

Análisis descriptivo de los procesos de fracaso empresarial en microempresas mediante técnicas multivariantes¹

José Pozuelo Campillo • Gregorio Labatut Serer • Ernesto Veres Ferrer
Universitat de València

RECIBIDO: 27 de septiembre de 2008

ACEPTADO: 21 de junio de 2009

Resumen: En este trabajo se lleva a cabo un proceso de modelización sobre una muestra formada por 176 microempresas de diversos sectores productivos, que culmina con la propuesta de cinco modelos de predicción de insolvencia empresarial basados en la técnica de regresión logística. Con estos modelos, donde resultan claves los indicadores de rentabilidad y endeudamiento, se alcanzan altos porcentajes de clasificación para cada uno de los cinco años previos a la fecha del fracaso. Este estudio aporta evidencia empírica adicional a este campo de investigación y constata la utilidad de la información financiera que ofrece el segmento de empresas analizado para predecir e identificar la posibilidad de que entren en procesos de fracaso empresarial.

Palabras clave: Fracaso empresarial / Insolvencia / Predicción / Ratios / Microempresas / Logit.

Descriptive Analysis of Failure Processes in Microenterprises Through Multivariate Techniques

Abstract: This study proposes five models based on the technique of logistic regression for the prediction of bankruptcy designed from a sample of 176 microenterprises collected from several productions areas. The financial ratios profitability and debt are the most important. The classification obtained with these models is significant for each of the five years before the date of the business failure. This study adds empirical evidence to this investigation field, the financial information provided by this range of enterprises is useful to predict business failure.

Key Words: Business failure / Bankruptcy / Prediction / Financial ratios / Micro business / Logit.

INTRODUCCIÓN

La línea de investigación iniciada por Beaver (1966) y Altman (1968) en la segunda mitad de los años sesenta se ha visto enriquecida en las últimas décadas por numerosas aportaciones de diferentes autores con nuevos enfoques que han contribuido a mejorar los resultados de los modelos, ya sea por los diseños muestrales, la ampliación del horizonte temporal de análisis, la consideración de espacios sectoriales y geográficos determinados, la selección de las variables o la aplicación de herramientas estadísticas e informáticas más robustas, lo que ha supuesto que el interés por los modelos propuestos no se limite únicamente al ámbito investigador y haya trascendido a los distintos agentes económicos relacionados con la empresa, pasando a ser considerados como un instrumento de gran eficacia y apoyo en el proceso de toma de decisiones. En cualquier caso, estas aportaciones han supuesto el fortalecimiento y desarrollo de las bases del marco conceptual que sustenta una teoría general sobre el fracaso empresarial.

Con el estudio que hemos realizado, además de aportar evidencia empírica adicional en este campo de investigación, pretendemos constatar

la utilidad de la información financiera ofrecida por el tipo de empresas que son objeto de análisis, desarrollando modelos que permitan predecir acontecimientos futuros, en especial la posibilidad de que la empresa sufra procesos de degeneración financiera que la conduzcan al fracaso y, en algunos casos, a su posterior desaparición. Para alcanzar este fin llevaremos a cabo diversos análisis estadísticos sobre una muestra de datos financieros de pequeñas empresas y microempresas pertenecientes a varios sectores productivos. Intentaremos, asimismo, evaluar si su información contable es útil con fines descriptivos y predictivos, estudiando si es acertado su empleo sin cuestionarse su fiabilidad.

El trabajo ha sido estructurado de la siguiente forma. Comenzamos con un breve repaso de la evolución histórica de los estudios de predicción de fracaso empresarial; después estableceremos la definición de fracaso empresarial como variable dependiente y las variables explicativas utilizadas en el estudio; a continuación confeccionaremos una base de datos integrada por empresas cuyos registros cumplan las especificaciones exigidas por los objetivos del trabajo, a la que aplicaremos las técnicas de análisis y herramien-

tas estadísticas que nos permitirán presentar y diseñar los diferentes modelos; y, finalmente, en los dos últimos apartados se exponen los resultados obtenidos por los modelos propuestos y unas consideraciones generales sobre el trabajo desarrollado.

ANTECEDENTES HISTÓRICOS

Los primeros estudios² con rigor estadístico se realizaron en el marco del análisis univariante, destacando los trabajos de Beaver (1966, 1968) en los que se evalúa la capacidad predictiva de una serie de ratios clave, proponiendo unos puntos de corte que permiten clasificar una empresa en sana o quebrada dependiendo de los valores alcanzados por la ratio en cuestión.

Con objeto de superar las limitaciones de la información suministrada por las ratios consideradas aisladamente, el enfoque univariante será pronto abandonado y sustituido paulatinamente por técnicas más sofisticadas capaces de captar la estructura multidimensional de las firmas, centrándose la atención de los investigadores, en primer lugar, en el análisis multivariante, imponiéndose los trabajos basados en el Análisis Discriminante Múltiple (AMD). Destacan los modelos pioneros de Altman (1968), a los que siguieron con notables mejoras los propuestos por Deakin (1972); Edmister (1972); Sinkey (1975); Altman, Haldeman y Narayanan (1977); y Taffler (1983). Con estos trabajos se alcanzaron buenos resultados de clasificación con pequeños errores de clasificación, aunque las restricciones estadísticas a la que esta sujeta esta metodología (independencia y normalidad de las variables e igualdad de las matrices de varianza-covarianza) desvirtuaban en gran medida los resultados, rebajando su grado de fiabilidad.

Estas razones estimularon a los investigadores para buscar otras técnicas menos estrictas en los requerimientos estadísticos, centrándose su atención en los modelos de probabilidad condicional, destacando la técnica logit, que permite obtener la probabilidad de fracaso de una empresa condicionada a un conjunto de restricciones o atributos. Los trabajos fundamentales realizados bajo este enfoque, aparte de los pioneros de Martin (1977) y Ohlson (1980), son los de Casey y

Bartczak (1985), Keasey *et al.* (1990) y Platt y Platt (1991). Comparando los resultados obtenidos con la aplicación de esta nueva técnica con el AMD, ciertos autores, como Lo (1986), concluyen con la similitud de resultados obtenidos. Otros, como Lennox (1999), otorgan mayor eficacia a la técnica logit, aunque lo evidente es que la ausencia de requerimientos estadísticos del AMD y la posibilidad de incorporar variables categóricas ha supuesto su proliferación a partir de la década de los años ochenta.

Otra técnica estadística aplicada a este ámbito, aunque mucho menos extendida, ha sido el algoritmo de particiones iterativas o recursivas. La técnica consiste en introducir el análisis univariante en un proceso multivariante, evitando las restricciones del análisis discriminante. No obstante, el proceso de introducción de variables –un tanto arbitrario– y la complejidad en la estimación de la probabilidad del suceso constituyen las razones de la escasa divulgación de esta metodología en el campo de la investigación empírica. Destacan las aportaciones de Marais *et al.* (1984) y Frydman *et al.* (1985).

En los últimos años la literatura sobre el fracaso empresarial se ha fortalecido con la incorporación de técnicas de inteligencia artificial, con las que en algunos casos se han superado los resultados obtenidos con los métodos estadísticos y econométricos.

Destaca el uso de redes neuronales artificiales donde sobresalen, aparte del trabajo pionero de Serrano y Martín (1993), las aportaciones de Tam y Kiang (2000), Wilson y Sharda (2000) y Rahminian *et al.* (2000). En todos estos estudios los resultados obtenidos por la red neuronal superan al resto de técnicas estadísticas.

Recientemente algunos autores han incorporado a sus investigaciones la metodología de los conjuntos aproximados –*Rough Sets* en terminología anglosajona–, que proporciona un grupo de reglas de decisión de fácil interpretación obtenidas de un conjunto de casos reales objeto de estudio. Sobresale el estudio de McKee (2000). Estas técnicas han demostrado una capacidad predictiva elevada, superando incluso los pronósticos realizados por personal experto, pero tienen la desventaja de que pueden ser poco manejables y en algunos casos hasta difíciles de interpretar.

Desde principios de esta década están viendo la luz numerosos trabajos que incorporan otras técnicas procedentes del aprendizaje automático que, combinando una gran cantidad de clasificadores sencillos, consiguen un elevado grado de precisión en la clasificación. Nos referimos al *Adaboost*, una técnica cuya eficiencia ha sido probada en diversos campos de investigación, aunque todavía es desconocida en el ámbito económico-empresarial. Destacan los trabajos de Bauer y Kohavi (1999), Charalambous *et al.* (2000), Friedman *et al.* (2000), Ravi Kumar y Ravi (2007), Schapire (2002) y Alfaro *et al.* (2008).

Por otra parte, al revisar la literatura financiera sobre el fracaso empresarial en nuestro país, advertimos que tradicionalmente la mayoría de las investigaciones se han centrado en aquellos sectores formados por empresas de gran dimensión, que normalmente cotizan en bolsa, y en aquellos que cuentan con regulaciones específicas, por ofrecer ambos un tipo de información contable de calidad y fácil de conseguir para acometer este tipo de trabajos empíricos. En este sentido, destacan los trabajos pioneros de Lafarga, Martín y Vázquez (1985) en el sector bancario, y de Rodríguez Acebes (1990) en el sector asegurador. En las dos últimas décadas se han realizado interesantes contribuciones que abordan la realidad de las pymes en distintos ámbitos temporales, geográficos y sectoriales, como los trabajos realizados por Lizarraga (1997); López, Gandia y Molina (1998); Rodríguez López (2004); de la Torre y Gómez (2005); Minguez (2006); y Gómez *et al.* (2008), entre otros. Sin embargo, cuando se analizan las muestras de estudio se observa que en su mayoría están formadas por empresas de tamaño mediano, siendo muy escasa la presencia de las pequeñas. Son muy pocos los trabajos centrados exclusivamente en las pequeñas y prácticamente inexistentes los que consideran también las microempresas, a pesar de que estadísticamente es en este segmento donde se dan las mayores tasas de fracaso empresarial, entre otras razones por ser generalmente las más numerosas en el tejido productivo en las economías actuales desarrolladas. Una de las razones de esta escasez la encontramos en la creencia –a menudo errónea, como trataremos de demostrar– de que la información suministrada

por estas empresas no reúne –por diversas circunstancias– las condiciones adecuadas para abordar con suficientes garantías este tipo de investigaciones.

Precisamente nuestra motivación para acometer este trabajo se justifica por la ausencia tan notoria en nuestro país de estudios sobre este tipo de empresas y la disposición en la actualidad de grandes y completas bases de datos. Además, es evidente que estamos inmersos en una fase descendente del ciclo económico, como lo demuestran numerosas señales macroeconómicas, habiendo repuntado los fracasos empresariales, lo que está suponiendo un incremento del interés de investigadores y usuarios por su análisis y estudio.

PROPUESTA METODOLÓGICA

DEFINICIÓN DE FRACASO EMPRESARIAL. VARIABLE DEPENDIENTE

Se ha optado por una definición de fracaso que permita distinguir con claridad las empresas sanas de las que no lo son. De esta manera se ha equiparado el fracaso a las calificaciones jurídicas de suspensión de pagos y quiebra, según la legislación previa a la entrada en vigor el 1 de septiembre de 2004 de la nueva Ley concursal 22/2003, de modo que una empresa se considerará fracasada si ha presentado un expediente concursal de suspensión de pagos o quiebra y sana en el caso contrario. Aunque este criterio –de marcado carácter jurídico– presenta algunos inconvenientes, como la reducción considerable de los tamaños muestrales, entendemos que son superados por las ventajas de objetividad y fijación de la fecha del fracaso que aporta en el proceso de selección de las empresas que integrarán las distintas muestras.

