

**LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL: UN ANÁLISIS
EMPÍRICO PARA LA PEQUEÑA Y MEDIANA EMPRESA**
(*Bunkruptcy: Empirical Analysis for Small and Medium Size Firms*)

Alicia Correa Rodríguez
Profesora de la Universidad de La Laguna
Miguel Acosta Molina
Profesor de la Universidad de La Laguna
Ana Lorenza González Pérez
Profesora de la Universidad de La Laguna

RESUMEN

En el marco de las investigaciones que tratan de construir una teoría sobre el fracaso empresarial, el objetivo de este estudio es contribuir al conocimiento de los indicadores financieros que más eficientemente anticipan la insolvencia en la pequeña y mediana empresa, uno y dos años antes de que ésta se produzca. Las principales aportaciones vienen referidas al plano metodológico destacando: 1) la adopción como criterio de insolvencia de la situación de quiebra técnica, sin duda, mucho más amplio que el habitual de quiebra legal y, 2) la aplicación de técnicas como la regresión logística y el algoritmo de inducción de reglas y árboles de decisión See5 que se caracterizan, frente a otras herramientas estadísticas habitualmente utilizadas en este tipo de trabajos, por una mayor flexibilidad y adecuación a las características de la información contable, no estando sujetas a las restricciones de normalidad de las distribuciones de los ratios. Los resultados obtenidos indican que el endeudamiento, seguido de la rentabilidad económica y algunos indicadores de solvencia, son las variables con mayor capacidad explicativa para el diagnóstico de la insolvencia empresarial.

Palabras clave: insolvencia, árboles de decisión, regresión logística y análisis financiero.

ABSTRACT

In the field of studies on the theory of firm failure, the aim of this paper is to contribute to the general knowledge of financial indicators which more efficiently anticipate bankruptcy in the small and medium size firms, one and two years before it takes place. This paper deals mainly with methodological factors: 1) Adoption of technical bankruptcy as a criterion of firm failure, much broader than the usual case of legal bankruptcy and, 2) Application of techniques such as the logistic regression and the algorithm of induction of rules and decision trees, See5, characterized by a greater flexibility and adjustment to the accounting information characteristics, not being subject to normality restrictions of ratio distributions. The results obtained indicate that indebtedness, followed by economic yield and some indicators of solvency, are the variables with greater explanatory capacity for bankruptcy diagnosis.

Key words: bankruptcy, decision trees, logistic regression and financial analysis.

1. INTRODUCCIÓN

Las repercusiones socioeconómicas que lleva asociadas el fracaso empresarial han generado un constante interés, tanto en el ámbito profesional como en el académico, por tratar de encontrar indicadores que permitan anticipar, con suficiente antelación, las posibles situaciones de crisis de forma que se puedan tomar medidas correctoras que eviten el fracaso financiero y la desaparición de la empresa.

A lo largo de los últimos treinta años han sido cuantiosos los intentos de construcción de un modelo que permitiese anticipar, fundamentalmente a través de la información contable, las situaciones de insolvencia empresarial. Sin embargo, a pesar del esfuerzo realizado, no se ha logrado establecer una teoría, llegándose incluso a afirmar que los resultados obtenidos con técnicas de análisis y bases de datos cada vez más refinadas y complejas no han sido capaces de superar, en eficiencia, los resultados obtenidos en su día por Altman (1968) o Taffler (1982, 1983) con procedimientos y métodos más sencillos.

Además, aspectos tales como la definición del concepto de insolvencia, la subjetividad de los procesos de selección de las variables o la inestabilidad de los resultados, han puesto en duda la utilidad de los modelos diseñados al efecto. Las principales críticas que han caracterizado a los trabajos sobre predicción del fracaso empresarial son:

- a. Inexistencia de un consenso sobre el concepto de insolvencia que se restringe, en la mayoría de los estudios, al criterio legal de quiebra y suspensión de pagos, lo que implica una reducción del tamaño de la población y de la muestra utilizada y, por tanto, en el alcance de los resultados.
- b. Vigencia de un marco normativo en el derecho concursal totalmente desfasado y falta de control sobre la información pública relativa a los estados contables presentados por las pequeñas y medianas empresas no sometidas a la obligación de auditoría. Esta última circunstancia hace que permanezcan activas empresas que se encuentran en situación de quiebra técnica, sin que ni siquiera se produzca la reducción del capital social o su disolución según lo establecido en el artículo 260 de la Ley de Sociedades Anónimas y en el 104 de la Ley de Sociedades Limitadas.
- c. Falta de proporcionalidad de las muestras con respecto a la población real de empresas sanas y fracasadas¹, incorporando incluso firmas de diferentes sectores y tamaños.
- d. Escasa atención al colectivo de pequeñas y medianas empresas, a pesar de presentar un índice de mortalidad más elevado y configurar la mayor parte de nuestro tejido empresarial.
- e. Arbitrariedad en el proceso de selección de las variables caracterizado, básicamente, por la popularidad de los ratios y el juicio e intuición del investiga-

