión de pagos o quiebra.

En base a lo anterior, el objetivo del presente trabajo es comprobar la estabilidad de los modelos y su validez temporal, solventando a su vez algunas de las limitaciones que vienen presentando los modelos que predicen el riesgo de insolvencia (Laffarga y Mora, 1998, 2002; Mora, 1994a). Para ello, mediante la aplicación de una regresión logística para cada uno de los periodos disponibles se han obtenido tres modelos que predicen con tres, dos y

un año de antelación la probabilidad de que la pequeña y mediana empresa industrial se vea envuelta en un proceso concursal. Además, para contrastar hasta qué punto el momento del suceso resulta relevante en la aplicación de las funciones obtenidas se han cruzado los modelos, aplicando cada uno de ellos a los datos de los dos otros años y se han comprobado tanto las tasas de error global como las obtenidas para cada empresa.

Los resultados indican que, si bien los modelos resultantes para cada año son distintos, no existen diferencias significativas en los errores obtenidos por cada uno de ellos. Es decir, que la distancia temporal a la quiebra no condiciona la selección del modelo a aplicar, ya que se obtendrían similares resultados aplicando el modelo elaborado para uno, dos o tres años antes del suceso.

2. METODOLOGÍA

Como se ha señalado, los modelos sectoriales ofrecen mejores resultados que los obtenidos sobre una muestra de empresas pertenecientes a distintos sectores de actividad. No obstante, salvo el sector bancario y seguro, que ha dado lugar al desarrollo de numerosos modelos de predicción de la insolvencia debido a la importante repercusión que las crisis en este sector provocan en la economía en general, la mayoría de los investigadores elaboran sus modelos sin tener en cuenta la diversidad sectorial.

En el presente trabajo se ha escogido el sector industrial como objeto de estudio, al ser uno de los que se ven más afectados por los procesos de insolvencia, tal como se deduce de los trabajos de López *et al.* (1998), donde se comprueba que las empresas industriales sufren un mayor riesgo financiero y de Román *et al.* (2001), en el que se refleja que el número de empresas industriales que quebraron o suspendieron pagos en España en 1998 fue del 48%.

Además, dado que la mayoría de los modelos de predicción de la quiebra se han venido centrando en las sociedades que cotizan en Bolsa, este artículo se enfoca en las pequeñas y medianas empresas. Con ello se pretende añadir evidencia empírica a los resultados obtenidos por otros autores (entre otros, Edmister, 1972; Ferrando y Blanco, 1998; Fulmer *et al.*, 1984; Gallego *et al.*, 1997; Keasy y Watson, 1988, y López *et al.*, 1998) y mejorar el conocimiento sobre el comportamiento financiero de este tipo de empresas, que tanta importancia tienen en el conjunto de la economía.

Para la elaboración de los modelos se han tomado las 182 empresas del sector industrial (CNAE 151 a 410) que quebraron o suspendieron pagos en 2001, seleccionándose de forma aleatoria el mismo número de empresas industriales. De la base de datos de Infotel se obtuvo la información correspondiente a las 364 empresas seleccionadas relativa a los años 1998, 1999 y 2000. La muestra de validación, obtenida con posterioridad, se refiere a los mismos periodos y está compuesta de 459 empresas, de las cuales 154 son fallidas.

Al igual que en otros trabajos realizados en nuestro país sobre la probabilidad de insolvencia de la empresa⁽³⁾, los datos proceden del Registro Mercantil y han sido suministrados por Infotel. Como se aprecia en el Cuadro 1, corresponden en su mayor parte a empresas

(3) Entre otros, Calvo-Flores y García (2000, 2002), Ferrando y Blanco (1998), Gallego *et al.* (1997, 2002), Lizárraga (1997, 1998, 2002), López Gracia *et al.*, (1998), Rodríguez (2002), y Somoza (2001, 2002, 2003).

pequeñas⁽⁴⁾ que no tienen obligación de auditar sus cuentas anuales. Entre las que sí lo hacen, sólo el 12% del total puede considerarse aceptable (favorable y salvedades), en el 17% de los casos el auditor no pronuncia su opinión y en un porcentaje muy pequeño (1% del total) obtienen una opinión negativa. Finalmente, en relación con el depósito de cuentas, sólo el 9% de las empresas tardan en hacerlas públicas más de un año desde su cierre.

CUADRO 1
DESCRIPCIÓN DE LA MUESTRA

VARIABLE		TOTAL	SANA	QUEBRADA
Tamaño	Pequeñas	80%	84%	77%
	Medianas	18%	15%	20%
	Grandes	2%	1%	2%
Auditada	No	70%	76%	63%
	Sí	30%	24%	37%
Opinión Auditoría	Sin opinión	17%	11%	23%
	Favorable	7%	9%	5%
	Salvedades	5%	3%	7%
	Negativa	1%	1%	2%
Forma Social	S.A.	59%	60%	57%
	S.R.L.	40%	39%	40%
	Otras	1%	1%	2%
Retraso	No	91%	95%	86%
	Sí	9%	5%	14%

Dada la composición de la muestra, se puede plantear una limitación acerca de la fiabilidad de la información utilizada, ya que, extrapolando la distribución del tipo de opinión a las cuentas no auditadas, en el mejor de los casos sólo el 12% de los datos son fiables. No obstante, se ha encontrado evidencia en contra de que las PYMES presentan una información de peor calidad que las grandes. Así, López Díaz y otros (1997), en su trabajo relativo a las características de las cuentas anuales depositadas en el registro mercantil de Asturias, llegan a la conclusión de que, «aunque es lógico esperar que el tamaño medio de las empresas con defectos sea inferior al de las empresas sin defectos, los contrastes efectuados no permiten corroborar esta afirmación de una forma clara y rotunda e incluso en algunos casos la conclusión a la que se llega, es precisamente la contraria». Por su parte, Alemany y Monllau (1997), en su estudio basado en las cuentas anuales depositadas en el registro mercantil de Barcelona, constatan que las empresas auditadas presentan errores en un porcentaje mayor (12,6%) que las empresas no auditadas (10,2%). Asimismo, salvo para el error consistente en la ausencia de algún documento, el porcentaje de empresas que presentan cuentas anuales con errores aumenta a medida que aumenta su tamaño. Además, la manipulación de la información contable también está presente en las empresas cotizadas, tal como demuestran Amat *et al.* (2004), que analizaron las cuentas anuales de los años 2000 y 2001 de las compañías que formaban parte del IBEX35, resultando que

(4) Para la discriminación por tamaños se ha utilizado el criterio de la Central de Balances del Banco de España.

en 23 de las 35 empresas se encontraron evidencias de lo que se conoce como alisado del beneficio. Esto pone de manifiesto que «la contabilidad creativa está arraigada en algunas de las compañías estudiadas y se encuentra favorecida por la actual regulación contable. Esto puede dañar la fiabilidad de la información contable».

Abundando en la relación entre la opinión del auditor y la probabilidad de insolvencia, se ha demostrado que las empresas manipulan su información en los ejercicios previos al fracaso (Abad *et al.*, 2004) y que incumplen de forma sostenida los requisitos de oportunidad y fiabilidad (Arnedo y Lizárraga, 2004), pero estas circunstancias no deben llevar a desestimar los datos, sino que deben ser tenidas en cuenta en el desarrollo de los modelos. El razonamiento es que, si la elección de las variables independientes se realiza en función de las características que diferencian a las empresas sanas y las quebradas, hay que buscar cuáles son esas características. Así, el retraso en el depósito de las cuentas anuales o el presentar un informe con salvedades puede indicar que las empresas ocultan o manipulan su información porque no quieren ofrecer una imagen deteriorada. En este sentido, en algunos trabajos se han incluido variables que contemplan estos extremos, llegándose a diferentes resultados. Por ejemplo, Hill *et al.* (1996) incluyen el informe con salvedades como variable independiente, resultando significativa en el modelo aplicado tanto para las empresas que tienen pérdidas continuadas como para las que van a la quiebra. Por su parte, Peel y Peel (1987) consideran que la opinión del auditor respecto a la gestión continuada puede tener poder explicativo para distinguir entre compañías quebradas o sanas, si bien, al aplicar la *t-Student*, no se encontraron diferencias significativas en esta variable en los tres grupos considerados. No obstante, en todos los modelos desarrollados en este trabajo, la variable que recoge la opinión desfavorable apareció con el signo distinto al esperado, pudiendo concluirse que las empresas que presentan opinión desfavorable tienen menor probabilidad de quebrar.