El hecho de que a efectos de la definición se equipare la suspensión de pagos con la quiebra se justifica en que, a pesar de ser dos figuras concursales distintas, habiendo estado prevista la primera para superar estados transitorios de dificultad financiera y reservando la quiebra para situaciones de gravedad estructural, lo cierto es que en la práctica en nuestro país la suspensión de pagos ha sido utilizada por el deudor como un mecanismo de defensa en situaciones de deterio-

ro patrimonial prácticamente irreversible para impedir la solicitud de quiebra por parte de algún acreedor y evitar así posibles responsabilidades penales. Es decir, tras la mayoría de solicitudes de suspensión de pagos se esconden verdaderas situaciones de quiebra. Por ello, en este trabajo hemos decidido considerar ambas figuras concursales como representativas del fracaso empresarial.

VARIABLES INDEPENDIENTES

Para la selección de las variables independientes que integrarán el modelo –en nuestro caso, ratios económico-financieras, dada la ausencia de una teoría general que guíe el proceso³– se procurará conciliar la experiencia aportada por otros autores con los objetivos propuestos. Por ello, para seleccionar las ratios con las que comenzaremos a trabajar nos basaremos en:

- 1) Ratios tradicionales en la literatura sobre análisis contable.
- 2) Frecuencia de aparición en estudios anteriores.
- 3) Facilidad para ser calculadas y definidas en función de la información contable disponible.

Ninguna de las ratios consideradas incorpora información de mercados bursátiles ya que ninguna de las empresas consideradas en las diferentes muestras cotizaba en el mercado de valores.

En principio consideramos una amplia lista de ratios contenidas en diferentes categorías. Los solapamientos de información y problemas estadísticos, que necesariamente han de producirse, serán depurados con las técnicas estadísticas apropiadas eliminando aquellos que apenas aporten información adicional. Dado que nuestro objetivo es la formulación de modelos de predicción de fracaso empresarial incidiremos en aquellas variables que en principio informen sobre los aspectos de solvencia y rentabilidad de la firma, sin olvidar la influencia del endeudamiento. A estas categorías añadiremos las de rotación, actividad y estructura de activo. En esta selección de ratios no hemos incluido ratios definidas en términos de *cash-flow* operativo, ya que en la

revisión de los trabajos más relevantes no han mostrado una especial capacidad de clasificación.

Por razones de tipo operativo y por la propia naturaleza de las empresas que forman parte de las diferentes muestras –pequeñas y microempresas–, a menudo con escaso interés en suministrar más información de la estrictamente obligatoria, no hemos considerado otro tipo de información de distinto origen, como podría ser la de naturaleza cualitativa.

La lista de las ratios y su descripción, consideradas inicialmente y separadas por categorías, la mostramos en la tabla 1.

Tabla 1.- Ratios utilizadas en el análisis empírico

RENTABILIDAD		
Clave	Ratio	
REN 1	Resultado antes de intereses e impuestos/Activo total	RE/AT
REN 2	Resultado del ejercicio/Activo total	R/AT
REN 3	Resultado del ejercicio/Fondos propios	R/FP
REN M 4	Resultado del ejercicio/Pasivo total	R/PT
REN 5	Resultado de actividades ordinarias*/Activo total	RO/AT
REN 6	Resultado antes de intereses e impuestos/Ventas	RE/V
REN M 7	Resultado de actividades ordinarias/Pasivo total	RO/PT
REN 8	Resultado de actividades ordinarias/Fondos propios	RO/FP
REN 9	Resultado del ejercicio/Ventas	R/V
REN CF 10	Cash flow recursos generados/Fondos propios	CF/FP
REN CF 11	Cash flow recursos generados/Activo total	CF/AT
REN CF 12	Cash flow recursos generados/Pasivo total	CF/PT
REN CF 13	Cash flow recursos generados/Pasivo circulante	CF/PC
REN 14	Resultado antes de impuestos/Activo total	RAI/AT
REN 15	Resultado ejer. – Realizable – Existencias/Activo total	R – REA – EX/AT
REN CF 16	Cash flow recursos generados/Ventas	CF/V
REN 17	Resultado antes de intereses e impuestos/Gastos fros.	RE/GF
REN 18	Resultado antes de impuestos/Fondos propios	RAI/FP
REN 19	Resultado antes de impuestos/Ventas	RAI/V
REN M 20	Resultado antes de impuestos/Pasivo total	RAI/PT
REN 21	Resultado antes int. e imp./Gastos fros. + Pas. circulante	RE/GF+PC
REN CF 22	Pasivo fijo/Cash flow recursos generados	PF/CF
REN 23	Resultado de actividades ordinarias/Ventas	RO/V

*El resultado de actividades ordinarias es considerado antes de impuestos.

ESTRUCTURA FINANCIERA		
Clave	Ratio	
EF 1	Pasivo total/Fondos propios	PT/FP
EF 2	Pasivo fijo/Fondos propios	PF/FP
EF 3	Pasivo circulante/Fondos propios	PC/FP
EF 4	Gastos financieros/Pasivo total	GF/PT
EF 5	Pasivo circulante/Pasivo total	PC/PT
EF 6	Pasivo fijo/Activo total	PF/AT
EF 7	Pasivo circulante/Activo total	PC/AT
EF 8	Fondos propios/Pasivo total	FP/PT
EF 9	Gastos financieros/Ventas	GF/V
EF 10	Pasivo total/Activo total	PT/AT
EF 11	Pasivo fijo/Capital social	PF/C

ACTIVIDAD		
Clave	Ratio	
ACT 1	Valor añadido/Ventas	VA/V
ACT 2	Gastos de personal/Valor añadido	GP/VA
ACT 3	Gastos financieros/Valor añadido	GF/VA
ACT 4	Ingresos de explotación/Consumos de explotación	IE/CE
ACT 5	Resultado del ejercicio/Valor añadido	R/VA
ACT 6	Pasivo fijo/Ventas	PF/V
ACT 7	Gastos de personal/Ventas	GP/V
ACT 8	Gastos de personal/Activo fijo	GP/AF

ROTACION		
Clave	Ratio	
ROT 1	Ventas/Activo total	V/AT
ROT 2	Ventas/Activo circulante	V/AC
ROT 3	Ventas/Activo fijo	V/AF
ROT 4	Ventas/Fondos propios + Pasivo fijo	V/FP+PF
ROT 5	Ventas/Pasivo circulante	V/PC
ROT 6	Activo total/Ingresos de explotación	AT/IE
ROT 7	Ventas/Capital circulante	V/CC
ROT 8	Ventas/Existencias	V/EX
ROT 9	Ventas/Realizable	V/REA

SOLVENCIA (Liquidez)		
Clave	Ratio	
SOLV 1	Activo circulante/Pasivo circulante	AC/PC
SOLV 2	Activo circulante – Existencias/Pasivo circulante	AC-EX/PC
SOLV 3	Disponible/Pasivo circulante	D/PC
SOLV 4	Capital circulante/Pasivo circulante	CC/PC
SOLV 5	Capital circulante/Activo total	CC/AT
SOLV 6	Capital circulante/Ventas	CC/V
SOLV 7	Realizable/Capital circulante	REA/CC
SOLV 8	Activo circulante – Existencias/Ventas	AC-EX/V
SOLV 9	Recursos generados antes de impuestos/Pas. circ.	RGAI/PC
SOLV 10	(Activo circ. – Existencias) – Pasivo circ./Gastos de explotación – Amortizaciones – Provisiones (intervalo sin crédito)	(Intervalo sin crédito)
SOLV 11	Capital circulante/Ingresos de explotación	CC/IE
SOLV 12	Realizable/Ingresos de explotación	REA/IE

SOLVENCIA A LARGO PLAZO		
Clave	Ratio	
SOLV LP 1	Activo fijo/Fondos propios	AF/FP
SOLV LP 2	Recursos generados antes de impuestos/Pasivo total	RGAI/PT
SOLV LP 3	Activo total neto/Pasivo total	AT/PT

ESTRUCTURA ECONOMICA		
Clave	Ratio	
CF 1	Existencias/Activo circulante	EX/AC
CF 2	Activo circulante/Activo total	AC/AT
CF 3	Activo circulante/Activo fijo	AC/AF
CF 4	Existencias/Capital circulante	EX/CC
CF 5	Existencias/Activo total	E/AT
CF 6	Realizable/Activo total	REA/AT
CF 7	Disponible/Activo total	D/AT

Todas las partidas integrantes de las ratios han sido derivadas del Balance de Situación y cuenta de Pérdidas y Ganancias de las empresas que componen las diferentes muestras.

ELABORACIÓN DE LA MUESTRA

En el proceso de selección y obtención de las diferentes muestras de empresas se ha recurrido a la base de datos financieros *SABI* (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos) de la empresa *INFORMA S.A.*, considerándose solamente firmas pertenecientes al segmento de las pequeñas empresas y microempresas⁴ que desarrollan o que han desarrollado su actividad en cualquiera de las tres provincias de la Comunidad Valenciana⁵ y que fracasaron, de acuerdo con la definición adoptada, entre los años 1999 y septiembre de 2004, momento de entrada en vigor de la nueva Ley concursal 22/2003.

Precisamente es el cambio de la legislación concursal española la que justifica la elección temporal de las empresas de la muestra. En efecto, el necesario período de adaptación provocado por ese cambio legislativo motivó una necesaria situación transitoria en la que fueron escasas las situaciones de quiebra o suspensión de pagos. Por ello, ante la posibilidad de la no homogeneidad de la información y de un salto en la correspondiente serie estadística, la muestra de empresas considerada en este trabajo llega sólo hasta septiembre de 2004.

En el período considerado la situación económica ha pertenecido a un ciclo alcista. De ahí que no tenga sentido establecer diferencias temporales dentro del período estudiado respecto del comportamiento de las empresas en cuanto al fracaso y que pudieran poner de manifiesto conclusiones comparativas entre períodos. No obstante, la reciente crisis desatada con extraordinaria virulencia desde el verano de 2008 da pie a

comparar la información que sobre el fracaso empresarial existía hasta ese momento –la de un ciclo alcista– con la existente a partir de él –pertenece a un ciclo bajista–. El indudable interés de este planteamiento es una línea futura a considerar, una vez exista información suficiente sobre las empresas recientemente fracasadas con motivo de la crisis.

Así pues, la aplicación de los criterios mencionados permitió contar inicialmente con 335 empresas, sobre las que se realizaron dos filtros: uno para que la muestra guardase un número proporcional al índice de fracaso del sector en que operaban, y otro que permitió descartar aquellas empresas de reciente creación (hasta tres años) y las que no contenían datos contables completos de al menos cinco ejercicios anteriores a la fecha del fracaso.

Tras estos procesos de selección y filtrado, el número de firmas se redujo a 83 empresas fracasadas, que son las que definitivamente se integrarán en la muestra de estimación.