¹ Véase al respecto, Barniv (1990) y Bahnson y Bartley (1991, 1992).

dor. A esta circunstancia debemos añadir que las distribuciones de los ratios suelen encontrarse muy alejadas de la hipótesis de normalidad que subyace en la mayor parte de las técnicas estadísticas empleadas.

- f. Los modelos obtenidos presentan, habitualmente, una escasa estabilidad en el tiempo, además de una reducción importante de la capacidad explicativa cuando el horizonte temporal se aleja del momento en que aquélla se produce.
- g. Ausencia en algunos trabajos de muestras de validación.

Todas estas cuestiones nos han llevado a plantear, en el marco de las investigaciones que tratan de contribuir a la construcción de una teoría sobre fracaso empresarial, un proceso de análisis con el objetivo de determinar los indicadores financieros que más eficientemente anticipan el diagnóstico sobre insolvencia empresarial uno y dos años antes de que ésta se produzca.

La adopción como criterio de insolvencia de la situación de *quiebra técnica*, sin duda mucho más amplio que el más tradicional de *quiebra legal*, la tipología de las empresas que confeccionan la muestra (pequeñas y medianas empresas no financieras de la provincia de Santa Cruz de Tenerife) y la combinación de herramientas de análisis estadístico multivariante (factorial y regresión logística) con la aplicación de métodos de inteligencia artificial (algoritmo *See5*), contribuyen, entre otras cuestiones, a salvar algunas de las limitaciones que tradicionalmente han caracterizado este tipo de estudios, constituyendo las principales aportaciones de este estudio.

Para alcanzar el objetivo propuesto hemos estructurado nuestro trabajo en cinco apartados incluida esta introducción. En el epígrafe segundo se presenta un análisis crítico de las principales aportaciones empíricas que sobre el fracaso empresarial se han realizado en las últimas décadas. En el tercer apartado se describen los principales aspectos metodológicos desarrollados para la consecución del objetivo señalado, cuyos resultados se presentan en el punto cuatro. En el último epígrafe se resumen las principales conclusiones obtenidas.

2. EL ESTUDIO DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL: EVOLUCIÓN HISTÓRICA²

Los primeros estudios con rigor estadístico sobre predicción del fracaso empresarial fueron realizados con enfoque univariante, siendo Beaver (1966, 1968) el precursor de esta orientación al demostrar que los ratios financieros eran buenos predictores

² No pretendemos, en este punto y por motivos de espacio, hacer un repaso detallado de la abundante bibliografía existente al respecto. El lector interesado puede encontrar resúmenes de interés en los trabajos de Jones (1987), Altman (1993), Eisenbeis (1977), Zmijewski (1984) o Mora (1994), en los que se discuten algunos de los problemas metodológicos planteados por este tipo de estudios.

de las crisis empresariales, especialmente el cociente entre los *Recursos generados por las operaciones* y el *Pasivo exigible*. Sin embargo, y a pesar del gran adelanto que supuso en su momento, esta alternativa fue rápidamente sustituida por un enfoque multivariante que se adecuaba mejor al carácter multidimensional de la empresa.