A la vista de lo expuesto en los párrafos anteriores, aunque la mayor parte de la información contable utilizada en esta investigación no cuenta con garantías expresas de calidad, la fiabilidad de los datos empleados queda asegurada, ya que la misma no depende del tamaño de las empresas ni de que las cuentas hayan sido, o no, auditadas. Además, en este trabajo se han considerado como variables independientes si la empresa audita o no y, en caso afirmativo, la opinión del auditor, resultando que en ninguno de los modelos obtenidos estas variables resultan significativas. Esto indica que no discriminan entre los dos grupos, es decir, que la opinión de auditoría no refleja la existencia de problemas financieros (riesgo de insolvencia) en las empresas que componen la muestra.

Para garantizar la adecuación del modelo a la población, la muestra debería ser aleatoria y contener un número suficiente de empresas quebradas en relación al de las sanas. Pero, en la realidad, la proporción de las primeras sobre las segundas es muy pequeña, por lo que el procedimiento a seguir suele ser obtener primero un número significativo de empresas quebradas y buscar después las empresas sanas. En estudios como los de Olhson (1980), Gilbert *et al.* (1990), Lennox (1999), Honjo (2000) o Bechetti y Sierra (2003) se utilizan muestras no equilibradas, pero en la mayor parte de ellos las muestras presentan igual proporción de empresas quebradas y sanas (Zmijewski, 1984; Laffarga y Mora, 1998: 29; Mensah, 1984; Gallego *et al.*, 1997; Bhargava *et al.*, 1998; McGurr y DeVaney, 1998, y López *et al.*, 1998). Si bien esta solución podría dar lugar a una sobreestimación de la capacidad predictiva de los modelos, los coeficientes resultantes del logit son consistentes para todas las variables excepto para la constante (Lennox, 1999), lo que indica que una se-

lección no aleatoria de la muestra no supone una variación significativa en los resultados de los estudios desarrollados con muestras aleatorias (Zmijewski, 1984).

Por otra parte, la búsqueda de las empresas sanas puede realizarse de forma aleatoria entre el total de la población (Lincoln, 1984; Marais *et al.*, 1984; Lawrence y Bear, 1986; Peel y Peel, 1988, y López Gracia *et al.*, 1998), o eligiendo aquéllas que más parecido mantengan con las quebradas de acuerdo con el tamaño o sector; de forma que se emparejan empresas sanas y quebradas (Dambolena y Khoury, 1980; Mensah, 1984; Laffarga *et al.*, 1985; Gallego *et al.*, 1997; Lizárraga, 1997; Bhargava *et al.*, 1998, y McGurr y DeVaney, 1998). En este trabajo no se ha procedido al emparejamiento, ya que la muestra estaba formada por empresas pertenecientes al mismo sector y no presentaban diferencias significativas en cuanto a su tamaño siendo, en su mayor parte, pequeñas.

A pesar de la amplia investigación existente en torno al problema de la insolvencia empresarial, todavía no se ha desarrollado una teoría que sustente los modelos elaborados en su predicción y que explique la presencia de diferentes procesos de fracaso⁽⁵⁾. En relación con la variable dependiente, no se encuentra una definición unánime de fracaso financiero, habiéndose considerado como tal el cese de actividad (Deakin, 1972; Honjo, 2000, y Bechetti y Sierra, 2003), el no cumplir sus compromisos de pago (Beaver, 1966; Marais *et al.*, 1984) o el mantenimiento de pérdidas continuadas (Gilbert *et al.*, 1990; Hill *et al.*, 1996, y Calvo-Flores y García, 2002). Sin duda, y a pesar de que empresas solventes sean llevadas a la quiebra, ésta es, junto con la suspensión de pagos, la variable más utilizada (Altman, 1968; Lincoln, 1984; Mora, 1994a; López *et al.*, 1998; Laffarga y Mora, 1998; McGurr y DeVaney, 1998, y Lennox, 1999, entre otros). La ventaja es que éste es un hecho incuestionable y evita la dificultad de establecer un indicador del riesgo de insolvencia aplicable a la generalidad de las empresas. Esta solución ha sido la empleada en el presente artículo, donde la variable dependiente toma valor 1, en caso de estar en suspensión de pagos o quiebra legal de acuerdo con la Ley Concursal Española vigente en el periodo objeto de estudio, y 0 en la situación contraria.

La ausencia de una teoría también dificulta la elección de las variables independientes, tal y como se deduce de la gran variedad de indicadores utilizados en la literatura al respecto⁽⁶⁾. No obstante, siguiendo a Jones (1987), esta circunstancia «no es necesariamente un impedimento serio para investigar la predicción de la quiebra, siempre y cuando se pueda aplicar una interpretación económica a los modelos resultantes». Así, en este trabajo se ha optado por incluir ratios tomados de los estados financieros que derivan de la lógica económico-financiera de este proceso y que han resultado significativos en otros modelos, y otro tipo de información cualitativa que pudiera avisar de la existencia de problemas financieros en la empresa. La relación de variables independientes y su descripción se contienen en el Anexo I.

A partir de esta lista se procedió a la selección de las variables independientes cuantitativas cuyos valores medios eran significativamente distintos para empresas sanas y quebradas en alguno de los ejercicios estudiados, para lo que se recurrió a test paramétricos y no paramétricos. Con respecto a los primeros se aplicó el análisis de la varianza (ANOVA) ya

(5) Para abundar en los procesos de fracaso puede consultarse, entre otros, Abad *et al.* (2004), Giraux y Wiggings (1984), Laitinen (1991).

(6) Sólo en la revisión que realizan Chen y Shimerda (1981) se encontraron 34 ratios en ocho trabajos, mientras que en la de Hossari y Rahman (2005) se consideraron 48 en un total de 53 estudios.

que, aún siendo conscientes de que las variables consideradas no siguen una distribución normal, el tamaño de la muestra es suficientemente amplio como para que, en base al Teorema Central del Límite, se pueda proceder a su utilización (AECA, 2002). En relación con los segundos, se optó por los tests de Mann-Whitney y de Kolmogorov-Smirnov.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación de los tres tipos de contrastes (Cuadro 2) son coincidentes en la mayoría de las variables. Dado que los resultados del análisis de la varianza son más robustos que los conseguidos mediante la aplicación de los contrastes no paramétricos, se seleccionaron las variables que, en alguno de los ejercicios analizados, presentaban diferencias significativas para las empresas sanas y quebradas mediante la aplicación del test paramétrico. De esta forma, únicamente se excluyeron del estudio seis variables: tasa de variación de ventas, tasa de variación de activo, tasa de variación de recursos generados, nivel de endeudamiento, rotación de derechos e incidencias vs acreedores.

Con el fin de eludir las restricciones que las técnicas estadísticas imponen, desde los años noventa se vienen aplicando otras metodologías en la predicción de la insolvencia como sistemas expertos, redes neuronales, conjuntos borrosos, participaciones iterativas, etc.⁽⁷⁾ Si bien en algunos de ellos se obtienen mejores resultados, no está clara su superioridad respecto a los métodos estadísticos, que continúan dando porcentajes de acierto satisfactorios. De esta forma, el método aplicado en este trabajo ha sido la regresión logística, siguiendo para el ajuste del modelo el método condicional de introducción por pasos de las variables consideradas⁽⁸⁾.

CUADRO 2
CONTRASTES PARAMÉTRICOS Y NO PARAMÉTRICOS. NIVEL DE SIGNIFICACIÓN

VARIABLES	ANOVA			Mann-Whitney			Kolmogorov-Smirnov		
	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
TASA VARIACIÓN VENTAS	-	n.s	n.s	-	,019	,000	-	,003	,000
TASA VARIACIÓN ACTIVO	-	n.s	n.s	-	n.s	,002	-	,002	,001
TASA VARIACIÓN RECURSOS GENERADOS	-	n.s	n.s	-	,000	,000	-	,000	,000
NIVEL DE ENDEUDAMIENTO	n.s	n.s	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
COMPOSICIÓN DEL ENDEUDAMIENTO	,023	,001	,001	,002	,000	,000	,001	,000	,000
FONDO DE MANIOBRA	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
DISPONIBILIDAD	,000	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
TEST ÁCIDO	,000	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
SOLVENCIA	,000	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
GARANTÍA	,000	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
ROTACIÓN DEL ACTIVO DE EXPLOTACIÓN	n.s	n.s	,000	,001	,000	,000	,000	,000	,000
ROTACIÓN DE EXISTENCIAS	,015	n.s	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
ROTACIÓN DE DERECHOS	n.s	n.s	n.s	n.s	n.s	,000	,007	n.s	,000
RENTABILIDAD ECONÓMICA	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
MARGEN DE EXPLOTACIÓN	,000	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
RENTABILIDAD TOTAL	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000

(Continúa pág. sig.)