Para poder aplicar ciertas herramientas estadísticas de clasificación se recurrió a la técnica del emparejamiento⁶, que consiste en asociar cada una de las empresas quebradas con una sana de las mismas características elegida aleatoriamente entre aquellas de un tamaño similar, medido en función del volumen de activo, y que operase en el mismo sector económico establecido por el CNAE de 1993 (Clasificación Nacional de Actividades Económicas) a nivel de cuatro dígitos y cuando no ha sido posible se ha descendido a tres dígitos. También se exigió que existiese una correspondencia temporal de sus estados contables con los ejercicios obtenidos para las empresas quebradas. Con este proceso se incorporaron otras 83 empresas quedando la muestra de estimación finalmente compuesta por 166 empresas, la mitad sanas y la otra mitad fracasadas.

A continuación se plasmaron las observaciones de los cinco años previos al momento del fracaso, ordenando los datos de forma que comenzaran en un momento común, al margen del año exacto al que hacían referencia. De esta forma el año (-1) sería el año anterior al fracaso, el año (-2) el correspondiente a dos años antes y así sucesivamente hasta el quinto. Esta ordena-

ción de la información contable, según Gallego *et al.* (1997, p. 5) “contribuye a que el modelo sea independiente de hechos específicos o de ciclos económicos subyacentes, aunque al combinar observaciones se asume implícitamente que las relaciones entre variables permanecen estacionarias en el tiempo”.

Los rasgos estructurales más relevantes de la muestra objeto de estudio se presentan en la tabla 2, donde se comparan los valores medios de las principales masas patrimoniales de los dos tipos de empresas considerados: sanas y fracasadas.

Tabla 2.- Características básicas de las empresas de la muestra* (en euros)

VARIABLE	SANAS		QUEBRADAS	
Activo no corriente	304.828,77	28,80%	331.977,91	26,79%
Activo corriente	753.673,07	71,20%	907.125,95	73,21%
Activo total	1.058.501,69	100,00%	1.239.103,86	100,00%
Fondos propios	450.477,65	42,56%	970,84	0,079%
Pasivo no corriente	94.162,71	8,90%	147.753,80	11,93%
Pasivo corriente	513.861,33	48,54%	1.090.379,22	87,99%
P.neto + Pasivo	1.058.501,69	100,00%	1.239.103,86	100,00%
Fondo de maniobra	239.811,74		-183.253,27	

*Datos correspondientes al ejercicio previo al fracaso.

FUENTE: SABI y elaboración propia.

En una primera aproximación se puede apreciar que ambos tipos de empresas presentan una estructura económica muy parecida, quedando patente la elevada cuantía del activo corriente respecto al no corriente, circunstancia que atribuimos a que la muestra incluye un segmento empresarial con necesidades muy reducidas de inmovilizado por pertenecer en su mayoría al sector servicios o por ser productoras de bienes de consumo. Las mayores diferencias las encontramos en la estructura financiera, resaltando la irrelevante cuantía de fondos propios en las empresas fracasadas, lo que atribuimos a la absorción debida al proceso de dificultad financiera que arrastran en general desde hace varios ejercicios. También es destacable la elevada cuantía de los pasivos, resultado del proceso de endeudamiento que las ha conducido a su actual situación. Por último, la presencia de reducidos fondos de maniobra –en algunos casos in-

cluso negativos– constatan los problemas de liquidez que se manifiestan a menudo como situación previa a la suspensión de pagos o quiebra.

En la tabla 3 se presenta el resumen de la distribución de la muestra de estimación por sectores de actividad económica mostrando el peso específico de cada grupo sectorial en el total de la muestra. La agrupación por sectores se ha realizado atendiendo al CNAE de 1993 considerando los dos primeros dígitos de control, lo que ha permitido distinguir 20 actividades básicas. En la tabla se observa la preponderancia de los sectores comerciales, de industria textil, de calzado y de construcción, acorde con la realidad de que es en ellos donde se dan las más altas tasas de fracaso en las industrias de la Comunidad Valenciana.

Como último paso, los resultados obtenidos y, en definitiva, la capacidad predictiva del modelo así como su grado de generalización se deberán contrastar mediante una muestra de validación. Para su elaboración se aplicaron los mismos criterios de la muestra de estimación, excepto el de emparejamiento⁷, de modo que se volvieran a cumplir las especificaciones requeridas por los objetivos del trabajo. Esta muestra quedó finalmente compuesta por 32 empresas quebradas y por 130 sanas.

SELECCIÓN DE LA TÉCNICA DE ANÁLISIS Y HERRAMIENTA ESTADÍSTICA PARA LA MODELIZACIÓN

Dada la naturaleza de la modelización propuesta –una variable dependiente, dicotómica, que toma los valores 0 para la ausencia de fracaso, y 1 para la existencia del mismo; variables independientes, métricas y continuas, que son las ratios–, la técnica logit es la que mejor se ajusta para explicar las relaciones de dependencia entre ellas. En efecto, la regresión logística analiza la relación causal que existe entre una variable dicotómica –la situación de fracaso– y varias independientes métricas o no métricas –las ratios–, con objeto de estimar la probabilidad de que se produzca el fracaso de una empresa si las ratios contables toman determinados valores. Además, la no exigencia de normalidad multivariante para las variables independientes la hace especialmente aplicable para nuestro análisis.

Formalmente, si denotamos con X_i a la ratio i -ésima y con Y a la variable dicotómica que toma los valores 0 si la empresa es sana y 1 si la empresa fracasa, el modelo logit estima la siguiente probabilidad $p = P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$ con $Z_n = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$.

Para llevar a cabo la modelización propuesta se ha recurrido al programa *SPSS 14.0 (Statisti-*

Tabla 3.- Distribución de la muestra de empresas por sectores de actividad económica

CNAE-93	ACTIVIDAD	Nº EMPRESAS FRACASADAS	Nº EMPRESAS SANAS	%
15	Industria de productos alimenticios y bebidas	1	1	1,20
17	Industria textil	10	10	12,05
19	Industria del calzado	12	12	14,46
20	Industria de la madera y corcho	3	3	3,62
21	Industria del papel	1	1	1,20
25	Industria del caucho y materias plásticas	3	3	3,62
26	Industria Cerámica	3	3	3,62
27	Industria Metalúrgica	4	4	4,82
36	Industria del mueble	6	6	7,23
45	Construcción	11	11	13,25
50	Venta y reparación de automóviles	1	1	1,20
51	Comercio al por mayor	15	15	18,08
52	Comercio al por menor	3	3	3,62
60	Transportes	3	3	3,62
63	Agencias de viajes	1	1	1,20
64	Telecomunicaciones	1	1	1,20
72	Actividades informáticas	1	1	1,20
74	Consultoras	2	2	2,41
80	Educación	1	1	1,20
93	Actividades diversas de servicios personales	1	1	1,20
TOTAL		83	83	100,00

FUENTE: Elaboración propia.

cal Package for Social Sciences) de Windows, al que se exportaron los datos de las empresas disponibles en la base de datos *SABI* previamente recopilados en la hoja de cálculo *Excel 2007*.

ANÁLISIS ESTADÍSTICO

A continuación abordamos la construcción de modelos que faciliten la predicción del fracaso empresarial desde la óptica multivariante, es decir, atendiendo a la información proporcionada por varias ratios simultáneamente. Este tipo de análisis nos permitirá obtener una visión global de la realidad empresarial y precisar en qué áreas de la empresa se generan las situaciones de desequilibrio que la pueden llevar al fracaso.

Las técnicas multivariantes aplicadas a este campo de investigación se materializan en la elaboración de un modelo representado por una función que incluye varias variables ponderadas con sus respectivos coeficientes, que ofrece como resultado una puntuación o probabilidad de que tenga lugar un hecho –en este caso, el fracaso empresarial–.

ANÁLISIS FACTORIAL

El primer paso será la reducción de la lista de ratios de la que partimos seleccionando aquellas que muestren capacidad de añadir globalmente información no redundante, intentando evitar los problemas y distorsiones en los resultados derivados de la presencia de multicolinealidad. Para ello contamos con dos técnicas: el método escalonado o *stepwise* y el análisis factorial de componentes principales. A pesar de que las aplicaciones de ambos procedimientos han proporcionado resultados altamente satisfactorios en cuanto a la reducción del conjunto inicial de variables, los problemas subyacentes que la falta de normalidad⁸ de la distribución de las variables provoca en el procedimiento *stepwise* nos han decantado por la utilización del análisis factorial.

El análisis factorial de componentes principales es una técnica reductora que intenta explicar un conjunto de variables observables mediante un número reducido de variables no observables llamadas factores. Se trata, en definitiva, de un proceso de reducción de la dimensionalidad que

parte de un conjunto de ratios correlacionadas inicialmente escogidas, buscando una serie de factores incorrelacionados que retengan la mayor parte de la información original.

Para llevar a cabo el análisis factorial se ha recurrido al comando *factor* del programa informático *SPSS 14.0*, ordenando rotaciones *varimax* a los datos de las muestras correspondientes a los años estudiados, con el objeto de conseguir nuevas agrupaciones de variables que expliquen mejor los resultados.

Se han elegido solamente aquellos factores cuyo valor propio, es decir, su contribución a la explicación de la varianza en valor absoluto, sea superior a la unidad⁹, considerando en cada uno de ellos las ratios cuyo peso dentro del factor sea en valor absoluto superior a 0,8 y ordenando los componentes en función de su contribución a la varianza explicada.

La aplicación del análisis factorial nos ha permitido reducir considerablemente el número de variables, pasando de una lista inicial de 73 ratios a considerar 15 factores para los años primero, tercero y quinto previos al fracaso y 16 para el segundo. Todos ellos muestran una cierta estabilidad en el tiempo. En todos los casos muestrales los cuatro primeros factores contienen más de la mitad de la variación explicada por el conjunto total de variables. Precisamente, estos son los factores que, por razones de espacio¹⁰, presentamos a continuación especificando las variables que los integran (tabla 4).

A la vista de la composición de los factores, se aprecia que las ratios retenidas en cada una de las cinco pruebas realizadas muestran un alto grado de homogeneidad.

En general, en todos los años analizados los factores de mayor contribución informativa son los que incluyen las variables de rentabilidad. El predominio de las ratios de esta categoría se ve favorecido por el amplio abanico de posibilidades que se han tenido en cuenta para su formulación. A continuación, destacan las ratios de solvencia a corto plazo o liquidez.