Bajo esta nueva orientación comenzaron a proliferar los estudios basados en el análisis discriminante múltiple que consiste en obtener, a través de un vector de atributos o variables explicativas, una puntuación o valor Z a partir de la cual se fija un punto que delimita la *frontera límite* entre empresas sanas y fracasadas. Desde esta perspectiva destacaron, entre otros, los trabajos de Altman (1968), Meyer y Pifer (1970), Deakin (1972), o Blum (1974) y, posteriormente, los de Dambolena y Khoury (1980), Taffler (1982, 1983), Casey y Bartczak (1985) y Gentry *et al.* (1985 a, b, 1987). En nuestro país ha sido una de las técnicas más habitualmente utilizada en el este campo, destacando los trabajos de Gabás (1990), Laffarga *et al.* (1985, 1986 a, b, 1987, 1991), Rodríguez (1989), Ferrando y Blanco (1998) y Rodríguez (2001). Ahora bien, a pesar de la popularidad alcanzada por el análisis discriminante y los reducidos porcentajes de error en la clasificación de las empresas que presentaban los modelos obtenidos, la validez de estos resultados aparece cuestionada por las importantes restricciones estadísticas que caracterizan a esta metodología, siendo el incumplimiento de la hipótesis de normalidad en las distribuciones de los ratios contables, que habitualmente configuran el conjunto de variables independientes de los modelos, una de las causas que contribuyen a invalidar los resultados obtenidos con esta técnica e impiden su generalización.

Estas limitaciones favorecieron la aparición de una nueva corriente de estudios sobre insolvencia empresarial basados en modelos de probabilidad condicional, entre los que destacan los modelos *logit*, que parecen verse menos afectados por el incumplimiento de la hipótesis de normalidad. Esta técnica permite obtener una estimación de la probabilidad de fracaso de una empresa condicionada a un conjunto de restricciones o atributos, siendo el trabajo de Martin (1977) uno de los pionero dentro de esta línea de investigación. Destacan, posteriormente, las aportaciones de Zmijewski (1984); Casey y Bartczak (1985), Keasey y Watson (1987), Keasey *et al.* (1990) y Platt y Platt (1991). Esta técnica también ha sido ampliamente utilizada por los investigadores españoles, siendo los trabajos de Pina (1989), Mora (1994), Laffarga *et al.* (1985, 1986 a, b, 1987, 1991), Rodríguez (1989), Ferrando y Blanco (1998) y Rodríguez (2001), un claro ejemplo de ello.

Dentro de los estudios sobre predicción de la insolvencia empresarial, la aplicación de la técnica de participaciones iterativas constituye otra interesante línea de investigación, aunque mucho menos extendida que las anteriores. Esta metodología permite introducir las variables de forma secuencial, estableciendo clasificaciones sucesivas entre empresas fracasadas y solventes que se presentan en forma de árbol de decisión

binaria. Sin embargo, la arbitrariedad que suele caracterizar al proceso de introducción de las variables así como las dificultades que entraña la estimación de la probabilidad de fracaso, constituyen las causas principales que justifican la escasa popularidad de esta herramienta. Entre las principales aportaciones destacamos los estudios de Marais *et al.* (1984) y Frydman *et al.* (1985).

En este contexto de nuevas alternativas de investigación sobresalen los estudios que tratan de anticipar las situaciones de insolvencia a través de la aplicación de técnicas de inteligencia artificial³, especialmente de las redes neuronales y las técnicas de inducción de reglas y árboles de decisión, destacando entre otros los trabajos de Bell *et al.* (1990); Odom y Sharda (1993), Rughupathi *et al.* (1993), Wilson y Sharda (1994), Lacher *et al.* (1995) y Greenstein y Welsh (1996), mientras que en el ámbito nacional contamos con las aportaciones de Serrano y Martín (1993), De Miguel *et al.* (1993), Del Rey (1996), Martínez (1996) o Bonsón *et al.* (1997). Los resultados demuestran que las redes neuronales y los árboles de decisión logran un mayor grado de acierto que las técnicas clásicas a la hora de clasificar a las empresas en solventes e insolventes, presentando los árboles de decisión una mayor capacidad explicativa que las redes que, sin embargo, se caracterizan por una mayor capacidad predictiva que los primeros (Bonsón *et al.*, 1997).

Quisiéramos por último apuntar una serie de aspectos que caracterizan la investigación reseñada sobre insolvencia empresarial de los últimos treinta años:

1. A pesar del esfuerzo realizado, no se ha logrado hasta el momento establecer una teoría sobre el fracaso empresarial ni sobre sus factores determinantes; orientándose la mayoría de los trabajos empíricos a probar el contenido informativo de los estados financieros como elemento de predicción, tratando de buscar una relación entre datos contables y solvencia futura.
2. La metodología habitual de estos estudios ha consistido en seleccionar un grupo de empresas insolventes (según criterio de declaración legal de quiebra o suspensión de pagos) y emparejarlo con otro grupo de empresas solventes de similares características en cuanto a dimensión y sector actividad, de forma que no se produzcan interferencias de estas variables a la hora de determinar las características contables que diferencian a ambos grupos.
3. Habitualmente estos análisis han estado referidos a muestras de empresas que cotizan en Bolsa, destacando, en nuestro país, los dedicados al sector banca-