(7) Véase, entre otros Cybinski (2001); Román *et al.* (2001); González *et al.* (2001); Laitinen y Kankaanpää (1999), Marais *et al.* (1984); Odom y Sarda (2000); Rahimian *et al.* (2000); Serrano y Martín (1993); Tam y Kiang (2000), y Wilson y Sharda (2000).

(8) El programa utilizado ha sido SPSS 12.0 para Windows.

CUADRO 2 (Cont.)
CONTRASTES PARAMÉTRICOS Y NO PARAMÉTRICOS. NIVEL DE SIGNIFICACIÓN

VARIABLES	ANOVA			Mann-Whitney			Kolmogorov-Smirnov		
	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
RENTABILIDAD FINANCIERA	,020	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
COSTE DEL ENDEUDAMIENTO	,015	,002	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
GASTOS FINANCIEROS vs VENTAS	,000	,000	n.s	,000	,000	,000	,000	,000	,000
PRODUCTIVIDAD	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
INCIDENCIAS vs ACREEDORES	n.s	n.s	n.s	,013	,027	,000	n.s	n.s	n.s
Nº DE ÓRGANOS	,001	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
ANTIGÜEDAD	n.s	,043	n.s	,003	,002	,006	,000	,000	,000

Variable de agrupación: situación de riesgo legal (sana o quebrada); $p \leq 0,05$.
n.s.= variables no significativas.

CUADRO 3
COEFICIENTE DE CORRELACIÓN DE PEARSON BIVARIANTE

VARIABLES	Composición endeudamiento	Fondo de maniobra	Disponibilidad	Test-ácido	Solvencia
Composición del endeudamiento	1,000				
Fondo de maniobra	0,060	1,000			
	0,257				
Disponibilidad	-0,032	0,042	1,000		
	0,539	0,427			
Test-ácido	0,039	0,058	0,991	1,000	
	0,461	0,267	0,000		
Solvencia	0,056	0,067	0,987	0,998	1,000
	0,288	0,200	0,000	0,000	
Garantía	-0,035	0,054	0,991	0,991	0,989
	0,512	0,304	0,000	0,000	0,000
Rotación del activo de explotación	-0,189	0,069	-0,088	-0,086	-0,089
	0,000	0,190	0,094	0,101	0,091
Rotación de existencias	-0,030	0,012	0,056	0,039	-0,008
	0,567	0,827	0,294	0,461	0,881
R. económica de explotación	-0,101	0,213	-0,120*	-0,106*	-0,106*
	0,054	0,000	0,022*	0,042*	0,044*
Margen de explotación	0,005	0,022	0,019	0,024	0,026
	0,927	0,677	0,719	0,647	0,617
Rentabilidad total	-0,030	0,838	0,040	0,047	0,052
	0,564	0,000	0,449	0,375	0,325

(Continúa pág. sig.)

CUADRO 3 (Cont.)
COEFICIENTE DE CORRELACIÓN DE PEARSON BIVARIANTE

VARIABLES	Composición endeudamiento	Fondo de maniobra	Disponibilidad	Test-ácido	Solvencia
Rentabilidad financiera	0,013	0,055	0,009	0,011	0,014
	0,292	0,802	0,872	0,828	0,789
Coste del endeudamiento	-0,023	0,032	0,027	0,029	0,035
	0,660	0,537	0,607	0,578	0,508
Gastos financieros sobre ventas	-0,002	-0,005	-0,032	-0,079	-0,032
	0,969	0,928	0,549	0,131	0,540
Productividad	-0,049	0,053	-0,789	-0,785	-0,779
	0,355	0,319	0,000	0,000	0,000

VARIABLES	Garantía	Rotac. activo explotación	Rotación de Existencias	R. económ. explotación	Margen de explotación
Composición del endeudamiento					
Fondo de maniobra					
Disponibilidad					
Test-ácido					
Solvencia					
Garantía	1,000				
Rotación del activo de explotación	-0,088	1,000			
	0,094				
Rotación de existencias	0,094	0,132*	1,000		
	0,076	0,013*			
R. económica de explotación	-0,104*	0,352	0,094	1,000	
	0,047*	0,000	0,077		
Margen de explotación	0,042	0,078	0,008	0,188	1,000
	0,427	0,140	0,885	0,000	
Rentabilidad total	0,051	0,136	0,048	0,515	0,098
	0,332	0,009	0,368	0,000	0,061
Rentabilidad financiera	0,014	-0,003	0,009	0,122*	0,002
	0,788	0,951	0,866	0,020*	0,976
Coste del endeudamiento	0,023	0,342	-0,017	0,068	0,025
	0,655	0,000	0,756	0,197	0,635
Gastos financieros sobre ventas	-0,044	-0,126	-0,013	-0,057	-0,155
	0,407	0,017	0,807	0,282	0,003
Productividad	-0,773	0,233	0,029	0,501	0,072
	0,000	0,000	0,589	0,000	0,175

(Continúa pág. sig.)

VARIABLES	<i>Economía Total</i>	<i>Rentabilidad financiera</i>	<i>Coste del endeudamiento</i>	<i>Gastos financieros sobre ventas</i>	<i>Productividad</i>
Composición del endeudamiento					
Fondo de maniobra					
Disponibilidad					
Test-ácido					
Solvencia					
Garantía	1,000				
Rotación del activo de explotación					
Rotación de existencias					
R. económica de explotación					
Margen de explotación					
Rentabilidad total					
Rentabilidad financiera	0,186	1,000			
	0,000				
Coste del endeudamiento	0,051	0,018	1,000		
	0,335	0,738			
Gastos financieros sobre ventas	-0,010	0,004	0,180	1,000	
	0,857	0,947	0,001		
Productividad	0,186	0,042	0,067	-0,031	1
	0,000	0,424	0,203	0,552	

* La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Las regresiones logísticas son sensibles a problemas de multicolinealidad de las variables explicativas, por lo que resulta necesario realizar una prueba de asociación para conocer el grado de correlación existente entre las mismas. En este caso, se ha aplicado el coeficiente de correlación de Pearson bivalente, cuyos resultados se muestran en el Cuadro 3. En general, las variables consideradas dos a dos no están correlacionadas, salvo en el caso de la rentabilidad económica de explotación, indicador de especial relevancia en la investigación llevada a cabo y que sí lo está con algunas de las incluidas en el estudio. De esta forma, se plantea la disyuntiva de su eliminación o su mantenimiento, pero son diversas las razones que justifican la elección de la segunda alternativa. En primer lugar, el hecho de filtrar las variables cuya información es redundante, incluyendo en los modelos únicamente los ratios completamente independientes, supondría perder el contenido informati-

vo que pueda existir en ratios semi-independientes (Benishay, 1971). Por otra parte, como señalan Chica Olmo, J. y Frias Jamilena, D.M. (2000: 262), «eliminar aquellas variables más colineales con el resto, es solución fácil, pero arriesgada, ya que existe la posibilidad de incurrir en un error de especificación». Además, la multicolinealidad no supone un problema si su presencia es similar en todas las posibles muestras ya que, únicamente en caso contrario, se presenta un problema como consecuencia de que los resultados dependerán de la muestra elegida para obtener la función discriminante (Sharma, 1996: 272-273).

Así, aunque el problema de la multicolinealidad se presenta en numerosos estudios, sus autores no han renunciado a la aplicación de las técnicas de análisis multivariantes, teniendo en cuenta que, siguiendo a Lev (1978), «no debe sobre estimarse el efecto de la multicolinealidad, ya que la cuestión más importante para el analista deberá ser si un ratio contribuye o no a la explicación de la variable dependiente. En el caso de una contribución positiva merecerá la pena, en general, y aún a pesar de la multicolinealidad, incorporar la variable del modelo, pues de esta forma se aumentará el poder predictivo, que es el principal objetivo del analista» (tomado de Mora, 1994b: 208).

Una vez descritos los elementos necesarios para el desarrollo de los modelos procede explicar cómo se ha llevado a cabo la investigación. El primer paso ha sido la obtención de 3 modelos que se corresponden, respectivamente, con la ocurrencia del fracaso con uno, dos o tres años de antelación, analizando los grados de acierto y las variables que han resultado significativas en cada uno de ellos. Posteriormente se han comparado los modelos de forma global y empresa a empresa para comprobar si son similares y si conducen a los mismos resultados. Los test de diferencias de proporciones aplicados señalan que los modelos son distintos pero es indiferente la aplicación de uno u otro porque se cometen los mismos errores.