ESTIMACIÓN DE MODELOS MULTIVARIANTES

El proceso de modelización comenzará con la estimación de modelos de predicción aplicando la técnica de regresión logística, planteando un

Tabla 4.- Factores*

	AÑO -1	AÑO -2	AÑO -3	AÑO -4	AÑO -5
DENOMINACION FACTOR 1	RENTABILIDAD ECONOMICA	RENTABILIDAD ECONOMICA	RENTABILIDAD ECONOMICA	RENTABILIDAD VENTAS	PESO VENTAS EN RDO. ANTES I.
VARIABLES FACTOR 1	REN14, REN5, REN2, REN CF11, REN1, REN M4, REN M20, REN CF12, SOLVLP2, REN M7	REN14, REN M4, REN M20, REN5, REN M7, REN2, RENC F11, REN21, SOLVLP2, REN1, REN CF12	REN2, REN5, REN14, REN1, REN6, REN CF11, REN23, REN9, REN19, ACT4, RENC F16	REN23, REN19, REN9, REN6, REN21, REN CF16, SOLV9	REN23, REN19, REN9, REN6, ACT4, REN2, REN CF16, REN5, REN14
DENOMINACION FACTOR 2	PESO VENTAS EN RDO. ANTES I.	ACTIVIDAD	RENTABILIDAD VENTAS	LIQUIDEZ	LIQUIDEZ
VARIABLES FACTOR 2	REN19, REN9, REN CF16, SOLV11, ACT 1, SOLV6, REN6, REN23	ACT6, SOLV11, SOLV6, ROT6, REN19, REN9, SOLV10, REN23	REN19, REN20, REN9	SOLV3, EF8, SOLVLP3, SOLV4, SOLV1, SOLV2	SOLV4, SOLV1, SOLV2, SOLV3, SOLV LP3, EF8
DENOMINACION FACTOR 3	LIQUIDEZ	LIQUIDEZ	RENTABILIDAD FINANCIERA	SOLVENCIA LP	SOLVENCIA LP
VARIABLES FACTOR 3	SOLV4, SOLV1, EF8, SOLVLP3, SOLV2	SOLV1, SOLV4, EF8, SOLV LP3, SOLV2, SOLV3	REN CF10, EF1, EF3, REN3, REN18, EF2, REN8	SOLV LP2, REN CF12, REN M4, REN M20, REN M7	SOLVLP2, REN CF12, REN M4, REN M20, REN M7
DENOMINACION FACTOR 4	RENTABILIDAD FINANCIERA	ROTACION	RENTABILIDAD/ ENDEUDAMIENTO	RENTABILIDAD FINANCIERA	RENTABILIDAD FINANCIERA
VARIABLES FACTOR 4	REN3, REN 18, REN8, REN CF 10	ROT2, ROT1, ROT5	REN17	REN3, REN8, REN18, CF4, ROT7, REN10	REN3, REN8, REN18, CF4, ROT7, REN CF10

*Ratios con $p > 0,8$ o con mayor peso en cada factor de valor propio > 1 .

modelo para cada uno de los cinco ejercicios previos al fracaso. A continuación validaremos los resultados de los modelos mediante una muestra de estimación. Por último, se interpretarán y analizarán los resultados de los modelos estimados.

Hay que señalar que todo el proceso de modelización se ha efectuado considerando una probabilidad previa de pertenencia a cada grupo del 50%, ya que en la muestra de empresas hay el mismo número de empresas sanas que de fracasadas, lo que supone que este punto de corte minimiza el valor medio esperado de los errores de clasificación. Estamos, por tanto, considerando que el coste de predecir una empresa quebrada como sana (error tipo I) es similar al coste de predecir una empresa sana como quebrada (error tipo II).

Los resultados alcanzados a lo largo de todo el proceso de modelización serán sintetizados en unos cuadros en los que se muestran los datos más relevantes de los modelos obtenidos, cuyo contenido específico, común a todos los modelos, describimos a continuación.

Cuadro 1.- Ejercicio n previo al fracaso

$P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$	$Z_n = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$
VARIABLES	
X_1	X_2
VARIABLES/WALD/ SIGNIFICATIVIDAD INDIVIDUAL	
SIGNIFICATIVIDAD GLOBAL χ^2	
Porcentaje de casos correctamente clasificados: ____ %	
Aciertos en empresas fracasadas: ____ %	
Aciertos en empresas sanas: ____ %	
Error tipo I: ____ %	
Error tipo II: ____ %	
PROBABILIDAD DE FRACASO $P(F)$	
Si $P(F) < 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como sana.	
Si $P(F) > 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como fracasada.	

En la primera fila se muestra la función estimada para el ejercicio n previo al fracaso con los coeficientes de las ratios seleccionadas. En la siguiente línea se describen los componentes de cada uno de ellos. Para la selección de las variables explicativas a incluir en los modelos se ha utilizado el método de inclusión por pasos, por el que cada variable entra o sale del modelo en función del valor del estadístico de Wald, que incorpora el programa informático utilizado. Es-

te procedimiento comienza considerando una sola variable, que es la que mayor verosimilitud presenta (se toma como valor del parámetro el que presenta una probabilidad más alta) y, a continuación, se van introduciendo nuevas variables, observando la mejora producida y repitiendo el proceso hasta que el aumento de mejora ya no es significativo. Para evaluar la significación estadística de una variable concreta dentro del modelo nos fijaremos en el valor del estadístico de Wald correspondiente al coeficiente de la variable y en su nivel de probabilidad, que aparece en la tercera fila de los cuadros descriptivos de los modelos. También se incluye en el cuadro el índice indicativo de la bondad del ajuste global del modelo mediante la Chi cuadrado.

Por último, se muestran los porcentajes de clasificación alcanzados por los diferentes modelos y los porcentajes de aciertos desglosados en empresas sanas y fracasadas. Asimismo, se incluyen los porcentajes de error tipo de I y II cometidos durante el proceso de clasificación.

En la totalidad de las estimaciones realizadas el punto de corte se ha establecido en 0,5. Por debajo de este valor $-P(F) < 0,5$ las empresas son clasificadas como sanas, y por encima $-P(F) > 0,5$ como fracasadas.

MODELOS ESTIMADOS

Con la aplicación de la regresión logística a los datos de la muestra de estimación obtenemos los siguientes modelos, cuyos aspectos más relevantes pasamos a comentar, tratando de descifrar y de describir globalmente las circunstancias que arrastraron a las empresas consideradas a entrar en procesos de crisis, y lo que supuso en numerosos casos su posterior desaparición.

El cuadro 2 resume los cinco modelos obtenidos, uno por cada año investigado, tras la estimación del modelo logit a la muestra de empresas.

Con respecto a los ratios, las empresas analizadas, según sean sanas o fracasadas, presentan comportamientos diferentes en muchas de las ratios que resultan relevantes para los modelos obtenidos después. Como ejemplo, la tabla 5 presenta los valores medios y las desviaciones típicas de las once ratios que intervienen en los cinco modelos logit descritos en un epígrafe ante-

rior de este trabajo para los datos correspondientes al año anterior al del fracaso.

Cuadro 2.- Modelo Logit $P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$ según el ejercicio *n* previo al fracaso

EJERCICIO	$Z_n = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$
1 previo al fracaso	$Z_1 = -40,224REN M7 + 6,509EF5 + 3,224SOLV12 - 14,536SOLVLP2 - 4,798$
2 previo al fracaso	$Z_2 = -0,692REN8 + 12,154EF4 - 3,195EF8 - 12,152SOLVLP2 + 1,304$
3 previo al fracaso	$Z_3 = -32,765REN5 - 0,004ROT8 + 1,142$
4 previo al fracaso	$Z_4 = 2,734EF6 - 16,459SOLVLP2 + 1,422$
5 previo al fracaso	$Z_5 = -4,120ACT2 - 4,124SOLVLP2 + 4,406$

Tabla 5.- Media y desviación típica de las ratios intervinientes en los modelos, correspondientes al ejercicio previo al del fracaso

RATIO	EMPRESAS SANAS		EMPRESAS QUEBRADAS	
	μ	σ	μ	σ
REN 5	0,0674	0,0589	-0,1507	0,2504
REN 7	0,1503	0,1890	-0,1262	0,1688
REN 8	0,2402	0,2662	1,2427	10,8944
EF4	0,0498	0,0514	0,0501	0,0482
EF5	0,8562	0,1860	0,8651	0,1663
EF6	0,0974	0,1411	0,1583	0,2229
EF8	0,9912	1,1938	0,0489	0,3024
ACT 2	0,6866	0,1537	1,6904	10,1988
ROT 8	54,7547	245,9199	20,4038	52,6518
SOLV 12	0,1892	0,1475	0,6297	2,0375
SOLV LP 2	0,2414	0,2208	-0,0730	0,1808

Las diferencias entre los valores medios no son estadísticamente significativas para todos los ratios consideradas en el primer ejercicio anterior al fracaso. El test de Kolgomorov-Smirnov confirma la no normalidad para las once ratios (*p*-valores < 0,002 en todos ellos, y para SOLVLP2, con *p*-valor = 0,029). Consecuentemente, utilizando el correspondiente test no paramétrico de la U de Mann-Whitney para la igualdad de medias, se confirma la desigualdad de estas (*p*-valores < 0,005), salvo para EF4 (*p*-valor = 0,968), EF5 (*p*-valor = 0,939) y EF6 (*p*-valor = 0,145).

La descripción detallada de cada uno de los modelos anteriores se recoge a continuación.

Primer año anterior al fracaso

Las estimaciones realizadas sobre los datos del primer año anterior al fracaso ofrecen como

resultado una función compuesta por cuatro variables: *REN M7*, *EF5*, *SOLV12* y *SOLVLP2*, que muestran las áreas donde se producen los desequilibrios más relevantes en las empresas consideradas, como podemos apreciar en el cuadro 3.

Cuadro 3.- Ejercicio 1 previo al fracaso

$P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$		$Z_1 = -40,224REN M7 + 6,509EF5 + 3,224SOLV12 - 14,536SOLVLP2 - 4,798$		
VARIABLES				
<i>REN M7</i> RO/PT	<i>EF5</i> PC/PT	<i>SOLV12</i> R/IE	<i>SOLVLP2</i> RGA/PT	
VARIABLES/ WALD/ SIGNIFICATIVIDAD INDIVIDUAL				
<i>REN M7</i> 19,299 0,000	<i>EF5</i> 6,202 0,013	<i>SOLV12</i> 6,315 0,012	<i>SOLVLP2</i> 10,290 0,001	CTE. 4,349 0,037
SIGNIFICATIVIDAD GLOBAL χ^2 160,444 Sig. 0,000				
Porcentaje de casos correctamente clasificados: 92,2%				
Aciertos en empresas fracasadas: 90,4%				
Aciertos en empresas sanas: 94%				
Error tipo I: 6%				
Error tipo II: 9,6%				
PROBABILIDAD DE FRACASO $P(F)$				
Si $P(F) < 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como sana				
Si $P(F) > 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como fracasada				

De forma global estas ratios ejercen un efecto significativo en la separación de los dos grupos de empresas –sanas y fracasadas–, alcanzando un porcentaje correcto de clasificación del 92,2%. Los errores de tipo I y los de tipo II representan un 6% y un 9,6%, respectivamente, unos porcentajes que consideramos muy satisfactorios y que permitirían, en su caso, la aplicación de este modelo a contextos financieros para la valoración de los riesgos, en los que el coste de clasificación errónea de una empresa quebrada como sana es superior al de clasificar una sana como fracasada.

El modelo estimado globalmente es significativo. Se rechaza la hipótesis nula de que todos los coeficientes de la función sean nulos al alcanzar la χ^2 un valor de 160,444 con cuatro grados de libertad, siendo su nivel de significación crítico 0,000. También los distintos coeficientes considerados uno a uno son significativamente distintos de cero, pues el nivel de significación de la χ^2 con un grado de libertad del estadístico de Wald permite rechazar la hipótesis nula con un error inferior a 0,05.

Para comprobar y valorar la efectividad de los modelos deducidos los aplicamos a la mues-

tra externa de validación. Para el primer año previo al fracaso los resultados obtenidos son muy satisfactorios, alcanzándose un nivel de acierto global del 98,5%, con unos errores tipo I que suponen un 6,3% y con los errores tipo II que representan un 0,8%. Estos resultados confirman la ganancia de eficacia de prácticamente seis puntos con respecto al modelo original de estimación.

Segundo año anterior al fracaso

El modelo estimado para dos años previos al fracaso lo mostramos en el cuadro 4.