³ En Bonsón *et al.* (2000) puede encontrarse un análisis de las posibilidades que ofrecen las distintas técnicas de inteligencia artificial dentro de los sistemas contables de información para facilitar la toma de decisiones empresariales. Asimismo, en Bonsón y Sierra (2001) se presenta una revisión de las principales aplicaciones de las tecnologías inteligentes al análisis financiero.

rio por la facilidad que muestran sus empresas para acceder a información contable de calidad. Sin embargo, desde comienzos de los noventa, las mayores exigencias de publicidad y depósito de las Cuentas Anuales de las sociedades en los Registros Mercantiles han permitido la aparición de nuevos estudios protagonizados por las pequeñas y medianas empresas⁴.

4. En la mayoría de los modelos elaborados hasta el momento los ratios rentabilidad, seguidos de los de liquidez, son las variables que han demostrado una mayor capacidad explicativa⁵.

3. METODOLOGÍA

3.1. Criterio de insolvencia

Para alcanzar el objetivo pretendido en este estudio y con la intención de trabajar con una muestra de empresas más amplia que la obtenida si aplicásemos el criterio legal de quiebra y/o suspensión de pagos (tabla 1), hemos optado por calificar como insolventes a aquellas empresas que se encuentran en una situación de *quiebra técnica*, es decir, que el valor de sus deudas supere, desde el punto de vista contable, al total de sus inversiones (fondos propios negativos).

A pesar de que la aplicación de un control más estricto de la información contable presentada por las empresas en el Registro Mercantil impediría la existencia de dicha posibilidad⁶, la realidad demuestra, para el caso de la provincia de Santa Cruz de Tenerife (ámbito espacial al que vamos a circunscribir este estudio), que en torno al 20%

⁴ Con la entrada en vigor de la Ley 19/1989 de 25 de julio, las sociedades anónimas, limitadas, comanditarias por acciones y de garantía recíproca quedaron obligadas a la presentación y depósito de las Cuentas Anuales ante el Registro Mercantil de la provincia donde se ubicase su sede social, dejando abierto el Reglamento del Registro Mercantil (R.D. 1597/1989 de 29 de diciembre) la posibilidad de depósito a cualquier otro tipo de empresa (sociedad o no). La obligación de depósito de las Cuentas Anuales ha facilitado la realización de varios trabajos orientados a la predicción del fracaso en las pequeñas y medianas empresas, destacando entre otros los de García *et al.* (1995); Lizarraga (1997); Gandía, *et al.* (1995); Gallego *et al.* (1996); Ferrando y Blanco (1998) y Rodríguez (2001).

⁵ Las variables de cash-flow no han presentado, al contrario de lo que cabría esperar, mayor capacidad predictiva de la insolvencia (Casey y Bartczack, 1984, 1985, y Gentry *et al.*, 1985 a, b). Frente a ellos los estudios de Beaver (1966), Blum (1974), Deakin (1972) y Mensah (1983), sí señalan al cash-flow como una variable más adecuada para predecir la insolvencia. Una discusión más amplia sobre este tema puede verse en Larrán (2000).

⁶ El apartado 1-4º del artículo 260 de la Ley de Sociedades Anónimas y el apartado 1-e del 104 de la Ley de Sociedades de Responsabilidad Limitada, establecen la obligación de disolución de una sociedad "por consecuencia de pérdidas que dejen reducido el patrimonio a una cantidad inferior a la mitad del capital social, a no ser que éste se aumente o se reduzca en la medida suficiente".

de las empresas siguen operando en el mercado a pesar de presentar unos fondos propios negativos⁷ (figuras 1 y 2).