3. RESULTADOS

El primer paso para llevar a cabo el análisis de los resultados obtenidos debe referirse a la evaluación de la idoneidad de los modelos seleccionados, basado en el contraste de hipótesis mediante estadísticos, valores que pueden observarse en las Tablas 1, 5 y 9 del Anexo II. Así, el test de significación global de los coeficientes presenta, para todas las funciones, un nivel de significación de 0.0000, lo que hace rechazar la hipótesis nula, esto es, los modelos no ajustan bien sólo con el término independiente, o bien, que los coeficientes de las variables obtenidas a través de los ellos son distintos de cero. Por otra parte, para evaluar la bondad de los ajustes de cada uno de los modelos alcanzados se aplica el test de Hosmer y Lemeshow, siendo el valor del estadístico significativo en todos ellos. Esto supone que no se puede rechazar, en ningún caso, la hipótesis nula, deduciéndose que los modelos seleccionados ajustan bien los datos.

En los tres modelos obtenidos (Cuadro 4 y Tablas 3, 7 y 11 del Anexo II) las funciones están integradas por variables relacionadas con la rentabilidad y la liquidez de la empresa, lo que suele ser común en los estudios de este tipo realizados con anterioridad (Hossari y Rahman, 2005; Mora, 1994 a y b; Laffarga y Mora, 1998; Dimitras *et al.*, 1996).

En el modelo correspondiente a tres años antes de la quiebra (t-3), se incluyen dos variables de naturaleza financiera (fondo de maniobra y garantía) y otras dos de perfil económico (rentabilidad económica de explotación y coste del endeudamiento). La garantía es la

variable que mayor coeficiente presenta, ofreciendo mayor seguridad aquellas PYMES que presentan mayores valores, lo que coincide con los resultados obtenidos por Becchetti y Sierra (2003), Lawrence y Bear (1986), Fulmer *et al.* (1984), Dambolena y Khovry (1980), Zavgren (1985), entre otros. La segunda variable en importancia es el fondo de maniobra, siendo su signo el esperado, ya que cuanto mayor sea su valor menor es la probabilidad de riesgo de quiebra legal (Becchetti y Sierra, 2003; Keasey y McGuinness, 1990; Olhson, 1981; Peel y Peel, 1987).

CUADRO 4
VARIABLES SIGNIFICATIVAS PARA CADA MODELO

	1998 (t-3)	1999 (t-2)	2000 (t-1)
Disponibilidad		-5.165	
Fondo de maniobra	-1.518		
Test-Ácido		-1.382	
Garantía	-2.452	-1.547	-1.432
Composición endeudamiento		1.706	
Rentabilidad económica de explotación	-0.145	-0.120	-0.167
Coste endeudamiento	0.200	0.157	0.139
Número de órganos	0.059		

Con respecto a las variables económicas, y como también obtienen Ferrando y Blanco (1998) en su estudio sobre PYMES industriales, a medida que aumente el coste del endeudamiento mayor será la probabilidad de insolvencia, ya que se reducirá la capacidad de obtener recursos para atender a la devolución de la financiación ajena y disminuirá el efecto apalancamiento financiero, con la consiguiente repercusión en el rendimiento de los fondos propios. Además, en la función se incluye la rentabilidad económica de la explotación, de modo que cuanto mayor es el rendimiento obtenido a través del desarrollo de las actividades típicas menor es la propensión a la insolvencia (Deakin, 1972; Altman y Lorsch, 1976; Lincoln, 1984; Ferrando y Blanco, 1998). Finalmente, la probabilidad de insolvencia viene condicionada por el número de órganos sociales activos, de forma que, al contrario de lo que cabría esperar, en la pequeña y mediana industria cuanto mayor es la descentralización en la toma de decisiones más elevado es el riesgo de quiebra legal. En cualquier caso, el peso de esta variable es irrelevante en comparación con las anteriores.

El modelo para dos años antes de la quiebra (t-2) está integrado por seis variables, cuatro de naturaleza financiera y dos económicas. La variable disponibilidad es la que mayor coeficiente presenta, siendo su signo el esperado, ya que cuanto mayor sea la tesorería en relación con el endeudamiento menor es la probabilidad de riesgo de quiebra legal. Similares resultados consiguen, entre otros, Román *et al.* (2001), Lizárraga (1997), López García *et al.* (1998), Gallego *et al.* (1997), Lawrence y Bear (1986). Dos años antes del suceso de insolvencia la composición del endeudamiento constituye la segunda variable en orden de importancia. Su signo positivo pone de manifiesto que cuanto mayor es la financiación ajena con vencimiento a largo plazo con respecto a la que vence en menos de un ejercicio económico, las empresas están más próximas a tener problemas de tipo financiero. Esto po-

dría justificarse por el hecho de que las empresas con dificultades de solvencia tienden a renegociar las deudas con el objetivo de ampliar el horizonte temporal de su devolución (Foreman, 2003; Román *et al.*, 2001; Peel y Peel, 1987). Nuevamente la variable garantía es significativa, figurando con el signo esperado para la predicción del riesgo de insolvencia. Por su parte, el indicador financiero con menor peso en la función es el test-ácido, que al presentar un signo negativo pone de manifiesto que un aumento en la proporción de activos circulantes financieros con respecto al endeudamiento a corto plazo afecta positivamente a la solvencia empresarial. Las variables de tipo económico coinciden con las obtenidas en el modelo analizado anteriormente, si bien presentan un peso ligeramente inferior.

En el modelo conseguido para un año antes de la quiebra legal (t-1) se incluyen sólo tres variables, probablemente por la mayor nitidez en las señales de alerta. Una de ellas, la garantía, de tipo financiero, es la que mayor peso ostenta, siendo las dos magnitudes de corte económico, la rentabilidad económica de explotación y el coste del endeudamiento.

La comparación entre las funciones obtenidas permite apreciar que, en general, los tres modelos presentan rasgos similares. En este sentido, cabe decir que en todos ellos se incluyen las variables garantía, rentabilidad económica de explotación y coste del endeudamiento, lo que puede ser una señal clara de que el endeudamiento es la principal causa de la insolvencia empresarial. Además, también es un factor clave el rendimiento que la empresa obtiene de su actividad típica, medido a través de la rentabilidad económica de explotación. La ausencia de la rentabilidad económica total en los tres modelos analizados puede justificarse porque, ante problemas de tipo financiero, algunas empresas suelen recurrir a la obtención de ingresos extraordinarios a través de la enajenación de inversiones, lo que aproxima el valor del rendimiento de los activos en las empresas sanas y próximas al fracaso.

Similares resultados obtienen Becchetti y Sierra (2003), quienes elaboran tres modelos (tres, dos y un año antes de la quiebra) para tres periodos distintos, encontrando que la garantía y la rentabilidad económica de explotación se repiten en los tres modelos, pero para un solo periodo. En cambio, el coste del endeudamiento (calculado como los gastos financieros sobre el valor añadido) aparece en seis de los nueve casos estudiados, convirtiéndose en la variable más estable y, con ello, en la más significativa. El grado de endeudamiento y su coste también resultan variables significativas para dos años y un año antes de la quiebra en el trabajo de Ferrando y Blanco (1998).

CUADRO 5
COMPARACIÓN DEL GRADO DE ERROR DE LOS MODELOS

Modelo	MUESTRA DE ESTIMACIÓN			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	Error Tipo I %	Error Tipo II %	Error Total %	Error Tipo I %	Error Tipo II %	Error Total %
t-1	14,8	16,1	15,5	5,8	22,4	16,8
t-2	9,4	17,3	13,3	14,7	25,7	22,0
t-3	12,8	20,0	16,5	22,6	20,8	21,4

Los resultados obtenidos en estudios previos muestran que el grado de acierto de los modelos aumenta conforme se acerca el momento del suceso (Dambolena y Khoury, 1980; Keasey y McGuinness, 1990; Lennox, 1999; Ward y Foster, 1997; Dimitras *et al.*, 1996), cir-

cunstancia que no se produce en este caso (Cuadro 5). Así, las menores tasas de error son las correspondientes a dos años antes de la quiebra con la muestra de estimación. No obstante, se produce la situación contraria con la muestra de validación, al igual que ocurre con los resultados alcanzados por Ferrando y Blanco (1998) y López *et al.* (1998) para los modelos elaborados con variables financieras. Además, este modelo es el que permite obtener los mejores porcentajes de clasificación de las empresas quebradas, cometiendo un error tipo I del 9,4%.

Puede decirse que el mejor modelo es el conseguido para dos años antes de la quiebra, tanto porque incluye un mayor número de variables, lo que desde un punto de vista técnico es más adecuado al distribuirse el peso de las señales de alerta, como por el grado de acierto obtenido en la clasificación global. Si bien cabría esperar que un año antes del suceso de insolvencia legal el modelo fuera mejor, el hecho de que esto no sea así podría responder a que la tendencia de las empresas a enmascarar su situación de insolvencia inminente haga que el valor de los indicadores aparente una situación próxima a la de las empresas sanas, por lo que se identificarían en un grupo erróneo, aumentando el error tipo I y, con ello, disminuyendo la bondad en el ajuste de la función.