Cuadro 4.- Ejercicio 2 previo al fracaso

$P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$		$Z_2 = -0,692REN8 + 12,154EF4 - 3,195EF8 - 12,152SOLVLP2 + 1,304$		
VARIABLES				
<i>REN8</i> RO/FP	<i>EF4</i> GF/PT	<i>EF8</i> FP/PT	<i>SOLVLP2</i> RGA/PT	
VARIABLES/ WALD/ SIGNIFICATIVIDAD INDIVIDUAL				
<i>REN8</i> 0,304 0,000	<i>EF4</i> 6,219 0,013	<i>EF8</i> 14,771 0,000	<i>SOLVLP2</i> 12,131 0,000	CTE. 0,374 0,000
SIGNIFICATIVIDAD GLOBAL χ^2 98,980 Sig. 0,000				
Porcentaje de casos correctamente clasificados: 83,7%				
Aciertos en empresas fracasadas: 91,6%				
Aciertos en empresas sanas: 75,9%				
Error tipo I: 24,1%				
Error tipo II: 8,4%				
PROBABILIDAD DE FRACASO $P(F)$				
Si $P(F) < 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como sana				
Si $P(F) > 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como fracasada				

Los regresores que forman la función logit derivada para el segundo año antes del fracaso –*REN8*, *EF4*, *EF8* y *SOLVLP2*– permiten apreciar que las áreas donde se producen los desequilibrios, reveladoras del fracaso empresarial, se localizan en la capacidad para generar recursos, en el grado de endeudamiento, en el rendimiento de los fondos propios y en las reducidas cifras de activo fijo.

El modelo consigue un 83,7% de aciertos de clasificación, con un porcentaje de error tipo I del 24,1% y del 8,4% para el tipo II. La función que lo define está formada por cuatro regresores, lo que nos sugiere que dos años antes de producirse el fracaso sus señales son ya claramente perceptibles, al menos en las áreas representadas por estas variables.

Globalmente el modelo es significativo como lo constata el valor de la χ^2 que, con siete grados de libertad, alcanza un valor de 98,980, con un nivel de significatividad crítico del 0,000, lo que nos permite rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes son nulos. Los valores individuales del estadístico de Wald hacen posible rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes son iguales a cero con un error inferior al 0,05.

En el proceso de validación se vuelven a alcanzar unos resultados muy aceptables superándose los obtenidos en el proceso de estimación, llegándose a un nivel de acierto del 95,1% con un 12,5% de errores tipo I y con un 4,6% de tipo II.

Tercer año anterior al fracaso

El modelo obtenido para el tercer año antes del fracaso se resume en el cuadro 5.

Cuadro 5.- Ejercicio 3 previo al fracaso

$P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$		$Z_3 = -32,765REN5 - 0,004ROT8 + 1,142$	
VARIABLES			
REN5 RO/AT		ROT8 V/EX	
VARIABLES/ WALD/ SIGNIFICATIVIDAD INDIVIDUAL			
REN5 30,816 0,000	ROT8 8,563 0,003	CTE. 18,077 0,000	
SIGNIFICATIVIDAD GLOBAL χ^2 77,847 Sig. 0,000			
Porcentaje de casos correctamente clasificados: 81,9%			
Aciertos en empresas fracasadas: 88%			
Aciertos en empresas sanas: 75,9%			
Error tipo I: 24,1%			
Error tipo II: 12%			
PROBABILIDAD DE FRACASO $P(F)$			
Si $P(F) < 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como sana			
Si $P(F) > 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como fracasada			

Está formado por dos variables: *REN5* y *ROT8*, con las que consigue un grado de acierto global en la clasificación del 81,9%, con un error tipo I del 24,1% y del 12% para el tipo II. La reducción en el número de regresores se puede atribuir a que a medida que nos alejamos del momento del fracaso el número de áreas de la empresa que emiten señales de alerta de esta circunstancia es cada vez menor.

El modelo es significativo globalmente, como lo constata que la χ^2 alcance un valor de 77,847

con tres grados de libertad y con un nivel de significatividad crítico de 0,000, lo que nos permite rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes de la función son nulos. Considerando los diferentes coeficientes por separado también son significativamente distintos de cero. Así se puede constatar, dado que el nivel de significación crítico de la χ^2 con un grado de libertad, permite rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes son iguales a cero.

En el tercer año previo al fracaso los resultados obtenidos al someter el modelo a la muestra de validación han empeorado ligeramente. Sin embargo, los podemos calificar como buenos, como lo confirma el 87,8% de nivel de acierto global alcanzado, siendo los errores tipo I y II de 12,5% y de 4,6%, respectivamente.

Cuarto año anterior al fracaso

El modelo logit obtenido para el cuarto año antes del fracaso se refleja en el cuadro 6.

Cuadro 6.- Ejercicio 4 previo al fracaso

$P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Z_n}}$		$Z_4 = 2,734EF6 - 16,459SOLVLP2 + 1,422$	
VARIABLES			
EF6 PF/AT		SOLVLP2 RGA/PT	
VARIABLES/ WALD/ SIGNIFICATIVIDAD INDIVIDUAL			
EF6 4,281 0,039	SOLVLP2 31,284 0,000	CTE. 17,425 0,000	
SIGNIFICATIVIDAD GLOBAL χ^2 78,340 Sig. 0,000			
Porcentaje de casos correctamente clasificados: 80,7%			
Aciertos en empresas fracasadas: 88%			
Aciertos en empresas sanas: 73,5%			
Error tipo I: 26,5%			
Error tipo II: 12%			
PROBABILIDAD DE FRACASO $P(F)$			
Si $P(F) < 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como sana			
Si $P(F) > 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como fracasada			

Incluye dos variables: *EF6* y *SOLVLP2*, con las que se consigue un 80,7% de aciertos en la clasificación, con un error tipo I del 26,5% y del 12% para el tipo II. Se confirma que, a medida que nos alejamos del momento del fracaso, el número de áreas afectadas por desequilibrios y que, por tanto, contribuyen a diferenciar los dos grupos de empresas, va reduciéndose.

El modelo, al igual que los anteriores, es globalmente significativo. El valor de la χ^2 con dos grados de libertad es 78,340, con un nivel de significatividad crítico de 0,000, lo que nos permite rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes de la función sean nulos. Por separado, los coeficientes de la función logit son significativamente distintos de cero, como se constata por el nivel de significatividad individual del estadístico de Wald.

Aplicando el modelo estimado a la muestra de validación, el porcentaje de aciertos es del 82,9%. Los errores tipo I suponen un 15,1% y los errores tipo II alcanzan un 23,1%. Este aumento de errores en clasificar las empresas sanas lo atribuimos a que cuanto más se aleja el momento del fracaso mayores son las similitudes entre las empresas sanas y fracasadas y, por tanto, mayores son las dificultades para separar los dos tipos de empresas.

Quinto año anterior al fracaso

Las especificaciones del modelo obtenido para el quinto año antes del fracaso se sintetizan en el cuadro 7.

Cuadro 7.- Ejercicio 5 previo al fracaso

$P(F) = \frac{1}{1 + e^{-Zn}}$		$Z_5 = -4,120ACT2 -14,124SOLVLP2 + 4,406$
VARIABLES		
<i>ACT2</i>	<i>SOLVLP2</i>	
<i>GP/VA</i>	<i>RGAI/PT</i>	
VARIABLES/ WALD/ SIGNIFICATIVIDAD INDIVIDUAL		
<i>ACT2</i>	<i>SOLVLP2</i>	CTE.
11,477	25,110	16,956
0,001	0,000	0,000
SIGNIFICATIVIDAD GLOBAL χ^2		
61,071 Sig. 0,000		
Porcentaje de casos correctamente clasificados: 75,3%		
Aciertos en empresas fracasadas: 80,7%		
Aciertos en empresas sanas: 69,9%		
Error tipo I: 30,1%		
Error tipo II: 19,3%		
PROBABILIDAD DE FRACASO <i>P(F)</i>		
Si $P(F) < 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como sana		
Si $P(F) > 0,5 \rightarrow$ El modelo clasifica la empresa como fracasada		

Cinco años antes del fracaso sus señales ya son perceptibles, como lo demuestra el 75,3% de acierto global de la clasificación conseguido, gracias a la aportación de las dos variables *-ACT2* y *SOLVLP2-* que incluye la función. Los errores tipo I y II son del 31,3% y del 18,1%, respectivamente. Apreciamos la disminu-

nución de la capacidad predictiva del modelo a medida que es más lejana la fecha del fracaso, lo que es común en los estudios empíricos realizados hasta la fecha.

El modelo estimado es globalmente significativo. Se rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes de la función sean nulos al alcanzar la χ^2 un valor de 61,071 con dos grados de libertad y un nivel de significación crítico de 0,000. También se rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes considerados son distintos de cero.

Al someter el modelo a la muestra de validación el porcentaje de acierto global disminuye hasta un 81,5%, que supera el obtenido en la muestra de estimación, como ocurre en anteriores modelos. Los errores tipo I suponen un 25% y los de tipo II un 23,1%.

RESULTADOS Y VALORACIÓN GLOBAL

En el marco del estudio empírico desarrollado se ha podido verificar la validez de la información contable suministrada por la población empresarial estudiada para discriminar *a posteriori* los dos grupos de empresas considerados, con un alto porcentaje de acierto a partir de un número relativamente reducido de variables.

Los modelos estimados alcanzan unos porcentajes de acierto muy aceptables, que van desde el 92,2% del año previo al fracaso hasta el 75,3% del quinto año. Se consiguen porcentajes globalmente inferiores de errores tipo I y II no descompensados en el corto plazo, lo cual facilita su eventual aplicación práctica.

Como ocurre en la mayoría de los trabajos empíricos realizados hasta la fecha, al alejarnos del momento del fracaso va disminuyendo la capacidad predictiva en todos los modelos, dado que las diferencias entre los dos grupos de empresas están menos perfiladas cuanto mayor es la distancia temporal del fracaso.

Los porcentajes de acierto se mantienen e incluso se superan cuando aplicamos los modelos a la muestra de validación. En todo caso, para asegurarnos de la validez temporal de los resultados emplazamos a posibles usuarios de estos modelos a su utilización en escenarios temporales posteriores.

Los modelos estimados son estables y no presentan contradicciones significativas, como se

deduce del signo y ponderación de cada una de las ratios en las diferentes funciones.

Se observa que el número de variables que incluyen los modelos estimados es mayor al acercarse al momento del fracaso, lo que atribuimos a que las áreas desequilibradas de las empresas que emiten señales de alerta son más numerosas a medida que aumentan las dificultades y que se aproxima la fecha del fracaso, aspecto que favorece la capacidad de discriminación de los modelos entre empresas sanas y fracasadas.

En el corto plazo destacamos los bajos porcentajes de error de clasificar una empresa quebrada como sana y viceversa, lo que confiere utilidad a los modelos como herramienta de análisis financiero en esta dimensión temporal. Sin embargo, cuando se amplía el horizonte temporal de los modelos, al igual que ocurre en numerosos trabajos anteriores, clasifican mejor las empresas sanas que las quebradas. Lo atribuimos a la no estricta aplicación de los principios contables en la elaboración de la información, que dificulta conocer con precisión la verdadera situación de la empresa y que supone que determinadas empresas que aparecen en la muestra de firmas sanas en realidad son acreedoras de figurar en la de fracasadas, independientemente de que no se haya realizado una petición formal de este hecho.