Figura 1
Aproximación a la importancia del fracaso empresarial

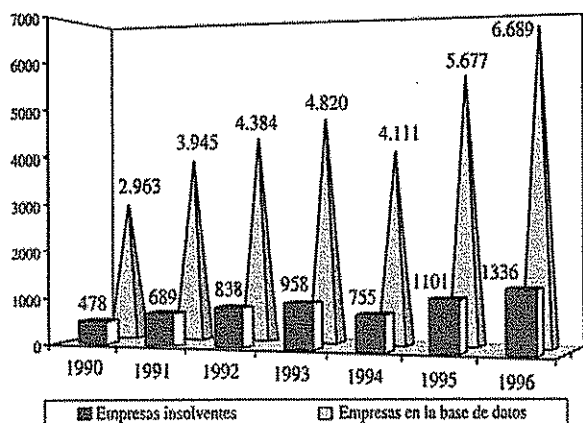
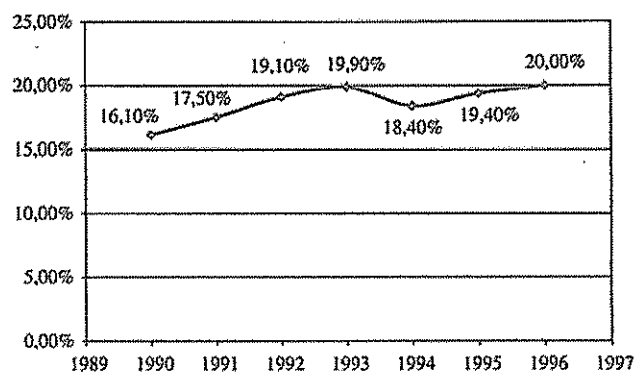


Figura 2
Evolución de las empresas insolventes



3.2. La muestra

La muestra de empresas utilizada para la realización de este trabajo procede de la base de datos de la Central de Balances de la Universidad de La Laguna (CBUL), que recoge la totalidad de las cuentas anuales de las sociedades mercantiles de la provincia de Santa Cruz de Tenerife, en su mayoría pequeñas y medianas empresas pertenecientes al sector servicios (tabla 2). Precisamente, la importancia que para la economía canaria tienen las actividades turísticas y comerciales es lo que ha determinado que las consideremos de forma individualizada dentro del sector servicios⁸.

⁷ El concepto patrimonio o fondos propios ha sido definido según lo establecido, a efectos de reducción del capital y disolución de sociedades, por el Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas -Resolución de 20 de diciembre de 1996. Su cálculo se realiza, a partir de los modelos de balance del Plan General de Contabilidad, atendiendo al siguiente patrón: 1. con signo positivo se incluyen: fondos propios, subvenciones de capital y diferencias positivas de cambio (minoradas en el importe correspondiente del gasto por impuesto sobre sociedades pendiente de devengo), los ingresos fiscales a distribuir en varios ejercicios y los préstamos participativos; 2. con signo negativo se incluyen las acciones o participaciones propias.

⁸ La CBUL fue constituida formalmente el 13 de Junio de 1994. Su objetivo básico es la elaboración de una base de datos sobre las empresas no financieras de la provincia de Santa Cruz de Tenerife, a partir de las cuentas anuales presentadas en el Registro Mercantil de dicha provincia, que contribuya, por sí misma y como fuente de información de otras investigaciones, al mejor conocimiento de la realidad empresarial. Para un mayor conocimiento de sus características, metodología y resultados, puede consultarse Medina, U. y González, A.L. (coord.) (2001).

El grado de cobertura de la CBUL, medido en términos de valor añadido bruto al coste de los factores, ascendía en 1995 al 18,36% del total de empresas de la provincia de S/C de Tenerife, según datos de la Fundación BBV (1997).

Tabla 1
Suspensiones de pagos y Quiebras. Criterio legal. 1994-1996

	SUSPENSIONES							QUIEBRAS					
	1994		1995		1996			1994		1995		1996	
	Nº	%	Nº	%	Nº	%		Nº	%	Nº	%	Nº	%
<i>Total Nacional</i>	724	100	508	100	649	100	<i>Total Nacional</i>	523	100	542	100	713	100
Canarias	9	1,24	7	1,38	6	0,92	Canarias	3	0,57	6	1,11	10	1,40
S. C. de Tenerife	2	0,28	3	0,59	1	0,15	S.C. de Tenerife	1	0,19	3	0,55	5	0,70
Las Palmas	7	0,97	4	0,79	5	0,77	Las Palmas	2	0,38	3	0,55	5	0,70

Fuente: Instituto Nacional de Estadística. Boletín Mensual de Estadística (1999).