Por lo que respecta a la clasificación de pertenencia, contenida en las tablas 2, 6 y 10 del Anexo II, se observa que los peores resultados se obtienen tres años antes de la quiebra, cuando las empresas sanas se clasifican correctamente en un 80,00% de los casos y las quebradas en un 87,20%, resultando un porcentaje de clasificación global del 83,50%. Si la predicción se realiza a dos años del suceso los resultados mejoran significativamente, tanto en lo que respecta a la clasificación de empresas sanas como quebradas, situándose el porcentaje global de acierto en el 86,70%. Finalmente, la clasificación a un año de la quiebra sigue mejorando para el caso de las empresas sanas, llegando a cifrarse el porcentaje de acierto en el 83,9%, pero empeora drásticamente para las quebradas que se clasifican correctamente en el 85,20% de los casos.

Los resultados obtenidos permiten concluir que, en general, la clasificación de pertenencia de los modelos de predicción de insolvencia es aceptable a tres, dos y un año antes de la quiebra. No obstante, mientras que en las empresas sanas la clasificación mejora cuanto menor es el tiempo considerado (o el tiempo que transcurrirá hasta la quiebra), en las empresas quebradas los mejores resultados se obtienen dos años antes del suceso, probablemente porque las señales de alerta son más nítidas en ese ejercicio que en el inmediatamente anterior cuando la situación inminente de insolvencia se intenta ocultar mediante acciones que suponen una mejora aparente en los valores de las variables consideradas.

El porcentaje de acierto en la muestra de validación, para tres y dos años antes de la quiebra (Anexo II, tablas 4 y 8) se encuentra en torno al 78% y mejora de forma significativa un año antes (Anexo II, Tabla 12), cuando se sitúa en el 83,22%, resultados que son coincidentes con los de Ferrando y Blanco (1998), López *et al.* (1998), Ward y Foster (1997).

En este punto de la investigación se han obtenido tres modelos distintos para predecir con cierta antelación el riesgo de insolvencia. El problema ahora es determinar cuál de ellos procede aplicar en un momento concreto, ya que no se puede saber de antemano cuál es la distancia temporal a la quiebra, es decir, si la insolvencia se producirá dentro de uno, dos o tres años. Ante esta imposibilidad, se procede a comprobar si existen diferencias significativas en el grado de acierto de las funciones obtenidas ya que, de no haberlas, sería indiferente aplicar uno u otro modelo en cuanto al grado de error cometido. Para ello, se

aplica el test de diferencia de proporciones sobre el grado de error de las distintas funciones obtenidas, mostrándose los resultados obtenidos en el Cuadro 6.

CUADRO 6
TEST DE DIFERENCIA DE PROPORCIONES EN EL GRADO DE ERROR DE LOS MODELOS

Modelos	TIPO DE ERROR		
	Tipo I	Tipo II	Global
t-1 vs t-2	0,0153	0,3367	0,2061
t-1 vs t-3	0,2237	0,0919	0,3603
t-2 vs t-3	0,0798	0,1838	0,1214

p ≤ 0,05.

El análisis de los resultados obtenidos permite detectar que, salvo en las funciones conseguidas para uno y dos ejercicios antes de la quiebra, y únicamente en el error tipo I, no existen diferencias significativas en el grado de acierto de los modelos. Por ello, se puede concluir que, en general, se cometen similares equivocaciones aplicando unas u otras funciones en las muestras empleadas. A continuación se plantea si sería indiferente, o no, seleccionar adecuadamente el modelo a aplicar para la predicción del riesgo de insolvencia, es decir, cuál sería el error que se cometería si se empleara el modelo de clasificación para un año antes del suceso a los datos de dos o tres años antes de la quiebra. Si no se producen diferencias significativas en los errores, supondría que sería indiferente el año en el que se va a producir la insolvencia y, por tanto, sería irrelevante conocer el ejercicio en el que se encuentra la empresa para la que se pretende predecir el riesgo. Esto es, siguiendo con el ejemplo anterior, el modelo obtenido para t-1 serviría para predecir 1, 2 ó 3 años antes del suceso, puesto que los porcentajes de acierto en la clasificación de las empresas no diferirían de forma significativa.

Para comprobar esto último, se cruzan los modelos con las muestras, aplicando el modelo conseguido para un año antes de la quiebra a las muestras de validación de t-2 y t-3 (los porcentajes de error tipo I, tipo II y global se muestran en el Cuadro 7). Comparando, mediante la aplicación de test de diferencia de proporciones, los porcentajes de acierto con los resultantes de la aplicación de los modelos originales para cada uno de esos años, se obtienen los valores que se presentan en el Cuadro 8. A continuación se procede de la misma forma con los otros modelos, aplicando el modelo para dos años antes de la quiebra a las muestras de validación de t-1 y t-3, y, por último, la función para tres años antes del suceso a las muestras de validación de t-1 y t-2. Los porcentajes de error y los test de diferencia de proporciones se contienen en los Cuadros 9 a 12.

CUADRO 7
COMPARACIÓN DEL GRADO DE ERROR DE LOS MODELOS OBTENIDOS EN CADA AÑO CON RESPECTO AL CONSEGUIDO MEDIANTE LA APLICACIÓN DEL MODELO T-1 EN LOS TRES AÑOS

Modelos	MUESTRA DE VALIDACIÓN			MUESTRA DE VALIDACIÓN (t-1 PARA LOS TRES AÑOS)		
	Error Tipo I %	Error Tipo II %	Error Total %	Error Tipo I %	Error Tipo II %	Error Total %
t-2	14,7	25,7	22,0	15,4	25,4	22,0
t-3	22,6	20,8	21,4	22,6	22,4	22,5

CUADRO 8
TEST DE DIFERENCIAS DE PROPORCIONES

<i>Modelos</i>	<i>TIPO DE ERROR</i>		
	<i>Tipo I</i>	<i>Tipo II</i>	<i>Global</i>
t-1 vs t-2	0,4373	0,4629	0,5000
t-1 vs t-3	0,5000	0,3110	0,3452

$p \leq 0,05$.

CUADRO 9
COMPARACIÓN DEL GRADO DE ERROR DE LOS MODELOS OBTENIDOS EN CADA AÑO CON RESPECTO AL CONSEGUIDO MEDIANTE LA APLICACIÓN DEL MODELO t-2 EN LOS TRES AÑOS

<i>Modelos</i>	<i>MUESTRA DE VALIDACIÓN</i>			<i>MUESTRA DE VALIDACIÓN (t-2 PARA LOS TRES AÑOS)</i>		
	<i>Error Tipo I %</i>	<i>Error Tipo II %</i>	<i>Error Total %</i>	<i>Error Tipo I %</i>	<i>Error Tipo II %</i>	<i>Error Total %</i>
t-1	5,8	22,4	16,8	8,3	20,5	16,3
t-3	22,6	20,8	21,4	19,4	23,4	16,3

CUADRO 10
TEST DE DIFERENCIAS DE PROPORCIONES

<i>Modelos</i>	<i>TIPO DE ERROR</i>		
	<i>Tipo I</i>	<i>Tipo II</i>	<i>Global</i>
t-2 vs t-1	0,3763	0,5516	0,8576
t-2 vs t-3	0,4826	0,4324	0,0501

$p \leq 0,05$.

CUADRO 11
COMPARACIÓN DEL GRADO DE ERROR DE LOS MODELOS OBTENIDOS EN CADA AÑO CON RESPECTO AL CONSEGUIDO MEDIANTE LA APLICACIÓN DEL MODELO t-3 EN LOS TRES AÑOS

<i>Modelos</i>	<i>MUESTRA DE VALIDACIÓN</i>			<i>MUESTRA DE VALIDACIÓN (t-2 PARA LOS TRES AÑOS)</i>		
	<i>Error Tipo I %</i>	<i>Error Tipo II %</i>	<i>Error Total %</i>	<i>Error Tipo I %</i>	<i>Error Tipo II %</i>	<i>Error Total %</i>
t-1	5,8	22,4	16,8	8,3	19,1	15,5
t-2	14,7	25,7	22,0	16,7	21,8	20,0

CUADRO 12
TEST DE DIFERENCIAS DE PROPORCIONES

<i>Modelos</i>	<i>TIPO DE ERROR</i>		
	<i>Tipo I</i>	<i>Tipo II</i>	<i>Global</i>
t-3 vs t-1	0,3748	0,3157	0,5888
t-3 vs t-2	0,6376	0,2510	0,4654

$p \leq 0,05$.