Las variables contenidas en el modelo para el año previo al fracaso –*REN M7*, *EF5*, *SOLV12* y *SOLVLP2*– muestran con precisión, un año antes de producirse el evento, los rasgos de las empresas que se verán en esta situación. Se trata de firmas con escasa capacidad para generar recursos y con una cuantía muy significativa de financiación ajena a corto plazo, aspecto que generalmente coincide con situaciones de apalancamiento financiero negativo. Además, la reducida cifra de ventas que presentan en relación con su tamaño y con su nivel de endeudamiento genera un volumen significativo de existencias en almacenes. La presencia de elevadas cifras de derechos de cobro pendientes de realizar se muestra como un rasgo propio de las empresas con dificultades. Estos derechos son el resultado de políticas agresivas de subsistencia, que a menudo consisten en ofrecer numerosas facilidades

a los clientes como, por ejemplo, alargar los períodos de cobro.

El análisis de los regresores que forman la función logit derivada para el segundo año antes del fracaso –*REN8*, *EF4*, *EF8* y *SOLVLP2*– nos permite apreciar que las áreas donde se producen los desequilibrios, por tanto reveladoras del fracaso empresarial, se localizan en la capacidad para generar recursos, en el grado de endeudamiento unido a su elevado coste, en el rendimiento de los fondos propios y en las reducidas cifras de activo fijo. El bajo nivel de actividad y la enajenación de elementos del activo fijo para obtener una tasa de rentabilidad similar a la de las empresas sanas unido a las tensiones de liquidez se configuran también como características determinantes para la separación de los dos grupos de empresas.

A medida que la fecha del fracaso es más lejana, las señales de alerta son menos perceptibles; sin embargo, tres años antes del fracaso la pérdida de rentabilidad, la presencia de elevados gastos financieros provocados por un alto nivel de endeudamiento y la caída de las ventas son rasgos captados por los regresores *REN5* y *ROT8*, que forman la función que define el modelo del tercer año, reveladores de que la situación de desequilibrio es ya una realidad.

A partir del cuarto y del quinto año las diferencias entre las dos grupos de empresas son menores, de ahí la reducción en la capacidad de clasificación de los modelos. Sin embargo, ya se manifiesta la dificultad de generar recursos con los que atender la carga financiera de la deuda, muy considerable en relación con el tamaño de la empresa, siendo frecuentes las tensiones de liquidez debido a la existencia de capital circulante negativo, como lo prueban las variables *EF6* y *SOLVLP2* y *ACT2* y *SOLVLP2*, que integran los modelos del cuarto y del quinto año, respectivamente.

Destacamos la presencia significativa en todos los modelos, excepto en el tercer año previo, de la ratio *SOLV LP2* que, como se ha comentado, define claramente el perfil económico-financiero de las empresas fracasadas. Las ratios de endeudamiento le siguen en relevancia y significación, completando la labor explicativa de los modelos. Constatamos la ausencia de variables que denoten con claridad los problemas de ren-

tabilidad financiera y económica, excepto en el tercer año, que sin duda existen. Lo atribuimos a que las empresas con dificultades intentan superar su situación con ventas de inmovilizado para conseguir, al menos en el corto plazo, unos ingresos extraordinarios que igualen su rentabilidad a la de sus homólogas sanas. Además, las bajas tasas de rentabilidad propias de este segmento empresarial tampoco favorecen la discriminación entre los dos grupos de empresas.

CONSIDERACIONES FINALES

Como culminación de este trabajo se han propuesto cinco modelos basados en la técnica logit con los que predecir la futura solvencia de la empresa a partir de la información contenida en los estados financieros, que pueden revelarse como una herramienta útil para facilitar a los diferentes usuarios el proceso de toma de decisiones.

Con ello, alcanzamos el objetivo principal que nos propusimos al principio de este trabajo: elaborar diversos modelos adaptados a la realidad empresarial de las pequeñas empresas y de las microempresas de la Comunidad Valenciana con los que se identifican, con un alto porcentaje de acierto, situaciones potenciales de fracaso empresarial a partir de la información económico-financiera suministrada por las propias firmas y aplicando técnicas estadísticas de naturaleza paramétrica. No son modelos únicos ya que, como afirma Lizarraga (1996, p. 337), *“la variedad de modelos eficientes puede ser tan grande y dependiente de las muestras utilizadas en cada caso que se necesitaría un número muy elevado de validaciones en distintos ámbitos para acceder a tal concreción”*. Consideramos, en todo caso, que son modelos sencillos y con un buen grado de acierto y, por tanto, adecuados para predecir la posibilidad de que una empresa se vea afectada por procedimientos concursales.

Se ha trabajado con una muestra compuesta en su totalidad por pequeñas empresas y por microempresas valencianas. En todos los casos la información que se ha procesado se deriva de cuentas anuales en formato abreviado y, por tanto, no sometida a controles externos de auditoría, lo que en principio podría suponer algunas deficiencias en la calidad y cuestionar su capacidad

para ser utilizada en este tipo de análisis. A pesar de ello, el grado de acierto, que ha superado en todos los casos el 75%, llegando a prácticamente el 93% cuando nos aproximamos al momento del fracaso, viene a confirmar que los modelos funcionan y, por consiguiente, que la información aportada por las empresas de este segmento es válida para acometer estas investigaciones y obtener resultados consistentes. Este extremo cuestionaría algunas dudas vertidas en la literatura financiera acerca de su calidad y, por tanto, de su validez para ser considerada como input en este tipo de investigaciones. Sin duda, esta ha sido la razón de la escasez de trabajos empíricos realizados sobre este segmento de empresas, a pesar de su gran importancia en el tejido productivo de los países desarrollados.

Precisamente, el hecho de no existir trabajos similares precedentes en nuestro país sobre el tipo de empresas consideradas en la muestra, dificulta una comparación objetiva de los resultados obtenidos en este trabajo. De cualquier forma, podemos afirmar que los resultados conseguidos van en la línea de los alcanzados por otros autores en estudios previos, con la salvedad de que fueron desarrollados a partir de muestras de empresas medianas y grandes.

En todo caso, entendemos que estos modelos pueden ser de gran ayuda para los posibles usuarios, aunque su aplicación debe hacerse con la cautela de saber que en el diagnóstico sobre la situación y evolución de una empresa se pueden tener en cuenta otras circunstancias de naturaleza no estrictamente financiera, que no aparecen incorporadas en estos modelos debido a la dificultad de valorarlas o de recopilarlas.

Una de las limitaciones de los modelos resultantes de este trabajo es su aplicabilidad a entornos socioeconómicos diferentes de los considerados para su estimación. A pesar de que la muestra de estimación representa una población con unas condiciones micro y macroeconómicas determinadas y únicas, pensamos que los modelos son extrapolables a otros contextos donde se reproducen situaciones similares. Este extremo lo demuestra que trabajos de esta misma naturaleza llegan a conclusiones muy similares, a pesar de estar estimados en entornos temporales y geográficos distintos, como hemos comprobado

en la revisión bibliográfica. Pensamos que la consideración conjunta de estos trabajos, con toda la evidencia empírica que aportan, podrían servir de base para la consolidación definitiva de una teoría general con la que entender globalmente todos los aspectos que concurren en los procesos de fracaso empresarial.

ANEXO

RESULTADOS DEL ANÁLISIS FACTORIAL

Los resultados obtenidos de la aplicación del análisis factorial para cada uno de los ejercicios considerados se resumen en las tablas que mostramos a continuación, que se estructuran de la siguiente forma. En la primera columna aparecen los factores retenidos. El programa estadístico utilizado retiene por defecto el número de componentes asociadas a un valor propio sobre las variables estandarizadas superior a la unidad. En la segunda columna se especifica el valor propio de cada factor o, lo que es lo mismo, su contribución a la explicación de la varianza. Este mismo dato, expresado en términos porcentuales, es recogido a continuación. Se ha reservado la siguiente columna para detallar el porcentaje acumulado de la varianza total explicada. En la última columna figuran todas aquellas ratios con un peso dentro del factor superior a 0,8 o las de mayor peso cuando esta cifra no es alcanzada. En esta columna aparecen resaltadas aquellas ratios que han mostrado mayor peso en cada uno de los factores considerados.

Tabla A1.- Resultados del análisis factorial de componentes principales del año -1

FACTOR	VALOR PROPIO	% VAR.	% ACUM.	RATIOS CON MAYOR PESO O CON $p > 0,8$
1	19,2490	26,3685	26,3685	REN14, REN5, REN2, REN CF11, REN1, REN M4, REN M20, REN CF12, SOLVLP2, REN M7
2	9,0733	12,4291	38,7977	REN19, REN9, REN CF16, SOLV11, ACT 1, SOLV6, REN6, REN23
3	6,6327	9,0858	47,8835	SOLV4, SOLV1, EF8, SOLVLP3, SOLV2
4	4,8950	6,7055	54,5890	REN3, REN 18, REN8, REN CF 10
5	4,6058	6,3094	60,8984	ROT2, ROT1, ROT5
6	3,5857	4,9119	65,8104	CF3, ACT8, ROT3
7	3,0245	4,1431	69,9535	ACT5, ACT2, ACT3
8	2,6947	3,6913	73,6448	CF1, CF5
9	1,8319	2,5094	76,1542	EF5, EF6
10	1,7225	2,3596	78,5138	CF7
11	1,5185	2,0801	80,5939	ROT7, CF4
12	1,4376	1,9693	82,5632	SOLV10
13	1,3014	1,7828	84,3460	EF4
14	1,1333	1,5525	85,8985	ROT8
15	1,0988	1,5052	87,4037	REN CF 22

Tabla A2.- Resultados del análisis factorial de componentes principales del año -2

FACTOR	VALOR PROPIO	% VAR.	% ACUM.	RATIOS CON MAYOR PESO O CON $p > 0,8$
1	17,3722	23,7975	23,7975	REN14, REN M4, REN M20, REN5, REN M7, REN2, RENCF11, REN21, SOLVLP2, REN1, REN CF12
2	8,2149	11,2533	35,0507	ACT6, SOLV11, SOLV6, ROT6, REN19, REN9, SOLV10, REN23
3	6,3271	8,6672	43,7180	SOLV1, SOLV4, EF8, SOLVLP3, SOLV2, SOLV3
4	4,9810	6,8233	50,5413	ROT2, ROT1, ROT5
5	4,4374	6,0787	56,6200	CF1, CF5, CF6
6	3,5200	4,8220	61,4419	EF1, EF3, SOLVLP1
7	3,2600	4,4658	65,9077	EF5, EF6
8	2,6086	3,5735	69,4812	REN18, REN3, REN8
9	2,3654	3,2403	72,7215	ACT8, CF3, ROT3
10	2,2214	3,0430	75,7645	ACT1
11	2,0831	2,8535	78,6180	ACT5, ACT2, ACT3
12	1,6353	2,2402	80,8582	ROT8
13	1,5568	2,1325	82,9907	EF4
14	1,2966	1,7761	84,7668	SOLV7
15	1,2799	1,7532	86,5200	CF4
16	1,0073	1,3799	87,8999	REN CF22

Tabla A3.- Resultados del análisis factorial de componentes principales del año -3