El análisis de los resultados obtenidos permite concluir que, en general, considerando un nivel de significación del 0,05, no se detectan diferencias significativas en el porcentaje de error cometido al aplicar un único modelo a los datos de uno, dos o tres ejercicios antes de la quiebra, o diferentes modelos a cada uno de ellos, lo que corrobora que, en principio, es indiferente el año en el que se encuentre la empresa objeto de estudio a la hora de seleccionar el modelo a aplicar. En este sentido, uno de los problemas con los que tradicionalmente se enfrentan los investigadores y analistas podría verse mitigado, puesto que en base a la conclusión resultante se deduce que la obtención de funciones adaptadas al momento de la quiebra no mejora necesariamente el grado de acierto de los modelos.

Con independencia de que no existan diferencias significativas en el grado de error de los modelos en cuanto al tiempo en el que se produce la quiebra, resulta oportuno comprobar si, de forma individualizada, cada una de las empresas obtendría la misma clasificación mediante la aplicación de los distintos modelos obtenidos, es decir, si además de coincidir el porcentaje global de acierto también coincidiría la consideración que, de cada empresa, hace cada uno de ellos. Así, se aplican los tres modelos a los datos relativos a los ejercicios 1998, 1999 y 2000 de cada una de las empresas que integran la muestra de validación.

CUADRO 13
COMPARACIÓN PORCENTUAL EN EL GRADO DE ACIERTO DE LOS MODELOS

Años	MODELOS COMPARADOS			
	t-3 vs t-2	t-2 vs t-1	t-3 vs t-1	t-3 vs t-2 vs t-1
1998	88,86%	85,59%	89,30%	81,88%
1999	90,17%	87,77%	90,17%	84,06%
2000	88,43%	92,58%	87,99%	84,50%

En el Cuadro 13 se presenta, para cada ejercicio, el porcentaje de coincidencia en la clasificación de las empresas aplicando los diferentes modelos. En primer lugar se comparan los resultados de clasificación para cada dos funciones y, a continuación, para los tres modelos conjuntamente. La interpretación de dichos valores permite corroborar la conclusión anticipada a través del cálculo de los test de diferencias de proporciones, en el sentido de que no se detectan diferencias significativas en el grado de error de los modelos conseguidos, ya que, comparando las tres funciones, coinciden como mínimo el 81,88% de las observaciones, porcentaje de acierto que, en todo caso, se supera mediante la comparación de los modelos dos a dos.

4. CONCLUSIONES

Si bien el fracaso empresarial es un problema profusamente estudiado por los investigadores, todavía es posible profundizar en él, aplicando nuevas herramientas de predicción, teniendo en cuenta variables no financieras que puedan estar relacionadas con la insolvencia o centrando la atención en un conjunto específico y homogéneo de empresas. A pesar de las limitaciones de este estudio, derivadas fundamentalmente de las características de la muestra objeto de análisis, la revisión de la literatura y las técnicas empleadas permiten asegurar que la fiabilidad de los datos utilizados se encuentra en estándares similares a los de trabajos anteriores. En cualquier caso, los resultados obtenidos contribuyen a

enriquecer los conseguidos en investigaciones previas y permiten profundizar en la solución del problema objeto de estudio.

En este trabajo se han obtenido tres funciones logísticas que estiman con tres años, dos años y un año de antelación la probabilidad de que una PYME industrial se vea envuelta en un proceso concursal. Para ello se han considerado indicadores económico-financieros obtenidos de los balances y cuentas de resultados y otras variables cualitativas como el retraso en el depósito de las cuentas anuales, la opinión del informe de auditoría, la forma social, el número de incidencias judiciales, o la participación en otras sociedades, al ser circunstancias que han resultado significativas en otros estudios.

Las variables resultantes han sido casi las mismas en los tres casos, pudiendo decirse que los más claros indicadores de la existencia de riesgo financiero en una empresa industrial son el grado de endeudamiento y el coste de dicha financiación, lo que es coincidente con la evidencia empírica existente. También es significativo el rendimiento que se obtiene de las inversiones destinadas a desarrollar la actividad principal de la empresa. Además, ha resultado relevante el número de órganos sociales, si bien con el signo contrario al inicialmente esperado. Es decir, la existencia de un mayor número de agentes decisores conduce a una mayor propensión a la quiebra.

Relacionando la capacidad predictiva de los modelos con la situación por la que atraviesa la empresa se detecta que en las sanas la clasificación mejora cuanto más próximo se encuentra el momento de la quiebra. En cambio, en las empresas quebradas la situación es la contraria, ya que los mejores resultados se obtienen dos años antes del suceso. Esto puede ser debido a que las dificultades financieras por las que atraviesa la empresa se intentan ocultar mediante acciones que suponen una mejora aparente en los ratios financieros.

La clasificación de pertenencia de los tres modelos es muy satisfactoria, estando los porcentajes obtenidos para la muestra de validación cercanos al 80% para tres y dos años antes de la quiebra, y al 83% para un año antes.

La aplicación de test de diferencias de proporciones al grado de error de las distintas funciones permite concluir que, en general, no existen desviaciones importantes en el porcentaje de error global que se cometería al emplear los modelos en un momento distinto a aquel para el que ha sido desarrollado. Por otra parte, se puede deducir que no resulta necesario conocer la distancia temporal a la quiebra, puesto que los resultados conseguidos mediante la aplicación de cada uno de los modelos a las muestras de validación de cada periodo, permiten concluir que, con independencia del ejercicio de referencia, no existen diferencias significativas en los distintos grados de acierto obtenidos. Esta conclusión se corrobora con el estudio individualizado de las empresas, ya que, como máximo, únicamente el 18% de las que integran la muestra de validación se clasifican de forma diferente según se apliquen unos modelos u otros.

5. BIBLIOGRAFÍA

- ABAD, C.; ARQUERO, J. L., y JIMÉNEZ, S. 2004. Procesos de fracaso empresarial. Identificación y contrastación empírica», *XI Encuentro de Profesores Universitarios de Contabilidad*, Granada.
- AECA. 2002. *Factores Determinantes de la Eficiencia y Rentabilidad de las PYME en España*, Madrid, AECA.

- ALEMANY COSTA, J., y MONLLAU, J. 1997. Disponibilidad y defectos en la presentación de las cuentas anuales en el registro mercantil, *Técnica Contable*, n.º 581, 381-393.
- ALTMAN, E. I. 1968. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of Finance* 33 (4), 589-609.
- 1984. The success of business failure prediction models. An international survey, *Journal of Banking, Accounting and Finance*, 8, 171-198.
- ALTMAN, E. I.; HALDEMAN, R. G., y NARAYANAN, P. 1997. Zeta Analysis, a new model to identify bankruptcy risk of corporations, *Journal of Banking and Finance* 1(June), 29-54.
- ALTMAN, E. I.; HALDEMAN, R. G.; NARAYANAN, P., y LORISCH, B. 1976. A Financial Early Warning System for Over the Counter Broker Deals, *Journal of Accountancy*, December.
- AMAT, O.; GOWTHORPE, C., y PERRAMON, J. 2004. Fiabilidad de la información contable. El caso de las empresas cotizadas, *XI Encuentro de Profesores Universitarios de Contabilidad*, Granada.
- ARNEDO, L., y LIZARRAGA, F. 2004. Señales básicas de manipulación contable en el proceso de fracaso, *Boletín AECA*, n.º 69, oct-dic.
- BEAVER, W. H. 1966. Financial ratios as predictors of failure, *Journal of Accounting Research* 5 (supplement), 123-127.
- BECCHETTI, L., y SIERRA, J. 2003. Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms, *Journal of Banking and Finance* 27: 2.099-2.120.
- BENISHAY, H. 1971. Economic Information in Financial Ratio Analysis, *Accounting and Business Research*, Spring, 174-179.
- BHARGAVA, M., DUBELAAR, C., y SCOTT, T. 1998. Predicting bankruptcy in the retail sector: an examination of the validity of key measures of performance, *Journal of Retailing and Consumer Services* 5 (2), 105-117.
- CALVO-FLORES, A.; GARCÍA, D. 2002. Relación entre la posición económica y financiera de la empresa y los estados de fracaso empresarial, *La gestión del riesgo de crédito*, Madrid, AECA.
- CALVO-FLORES, A.; GARCÍA, D., y ARQUÉS, A. 2000. *Decisiones financieras y fracaso empresarial*, AECA, Madrid, 161-194.
- CHEN, K. H., y SHIMERDA, T. A. 1981. An empirical analysis of useful financial ratios, *Financial Management* 10(1), 51-60.
- CHICA OLMO, J., y FRIAS JAMILENA, D. 2000. Regresión Lineal, en: LUQUE MARTÍNEZ, T. (Coordinador): *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados*, Madrid, Pirámide, 247-280.
- CYBINSKI, P. 2001. Description, Explanation, Prediction-the Evolution of Bankruptcy Studies?, *Managerial Finance* 27 (4), 29-44.
- DAMBOLENA, I. G., y KHOURY, S. J. 1980. Ratio Stability and Corporate Failure, *Journal of Finance* 35, September, 1.017-1.026.
- DEAKIN, D. 1972. A discriminant analysis as predictor of business failure, *Journal of Accounting Research*, Spring, 167-179.
- DIMITRAS, A. I.; SLOWINSKI, R.; SUSMAGA, R., y ZOPOUNIDIS, C. 1999. Business failure prediction using rough sets, *European Journal of Operational Research* 114, 263-280.
- DIMITRAS, A. I.; SLOWINSKI, R.; SUSMAGA, R.; ZOPOUNIDIS, C., ZANAKIS, S. H., y ZOPOUNIDIS, C. 1996. A survey of business failure with an emphasis on prediction methods and industrial applications, *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.
- EDMISTER, R. 1972. An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7, March, 1.477-1.493.
- FERRANDO, M., y BLANCO, F. 1998. La previsión del fracaso empresarial en la Comunidad Valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27 (95), 499-540.

FITZPATRICK, P. 1932. A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies, *The Accountants Publishing Company*.

FOREMAN, R. D. 2003. A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry, *Journal of Economics and Business*, 55, 135-166.

FULMER, J. G.; MOON, J. E.; GAVIN, T. A., y ERWIN, J. M. 1984. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms, *Journal of Commercial Bank Lending*, July, 25-37.

GALLEGO, A. M., y GÓMEZ, J. C. 2002. *Efectos marginales en la metodología Multilogic: interpretación y contrastación empírica en los modelos de insolvencia*. En: *La gestión del riesgo de crédito*, AECA, Madrid., 253:288.

GALLEGO, A. M.; GÓMEZ, J. C., y YAÑEZ, L. 1997. Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras, *Actualidad Financiera*, mayo, 3-14.

GILBERT, L. R.; MENON, K., y SCHWARTX, K. B. 1990. Predicting Bankruptcy for firms in financial distress, *Journal of Business Finance and Accounting*, 17(1), 161-171.

GIROUX, G., y WIGGINS, C. E. 1984. An events Approach to Corporate Bankruptcy, *Journal of Bank Research*, Autumn, 179-187.

GONZÁLEZ, A.; CORREA, A., y BLÁZQUEZ, J. A. 2001. Perfil del fracaso empresarial para una muestra de Pequeñas y Medianas Empresas, *XI Congreso de la Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA)*, Madrid, septiembre.

HILL, N. T.; PERRY, S. E., y ANDES, S. 1996. Evaluating firms in financial distress: an event history analysis, *Journal of Applied Business Research*, 13 (13), 60-71.

HONJO, Y. 2000. Business failure of new firms: an empirical analysis using a multiplicative hazards model, *International Journal of Industrial Organization* 18, 557-574.

HOSSARI, G., y RAHMAN, S. 2005. A Comprehensive Formal Ranking of the Popularity of Financial Ratios in Multivariate Modelling of Corporate Collapse, *Journal of American Academy of Business*, 6 (1), 321-327.

JONES, F. L. 1987. Current Techniques in Bankruptcy Prediction, *Journal of Accounting Literature*, 6, 131-164.

KEASEY, K., y WATSON, R. 1988. The non-submission of accounts and small company financial failure prediction, *Accounting and Business Research*, 19 (73), 47-54.

KEASEY, K.; WATSON, R., y MCGUINES, P. 1990. The failure of UK industrial firms for the period 1976-1984: Logistic analysis and entropy measures, *Journal of Business Finance and Accounting*, 17 (1), 119-135.

LAFFARGA, J.; MARTÍN, J. L., y VÁZQUEZ, M. J. 1985. El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española, *ESIC-MARKET*, 48, abril-junio, 51-73.

LAFFARGA, J.; MARTÍN, J. L.; VÁZQUEZ, M. J., y MORA, A. 1998. Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: un análisis crítico, en: *El riesgo financiero de la empresa*, Madrid, AECA.

LAFFARGA, J.; MARTÍN, J. L.; VÁZQUEZ, M. J., y MORA, A. 2002. La predicción del fracaso empresarial. El estado de la cuestión en España, en: *La gestión del riesgo de crédito*, Madrid: AECA.

LAITINEN, E. K. 1991. Financial Ratios and different Failure Processes, *Journal of Business, Finance and Accounting*, 18 (5), 649-674.

LAITINEN, E. K., y KANKAANPÄÄ, M. 1999. A comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case, *The European Accounting Review* 8 (1), 67-92.

LAWRENCE, E. C., y BEAR, R. M. 1986. Corporate Bankruptcy Prediction and the Impact of Leases, *Journal of Business Finance and Accounting*, Winter, 571-585.

LENNOX, C. 1999. Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches. *Journal of Economics and Business*, 51, 347-364.

- LEV, B. 1978. Análisis de estados financieros: Un nuevo enfoque. Ediciones ESIC, Madrid.
- Lincoln, M. 1984. An Empirical Study of the Usefulness of Accounting Ratios to Describe Levels of Insolvency Risk, *Journal of Banking and Finance*, 321-340.
- LIZARRAGA, F. 1997. Utilidad de la Información Contable en el Proceso de Fracaso: Análisis del Sector Industrial de la Mediana Empresa Española, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 26 (92), 873-915.
- LIZARRAGA, F. 1998. Modelos de previsión del fracaso empresarial: ¿funciona entre nuestras empresas el modelo de Altman de 1968?, *Revista de Contabilidad*, 1 (1), enero-junio, 137-164.
- LIZARRAGA, F. 2002. La utilidad de los modelos de predicción de fracaso en la empresa española a lo largo de la última década, en: *La gestión del riesgo de crédito*, AECA, Madrid.
- LO, A. W. 1986. Logic versus discriminant analysis, *Journal of Econometrics* 31, 151-178.
- LÓPEZ, A.; DE ANDRÉS, J., y RODRÍGUEZ, E. 1997. Omisiones e incoherencias en las cuentas anuales: su influencia en las bases de datos con información contable, *Congreso de AECA*, Salamanca.
- LÓPEZ, J.; GANDÍA, J. L., y MOLINA, R. 1998. La Suspensión de Pagos en las Pymes: una Aproximación Empírica, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27 (94), 71-97.
- MARAI, M.; PATELL, J., y WOLFSON, M. 1984. The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications, *Journal of Accounting Research*, 22(1), 87-118.
- MCDONALD, B., y MORRIS, M. 1984. The Statistical Validity of the Ratio Method in Financial Analysis: An Empirical Examination, *Journal of Business Finance and Accounting*, Spring, 89-97.
- McGURR, P. T., y DDEVANEY, S. A. 1998. Predicting Business Failure of Retail Firms: An Analysis Using Mixed Industry Models, *Journal of Business Research*, 43, 169-176.
- MENSAH, Y. 1984. An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study, *Journal of Accounting Research*, 22 (1), 380-395.
- MORA, A. 1994a. Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 80, 709-732.
- MORA, A. 1994b. Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 78, 203-233.
- ODOM, M. D., y SARDA, R. 2000. Neural networks for bankruptcy prediction: the power to solve financial problems, *Neural Networks in Finance and Investing* (TRIPPI, R. R., and TURBAN, E. Editors), 261-267.
- OHLSON, J. A. 1980. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, Spring, 109-131.
- PEEL, M. J., y PEEL, D. A. 1987. Some further empirical evidence on predicting private company failure, *Accounting and Business Research*, 18 (69), 57-66.
- PEEL, M. J., y PEEL, D. A. 1988. A multilogic approach to predicting corporate failure –Some evidence for the U.K. Corporate sector, *Omega*, Vol. 16, n.º 4, 309-318.
- RAHMINIAN, E.; SINGH, S.; THAMMACHOTE, T., y VIRMANI, R. 2000. Bankruptcy prediction by neural network, en: *Neural Networks in Finance and Investing*, (TRIPPI, R. R., and TURBAN, E., Editors), 175-332. Homewood, ILL.: Irwin.
- RODRÍGUEZ, E. 2002. Caracterización económico-financiera de las Pymes en función de la decisión de reparto de dividendos, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. XXXII, n.º 119, 1.137-1.175.
- 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*, Madrid, septiembre.

SERRANO, C., y MARTÍN, B. 1993. Predicción de la crisis bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 74, 153-176.

SOMOZA, A. 2001. 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, *Papeles de Economía Española*, 89-90, 402-427.

SOMOZA, A. 2002. Modelos de predicción de la insolvencia: la incorporación de otro tipo de variables, en: *La gestión del riesgo de crédito*, Madrid, AECA.