FACTOR	VALOR PROPIO	% VAR.	% ACUM.	RATIOS CON MAYOR PESO O CON $p > 0,8$
1	20,7856	28,4734	28,4734	REN2, REN5, REN14, REN1, REN6, REN CF11, REN23, REN9, REN19, ACT4, RENCF16
2	7,5510	10,3438	38,8173	REN19, REN20, REN9
3	7,1129	9,7437	48,5610	REN CF10, EF1, EF3, REN3, REN18, EF2, REN8
4	5,4695	7,4925	56,0535	REN17
5	5,1182	7,0112	63,0646	CF1, CF5
6	3,3704	4,6170	67,6816	ROT2, ROT5, ROT1, ROT9
7	3,0224	4,1403	71,8219	ROT6, ACT6
8	2,3085	3,1623	74,9843	EF5, EF6
9	2,0643	2,8278	77,8120	ROT3, ACT8, CF3
10	1,8922	2,5920	80,4041	ACT5
11	1,7224	2,3595	82,7636	ACT7, ACT1
12	1,6382	2,2441	85,0077	CF7
13	1,3986	1,9159	86,9236	EF4
14	1,2858	1,7614	88,6850	CF4, ROT7
15	1,0504	1,4389	90,1239	ROT8

Tabla A4.- Resultados del análisis factorial de componentes principales del año -4

FACTOR	VALOR PROPIO	% VAR.	% ACUM.	RATIOS CON MAYOR PESO O CON $p > 0,8$
1	15,8511	21,7138	21,7138	REN23, REN19, REN9, REN6, REN21, REN CF16, SOLV9
2	10,6277	14,5586	36,2723	SOLV3, EF8, SOLVLP3, SOLV4, SOLV1, SOLV2
3	6,1217	8,3859	44,6582	SOLVLP2, REN CF12, REN M4, REN M20, REN M7
4	5,3995	7,3965	52,0547	REN3, REN8, REN18, CF4, ROT7, REN10
5	4,4425	6,0857	58,1404	SOLV6, SOLV11, SOLV8
6	3,7475	5,1336	63,2739	ACT1
7	3,1245	4,2801	67,5540	ROT1, ROT2
8	2,8951	3,9659	71,5199	CF1, CF5
9	2,6246	3,5954	75,1152	ACT8, CF3, ROT3
10	2,0164	2,7623	77,8775	ROT4, EF3, EF1
11	1,9405	2,6582	80,5357	EF4
12	1,5662	2,1455	82,6812	EF6
13	1,4399	1,9725	84,6537	ACT5, ACT2
14	1,2356	1,6926	86,3462	SOLVLP1
15	1,1282	1,5454	87,8917	REN22
16	1,0180	1,3945	89,2862	REN17

Tabla A5.- Resultados del análisis factorial de componentes principales del año -5

FACTOR	VALOR PROPIO	% VAR.	% ACUM.	RATIOS CON MAYOR PESO O CON $p > 0,8$
1	18,3514	25,1389	25,1389	REN23, REN19, REN9, REN6, ACT4, REN2, REN CF16, REN5, REN14
2	8,2065	11,2418	36,3808	SOLV4, SOLV1, SOLV2, SOLV3, SOLV LP3, EF8
3	7,5961	10,4056	46,7864	SOLVLP2, REN CF12, REN M4, REN M20, REN M7
4	5,4710	7,4945	54,2808	REN3, REN8, REN18, CF4, ROT7, REN CF10
5	4,9602	6,7947	61,0756	SOLV6, SOLV11, SOLV8
6	3,5558	4,8710	65,9466	ACT1
7	2,6015	3,5638	69,5103	ROT1, ROT2
8	2,4731	3,3878	72,8982	CF1, CF5
9	2,0986	2,8748	75,7730	ACT8, CF3, ROT3
10	1,9819	2,7150	78,4880	ROT4, EF3, EF1
11	1,9687	2,6968	81,1848	EF4
12	1,5474	2,1197	83,3045	EF6
13	1,5054	2,0622	85,3667	ACT5, ACT2
14	1,4067	1,9270	87,2937	SOLVLP1
15	1,0902	1,4935	88,7872	REN22

NOTAS

1. Comunicación presentada al XIII Encuentro de ASEPUC, que tuvo lugar en Albacete en el mes de junio de 2008.
2. Existe una amplia literatura donde se recopilan, según diferentes criterios, los principales trabajos sobre predicción de fracaso empresarial en los que, además, se abordan los principales problemas metodológicos que surgen en esta línea de investigación. Podemos destacar las aportaciones de autores como Eisenbeis (1977), Zmijewski (1984), Altman (1993), Pontier *et al.* (1996), Laitinen y Kankaanpää (1999), Zopounidis y Doumpos (2002) y Altman y Sabato (2006). En nuestro país se pueden consultar los trabajos de Rodríguez Vilariño (1994) y Laffarga y Mora (2002).

Tabla A6.- Factores*

	ANO -1	ANO -2	ANO -3	ANO -4	ANO -5
Denomin. factor 1	Rentab. económica	Rentab. económica	Rentab. económica	Rentab. ventas	Peso ventas en rdo. antes i.
Variables factor 1	REN14, REN5, REN2, REN CF11, REN1, REN M4, REN M20, REN CF12, SOLVLP2, REN M7	REN14, REN M4, REN M20, REN5, REN M7, REN2, RENCF11, REN21, SOLVLP2, REN1, REN CF12	REN2, REN5, REN14, REN1, REN6, REN CF11, REN23, REN9, REN19, ACT4, RENCF16	REN23, REN19, REN9, REN6, REN21, REN CF16, SOLV9	REN23, REN19, REN9, REN6, ACT4, REN2, REN CF16, REN5, REN14
Denomin. factor 2	Peso ventas en rdo. antes i.	Actividad	Rentab. ventas	Liquidez	Liquidez
Variables factor 2	REN19, REN9, REN CF16, SOLV11, ACT 1, SOLV6, REN6, REN23	ACT6, SOLV11, SOLV6, ROT6, REN19, REN9, SOLV10, REN23	REN19, REN20, REN9	SOLV3, EF8, SOLVLP3, SOLV4, SOLV1, SOLV2	SOLV4, SOLV1, SOLV2, SOLV3, SOLV LP3, EF8
Denomin. factor 3	Liquidez	Liquidez	Rentab. financiera	Solvencia LP	Solvencia LP
Variables factor 3	SOLV4, SOLV1, EF8, SOLVLP3, SOLV2	SOLV1, SOLV4, EF8, SOLV LP3, SOLV2, SOLV3	REN CF10, EF1, EF3, REN3, REN18, EF2, REN8	SOLVLP2, REN CF12, REN M4, REN M20, REN M7	SOLVLP2, REN CF12, REN M4, REN M20, REN M7
Denomin. factor 4	Rentab. financiera	Rotación	Peso del RAI en relación a gastos fros.	Rentab. financiera	Rentab. financiera
Variables factor 4	REN3, REN 18, REN8, REN CF10	ROT2, ROT1, ROT5	REN17	REN3, REN8, REN18, CF4, ROT7, REN10	REN3, REN8, REN18, CF4, ROT7, REN CF10
Denomin. factor 5	Rotación	Estructura económica	Estructura económica	Liquidez II	Liquidez II
Variables factor 5	ROT2, ROT1, ROT5	CF1, CF5, CF6	CF1, CF5	SOLV6, SOLV11, SOLV8	SOLV6, SOLV11, SOLV8
Denomin. factor 6	Estructura económica	Endeudamiento	Rotación	Peso valor añadido en ventas	Peso valor añadido en ventas
Variables factor 6	CF3, ACT8, ROT3	EF1, EF3, SOLV LP1	ROT2, ROT5, ROT1, ROT9	ACT1	ACT1
Denomin. factor 7	Actividad	Endeudamiento II	Rotación II	Rotación	Rotación
Variables factor 7	ACT5, ACT2, ACT3	EF5, EF6	ROT6, ACT6	ROT1, ROT2	ROT1, ROT2
Denomin. factor 8	Estructura económica II	Rentab. financiera	Endeudamiento	Endeudamiento	Endeudamiento
Variables factor 8	CF1, CF5	REN18, REN3, REN8	EF5, EF6	CF1, CF5	CF1, CF5
Denomin. factor 9	Endeudamiento	Actividad	Rotación III	Actividad	Actividad
Variables factor 9	EF5, EF6	ACT8, CF3, ROT3	ROT3, ACT8, CF3	ACT8, CF3, ROT3	ACT8, CF3, ROT3
Denomin. factor 10	Peso disponible en activo circulante	Peso valor añadido en ventas	Peso resultado en valor añadido	Rotación II	Rotación II
Variables factor 10	CF7	ACT1	ACT5	ROT4, EF3, EF1	ROT4, EF3, EF1
Denomin. factor 11	Rotación II	Actividad II	Actividad	Peso gastos financ. en relación pasivo total	Peso gastos financ. en relación pasivo total
Variables factor 11	ROT7, CF4	ACT5, ACT2, ACT3	ACT7, ACT1	EF4	EF4
Denomin. factor 12	Intervalo sin crédito	Rotación ventas en relación a existencias	Peso disponible en activo circulante	Cobertura deuda LP	Cobertura deuda LP
Variables factor 12	SOLV10	ROT8	CF7	EF6	EF6
Denomin. factor 13	Peso gastos financ. en relación pasivo total	Peso gastos financ. en relación pasivo total	Peso gastos financ. en relación pasivo total	Actividad II	Actividad II
Variables factor 13	EF4	EF4	EF4	ACT5, ACT2	ACT5, ACT2
Denomin. factor 14	Rotación ventas en relación a existencias	Peso del realizable en el cap. circulante	Estructura económica II	Solvencia LP II	Solvencia LP II
Variables factor 14	ROT8	SOLV7	CF4, ROT7	SOLVLP1	SOLVLP1
Denomin. factor 15	Pasivo fijo en relación a CF	Peso de las existencias en el cap. circulante	Peso ventas en relación existencias	Pasivo fijo En relación a CF	Pasivo fijo en relación a CF
Variables factor 15	REN CF 22	CF4	ROT8	REN CF22	REN CF22
Denomin. factor 16		Pasivo fijo en relación a CF		Peso del RAI en relación a gastos fros.	
Variables factor 16		REN CF22		REN17	

*Ratios con $p > 0,8$ o con mayor peso en cada factor de valor propio > 1 .

- Este hecho, en palabras de Jones (1987), “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”.

Un interesante estudio que aporta una guía para la incorporación de ratios basado en un modelo económico-financiero de solvencia empresarial lo encontramos en Diéguez *et al.* (2006).

- Se han asumido los parámetros establecidos en la *Recomendación de la Comisión de las Comunidades Europeas de 6/5/2003*, vigentes desde el 1 de enero de 2005:

CRITERIOS	EMPRESA PEQUEÑA	MICROEMPRESA
Plantilla de la empresa	< 50	< 10
Volumen de facturación	< 10.000.000 €	< 2.000.000 €
Balance general anual	< 10.000.000 €	< 2.000.000 €

- La importancia de este segmento empresarial en el marco geográfico elegido se pone de manifiesto en los últimos datos estadísticos publicados por el Instituto Valenciano de Estadística, en los que se indica que de las casi 350.000 empresas censadas en la Comunidad Valenciana a 1 de enero de 2006, el 97,14% tenían menos de 20 empleados y otro 2,51% entre 20 y 99, por lo que apenas el 0,35% de las unidades empresariales tenía 100 o más asalariados.
- Sobre las alternativas para la confección de la muestra pueden consultarse los trabajos de Bhargava *et al.* (1998) y Bechetti y Sierra (2003).
- Optar por la técnica del emparejamiento en el proceso de confección de la muestra de estimación no va a alterar significativamente los resultados de los modelos estimados. Sin embargo, en el proceso de elaboración de la muestra de validación es importante aproximarse a las proporciones de empresas sanas y fracasadas de la población original. Aunque la proporción de 32 fracasadas por 130 sanas no es exactamente el reflejo proporcional de la realidad, al menos evitamos la igualdad de porcentajes de ambos tipos de empresas.
- Existe evidencia empírica de la ausencia de normalidad en las distribuciones que siguen los ratios, presentando con frecuencia fuertes asimetrías con inclinación a la derecha, debido a que la mayoría de los ratios presentan como límite inferior cero y a que carecen de límite superior. La excepción de esta circunstancia se da en aquellas ratios que pueden presentar valores negativos, en las que la desviación se produce en sentido contrario.
- La matriz factorial puede presentar un número de factores superior al necesario para explicar la es-

tructura de los datos originales. Generalmente hay un conjunto reducido de factores –los primeros– que son los que explican la mayor parte de la variabilidad total; los otros factores suelen contribuir relativamente poco. Uno de los problemas que se plantean, por tanto, consiste en determinar el número de factores que debemos conservar, de manera que se cumpla el principio de parsimonia estadística. Entre los criterios más conocidos y utilizados para determinar el número de factores a conservar destaca la *regla de Kaiser*, que indicaría lo siguiente: “conservar solamente aquellos factores cuyos autovalores son mayores a la unidad”. Este criterio, que tiende a sobrestimar el número de factores, es el que suelen utilizar los programas estadísticos por defecto.

- En el anexo se muestran los resultados obtenidos de la aplicación del análisis factorial para cada uno de los ejercicios considerados antes del fracaso.

BIBLIOGRAFIA

- ALFARO, E.; GÁMEZ M.; GARCÍA, N. (2008): “Linear Discriminant Analysis Versus Adaboost for Failure Forecasting”, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXXVII, núm. 137 (enero-marzo), pp. 13-32.
- ALTMAN, E.I. (1968): “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, vol. 23, núm. 4 (September), pp. 589-609.
- ALTMAN, E.I. (1993): *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. 2ª ed. New York: Wiley.
- ALTMAN, E.; HALDEMAN, R.G.; NARAYANAN, P. (1977): “ZETATM Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations”, *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, núm. 1 (June), pp. 29-54.
- ALTMAN, E.I.; SABATO, G. (2006): “Modeling Credit risk for SMEs: Evidence form the US Market”, *Abacus*, 19 (6), pp. 716-723.
- BAUER, E.; KOHAVI, R. (1999): “An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants”, *Machine Learning*, 36, pp. 105-142.
- BEAVER, W.H. (1966): “Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, vol. 4 (Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966), pp. 71-111.
- BECCHETTI, L.; SIERRA, J. (2003): “Bankruptcy Risk and Productive Efficiency in Manufacturing Firms”, *Journal of Banking and Finance*, vol. 27, núm. 11 (November), pp. 2099-2120.

- BHARGAVA, M.; DUBELAAR, C.; 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*, vol. 5, núm. 2 (April), pp. 105-117.
- CASEY, C.; BARTCZAK, N. (1985): "Using Operating Cash-flow data to Predict Financial Distress: Some Extensions", *Journal of Accounting Research*, vol. 23, núm. 1 (Spring), pp. 384-401.
- CHARALAMBOUS, C.; CHARITOU, A.; KAOROU, F. (2000): "Comparative Analysis of Artificial Neural Network Models: Application in Bankruptcy Prediction", *Annals of Operation Research*, 99 (4), pp. 403-425.
- DEAKIN, E.B. (1972): "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", *Journal of Accounting Research*, vol. 10, núm. 1 (Spring), pp. 167-179.
- DIÉGUEZ, J.; TRUJILLO, F.; CISNEROS, A.J. (2006): "Modelos de predicción de la insolvencia empresarial: la incorporación de ratios a partir de un marco teórico", *VI Jornadas sobre Predicción de Insolvencia Empresarial*. Carmona.
- EDMISTER, R. (1972): "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 7, núm. 2 (March), pp. 1477-1493.
- EISENBEIS, R.A. (1977): "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics", *The Journal of Finance*, vol. 32, núm. 3 (June), pp. 875-900.
- FRIEDMAN, J.; HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. (2000): "Additive Logistic Regression: A Statistical View of Boosting", *Annals of Statistics*, 38 (2), pp. 337-407.
- FRYDMAN, H.; ALTMAN, E.I.; KAO, D.L. (1985): "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress", *Journal of Finance*, vol. 40, núm. 1 (March), pp. 269-291.
- GALLEGO, A.M.; GÓMEZ, J.C.; YÁÑEZ, L. (1997): "Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras", *Actualidad Financiera*, núm. 5 (mayo), pp. 3-14.
- GÓMEZ, M.E.; TORRE, J.M. DE LA; ROMÁN, I. (2008): "Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 37, núm. 137 (enero-marzo), pp. 85-111.
- JONES, F.L. (1987): "Current Techniques in Bankruptcy Prediction", *Journal of Accounting Literature*, vol. 6 (Spring), pp. 131-164.
- KEASEY, K.; MCGUINNES, P.; SHORT, H. (1990): "Multilogit Approach to Predicting Corporate Failure: Further Analysis and the Issue of Signal Consistency", *Omega*, vol. 18, núm. 1, pp. 85-94.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.; VAZQUEZ, J. (1985): "El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española", *Esic Market*, núm. 48 (abril-junio), pp. 51-83.
- LAFFARGA, J.; MORA, A. (2002): "La predicción del fracaso empresarial. El estado de la cuestión en España", en F. Doldán Tié y M. Rodríguez López [coord.]: *La gestión del riesgo de crédito*, pp. 25-46. (AECA Monografías). Madrid: AECA.
- LAITINEN, T.; KANKAANPÄÄ, M. (1999): "Comparative Analysis of Failure Prediction Methods: The Finnish Case", *The European Accounting Review*, vol. 8, núm. 1 (May), pp. 67-92.
- LENNOX, C. (1999): "Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches", *Journal of Economics and Business*, vol. 51, núm. 4 (July), pp. 347-364.
- Ley concursal 22/2003*, de 9 de julio de 2003.
- LIZARRAGA DALLO, F. (1997): "Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa española", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 26, núm. 93 (octubre-diciembre), pp. 871-915.
- LO, A.W. (1986): "Logit versus Discriminant Analysis: A Specification Test and Application to Corporate Bankruptcies", *Journal of Econometrics*, vol. 31, núm. 2 (March), pp. 151-178.
- LÓPEZ GRACIA, J.; GANDÍA CABEDO, J.L.; MOLINA LLOPIS, R. (1998): "La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVII, núm. 94 (enero-marzo), pp. 71-97.
- MARAIS, M.; PATELL, J.; WOLFSON, M. (1984): "The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications", *Journal of Accounting Research*, vol. 22, suppl., pp. 87-114.
- MARTIN, D. (1977): "Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach", *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, núm. 3 (November), pp. 249-276.
- MCKEE, T. (2000): "Developing a Bankruptcy Prediction Model via Rough Sets Theory", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, núm. 9, pp. 159-173.
- MÍNGUEZ CONDE, J.L. (2006): "Factores explicativos de la insolvencia empresarial: una aplicación a la pequeña y mediana empresa constructora", *VI Jornadas sobre Predicción de Insolvencia Empresarial*. Carmona.

- OHLSON, J.A. (1980): "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, vol. 18, núm. 1 (Spring), pp. 109-131.
- PLATT, H.D.; PLATT, M.B. (1991): "A Note in the Use of Industry-Relative Ratios in Bankruptcy Prediction", *Journal of Banking and Finance*, vol. 15, núm. 6, pp. 1183-1194.
- PONTIER, D.; NATOLI, E.; XIN-GUI, L.; MEI-RONG, H.; GANG, L.; GENTER, A.; TRAINÉAU, H.; DIMITRAS, A.I.; ZANAKIS, S.H.; ZOPOUNIDIS, C. (1996): "A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications", *European Journal of Operational Research*, vol. 90, núm. 3, pp. 487-513.
- RAHMINIAN, E.; SINGH, S.; THAMMACHOTE, T.; VIRMANI, R. (2000): "Bankruptcy Prediction by Neural Networks", en R.R. Trippi y E. Turban [ed.]: *Neural Networks in Finance and Investing*, pp. 175-332. Homewood, IL: Irwin
- RAVI KUMAR, P.; RAVI, V. (2007): "Bankruptcy Prediction in Banks and Firms Via Statistical and Intelligent Techniques - A Review", *European Journal of Operational Research*, 180 (1), pp. 1-28.
- RODRÍGUEZ ACEBES, M.C. (1990): *La predicción de las crisis empresariales: modelos para el sector de seguros*. Universidad de Valladolid, Departamento de Publicaciones.
- RODRÍGUEZ LÓPEZ, M. (2004): "Análisis de sensibilidad del modelo de redes neuronales artificiales para la predicción de la insolvencia empresarial. Una métrica para superar la solución de «caja negra»", *V Jornadas sobre la Predicción de la Insolvencia Empresarial: La Gestión del Riesgo Financiero y la Nueva Ley Concursal*. Oviedo: Universidad de Oviedo/AECA.
- RODRÍGUEZ-VILARIÑO PASTOR, M.L. (1994): "Utilidad del análisis de ratios para la predicción de la insolvencia empresarial (I), (II) y (III)", *Actualidad Financiera*, núm. 34-35-36 (septiembre-octubre), pp. C699-C724; C725-C750; C751-C773.
- SCHAPIRE, R.E. (2002). "The Boosting Approach to Machine Learning An Overview", *Workshop on NonLinear Estimation and Classification*. MSRI.
- SERRANO CINCA, C.; MARTÍN DEL BRÍO, B. (1993): "Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 22, núm. 74, pp. 153-176.
- SINKEY, J.F. (1975): "A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Bank", *The Journal of Finance*, vol. 30, núm. 1 (March), pp. 21-36.
- TAFFLER, R. (1983): "The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model: A Comparative UK Based Study", *Accounting and Business Research*, vol. 13, núm. 52 (Autumn), pp. 295-307.
- TAM, K.; KIANG, M. (2000): "Predicting bank failures: a neural network approach", en R.R. Trippi y E. Turban [ed.]: *Neural Networks in Finance and Investing*, pp. 267-301. Homewood, IL: Irwin
- TORRE, J.M. DE LA; GÓMEZ, M.E. (2005): "Análisis de la sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: Una aplicación a las pymes industriales", *XIII Congreso de AECA: Armonización y Gobierno de la Diversidad*. Oviedo.
- WILSON, R.L.; SHARDA, R. (2000): "Bankruptcy Prediction Using Neural Networks", en R.R. Trippi y E. Turban [ed.]: *Neural Networks in Finance and Investing*, pp. 367-394. Homewood, IL: Irwin
- ZMIJEWSKI, M. (1984): "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, vol. 22, Suppl., pp. 59-86.
- ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M. (2002): "Multicriteria Classification and Sorting Methods: A Literature Review", *European Journal of Operational Research*, vol. 138, núm. 2, pp. 229-246.