SOMOZA, A., y CALAFELL, J. 2003. Un modelo de predicción de la insolvencia empresarial basado en variables financieras. Su aplicación al caso textil catalán (1994-1997), *Revista de Contabilidad*, 11, 173-191.

SHARMA, S. 1996. *Applied multivariate techniques*, New York: John Wiley & Sons.

*STRATIS, G., y POWERX, T. 2001. The impact of multiple strategic marketing processes on financial performance, *Journal of Strategic Marketing*, 9, 165-191.

*TAM, K. Y., y KIANG, M. Y. 2000. Predicting bank failures: a neural network approach, *Neural Networks in Finance and Investing* (TRIPPI, R. R., and TURBAN, E. Editors), 267-301, Homewood, ILL.: Irwin.

WARD, T. J., y FOSTER, B. P. 1997. A note on selecting a response measure or financial distress, *Journal of Business, Finance and Accounting*, 24 (6), 869-879.

WHITTRED, G. P., y ZIMMER, I. 1984. Timeliness of financial reporting and financial distress, *Accounting Review* 59(2), 287-295.

WILSON, R. L., y SHARDA, R. 2000. Bankruptcy Prediction Using Neural Networks, *Neural Networks in Finance and Investing*, en (Trippi, R. R., and Turban, E., Editors), 367-394, Homewood, ILL.: Irwin.

WINAKOR, A., y SMITH, R. 1935. Changes in Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations, *Bulletin*, n.º 51, University of Illinois, Bureau of Business Research: Urbana, Illinois.

ZAVGREN, C. 1985. Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis, *Journal of Business Finance and Accounting*, 12 (1), 19-45.

ZMLJEWSKI, M. 1984. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, *Journal of Accounting Research*, supplement, 59-86.

ANEXO I. RELACIÓN DE VARIABLES INDEPENDIENTES

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Tasa variación ventas	
Tasa variación activo	
Tasa variación recursos generados	Variación del ratio Recursos Generados/Exigible
Tasa variación gastos financieros	
Nivel de endeudamiento	Exigible / No exigible
Composición del endeudamiento	Acreeedores l/p / Acreeedores c/p
Fondo de maniobra	Fondo maniobra / Activo total
Disponibilidad	Tesorería / Acreeedores c/p
Test Acido	(Tesorería + Inversiones financieras temporales Derechos cobro) / Acreeedores c/p
Solvencia	Activo circulante /Acreeedores c/p
Garantía	Activo total /Exigible
Rotación del activo de explotación	Ingresos explotación/Activo explotación medio
Rotación existencias	Coste de ventas /Existencias medias
Rotación de derechos de cobro	Ventas/Derechos de cobro medios
Rentabilidad económica de explotación	Margen explotación/ Activo explotación medio
Margen de explotación	Margen explotación/Ingresos explotación
Rentabilidad económica total	RAIT / Activo medio
Rentabilidad financiera	Beneficio Neto /Fondos propios medios
Coste del endeudamiento	Gastos financieros /Exigible
Gastos financieros/Ventas	
Productividad	Valor añadido / Gastos personal
Incidencias/ A creedores	Importe total de incidencias / Importe total acreedores
Antigüedad	N.º años desde su constitución
Número de órganos	N.º órganos sociales activos
Retraso depósito	Más de 1 año (1) / Menos de 1 año (0)
Audita o no	SI (1) /NO (0)
Opinión auditoria	Sin opinión o desconocida (0) / Favorable (1)/ Salvedades (2) / Denegada (3)
Tamaño	Según criterio de la Central de Balances del Banco España Pequeña o desconocida (1) / Mediana (2) / Grande (3)

ANEXO II

TABLA 1
BONDAD DEL AJUSTE t-3 (AÑO 1998)

<i>ESTADÍSTICO</i>	<i>CHI-CUADRADO</i>	<i>GL</i>	<i>SIG.</i>	H_0	<i>RESULTADO</i>
Test de significación global de los coeficientes	225.222	5	0,000	El modelo sólo con el término independiente ajusta bien los datos	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3.732	8	0,880	El modelo ajusta bien los datos	No se puede rechazar

TABLA 2
CLASIFICACIÓN DE PERTENENCIA t-3 (AÑO 1998)

<i>VALORES OBSERVADOS</i>	<i>VALORES PRONOSTICADOS</i>		<i>PORCENTAJE DE ACIERTOS</i>
	<i>Sanas (S)</i>	<i>Quebradas (Q)</i>	
Sanas (S)	140	35	80,00%
Quebradas (Q)	21	143	87,20%
Total			83,50%

TABLA 3
MODELO FINAL AJUSTADO t-3 (AÑO 1998)

<i>VARIABLE</i>	<i>B</i>	<i>SE</i>	<i>WALD</i>	<i>GL</i>	<i>SIG.</i>
Fondo de maniobra	-1,518	0,768	3,906	1	0,048
Garantía	-2,452	0,400	37,58	1	0,000
Rentabilidad económica de Explotación	-0,145	0,028	26,289	1	0,000
Coste Del Endeudamiento	0,200	0,042	22,366	1	0,000
Numero de Órganos	0,059	0,028	4,385	1	0,036
Constante	3,565	0,633	31,697	1	0,000

TABLA 4
PORCENTAJE DE ACIERTO EN LA MUESTRA DE VALIDACIÓN t-3 (AÑO 1998)

<i>N.º DE EMPRESAS</i>	<i>PORCENTAJE DE ACIERTO</i>
458	78,60%

TABLA 5
BONDAD DEL AJUSTE t-2 (AÑO 1999)

<i>ESTADÍSTICO</i>	<i>CHI-CUADRADO</i>	<i>GL</i>	<i>SIG.</i>	H_0	<i>RESULTADO</i>
Test de significación global de los coeficientes	268.379	6	0,000	El modelo sólo con el término independiente ajusta bien los datos	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	8.754	8	0,363	El modelo ajusta bien los datos	No se puede rechazar

TABLA 6
CLASIFICACIÓN DE PERTENENCIA t-2 (AÑO 1999)

VALORES OBSERVADOS	VALORES PRONOSTICADOS		PORCENTAJE DE ACIERTOS
	Sanas (S)	Quebradas (Q)	
Sanas (S)	139	29	82,70%
Quebradas (Q)	16	154	90,60%
Total			86,70%

TABLA 7
MODELO FINAL AJUSTADO t-2 (AÑO 1999)

VARIABLE	B	SE	WALD	GL	SIG.
Composición del endeudamiento	1,706	0,385	19,652	1	0,000
Disponibilidad	-5,165	1,644	9,867	1	0,002
Test-Ácido	-1,382	0,553	6,249	1	0,012
Garantía	-1,547	0,432	12,849	1	0,000
Rentabilidad económica de explotación	-0,120	0,022	28,281	1	0,000
Coste del endeudamiento	0,157	0,039	16,234	1	0,000
Constante	3,915	0,647	36,596	1	0,000

TABLA 8
PORCENTAJE DE ACIERTO EN LA MUESTRA DE VALIDACIÓN t-2 (AÑO 1999)

N.º DE EMPRESAS	PORCENTAJE DE ACIERTO
459	78,00%

TABLA 9
BONDAD DEL AJUSTE t-1 (AÑO 2000)

ESTADÍSTICO	CHI-CUADRADO	GL	SIG.	H_0	RESULTADO
Test de significación global de los coeficientes	239,448	3	0,000	El modelo sólo con el término independiente ajusta bien los datos	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	9,107	8	3,333	El modelo ajusta bien los datos	No se puede rechazar

TABLA 10
CLASIFICACIÓN DE PERTENENCIA t-1 (AÑO 2000)

VALORES OBSERVADOS	VALORES PRONOSTICADOS		PORCENTAJE DE ACIERTOS
	Sanas (S)	Quebradas (Q)	
Sanas (S)	151	29	83,90%
Quebradas (Q)	25	144	85,20%
Total			84,50%

TABLA 11
MODELO FINAL AJUSTADO t-1 (Año 2000)

<i>VARIABLE</i>	<i>B</i>	<i>SE</i>	<i>WALD</i>	<i>GL</i>	<i>Sig.</i>
Garantía	-1,432	0,272	27,706	1	0,000
Rentabilidad Económica de explotación	-0,167	0,026	41,627	1	0,000
Coste del endeudamiento	0,139	0,036	15,229	1	0,000
Constante	2,728	0,482	32,043	1	0,000

TABLA 12
PORCENTAJE DE ACIERTO EN LA MUESTRA DE VALIDACIÓN t-1 (Año 2000)

<i>N.º DE EMPRESAS</i>	<i>PORCENTAJE DE ACIERTO</i>
459	83,22%