Tabla 2
Distribución del número de empresas de la CBUL por año y sector de actividad

	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996
TOTAL EMPRESAS	2.974	3.946	4.385	4.720	4.114	5.800	6.865
AGRICULTURA	101 (3%) ¹	135 (3%)	143 (3%)	152 (3%)	119 (3%)	153 (3%)	176 (3%)
INDUSTRIA	219 (7%)	279 (7%)	348 (8%)	347 (7%)	314 (8%)	431 (7%)	458 (7%)
CONSTRUCCIÓN	410 (14%)	548 (14%)	578 (13%)	621 (13%)	488 (12%)	648 (11%)	764 (11%)
COMERCIO	956 (32%)	1.257 (32%)	1.432 (34%)	1.632 (35%)	1.535 (37%)	1.942 (33%)	2.234 (33%)
HOSTELERIA	212 (7%)	284 (7%)	307 (7%)	337 (7%)	306 (7%)	437 (7%)	520 (7%)
OTROS	973 (33%)	1.269 (30%)	1.415 (32%)	1.543 (33%)	1.299 (32%)	2.008 (36%)	2.450 (36%)
SERVICIOS	(33%)	(30%)	(32%)	(33%)	(32%)	(36%)	(36%)
SIN DETERMINAR	103 (3%)	174 (4%)	122 (3%)	88 (2%)	53 (1%)	181 (3%)	263 (3%)
GRANDES ²	78 (2,6%)	86 (2,2%)	97 (2,2%)	101 (2,1%)	108 (2,6%)	142 (2,4%)	152 (2,2%)
PEQUEÑAS	2.896 (97,4%)	3.860 (97,8%)	4.288 (97,8%)	4.619 (97,9%)	3.824 (92,9%)	5.429 (93,6%)	6.437 (93,7%)

1) (...) Porcentaje respecto al total de empresas de cada ejercicio.

2) Se consideran empresas grandes aquellas que de forma simultánea tengan un activo igual o superior a 500 millones y una cifra de negocios igual o superior a 1.000 millones.

Fuente: CBUL y elaboración propia.

Tabla 3
Características y estadísticos descriptivos de las empresas de la muestra

	Nº EMPRESAS		TOTAL INVERSIONES 1994			INGRESOS EXPLOTACIÓN 1994		
	Valor	%	Media	Desviación	Mediana	Media	Desviación	Mediana
INSOLVENTES								
Industria	7	10%	23.706	26.128	9.109	18.136	23.929	5.334
Construcción	8	11%	58.288	51.662	48.574	123.477	104.133	107.837
Comercio	20	29%	70.202	51.779	63.474	240.364	168.378	122.553
Hostelería	5	7%	7.699	4.062	5.802	26.761	13.502	22.753
Otros Servicios	30	43%	45.841	62.905	19.884	57.994	98.177	15.878
TOTAL	70	100%	41.147	50.053	26.946	93.346	120.921	25.637
SOLVENTES								
Industria	7	10%	21.667	27.707	13.273	20.251	26.083	8.046
Construcción	8	11%	54.498	55.960	46.809	121.577	104.168	98.597
Comercio	20	29%	71.897	50.769	60.247	238.713	164.145	119.221
Hostelería	5	7%	8.506	7.478	5.761	28.114	12.495	28.989
Otros Servicios	30	43%	40.774	59.994	20.299	59.244	94.889	17.139
TOTAL	70	100%	39.468	55.206	19.672	93.580	117.139	32.466

3.3. Selección de variables

En base al repaso realizado a los trabajos más relevantes que han estudiado el fenómeno del fracaso empresarial, tanto en el ámbito nacional como internacional, y a la naturaleza contable de la información de partida (cuentas anuales depositadas en el Registro Mercantil) hemos seleccionado, un amplio conjunto de ratios como variables potencialmente explicativas de la insolvencia empresarial, presentándose estos indicadores en la tabla 4 agrupados en seis categorías: rentabilidad, estructura económica, estructura financiera, solvencia y liquidez, tasas de participación sobre valor añadido y productividad y crecimiento (tabla 4).

Tabla 4
Variables explicativas del fracaso empresarial (I)

RATIOS DE RENTABILIDAD	
Rentabilidad Explotación (Reexpl)	Resultado Explotación / Activo total explotación
Margen de Explotación (MarExpl)	Resultado Explotación / Ingresos de explotación
Rotación de Explotación (RotExp)	Ingresos de explotación / Activo total explotación
Rentabilidad Económica (ROA)	Resultado antes de intereses e impuestos / Activo total neto
Rentabilidad Financiera (ROE)	Resultado antes de impuestos / Fondos Propios
Coste deuda	Gastos financieros / Total deudas
Contribución del Activo a los recursos generados (RPO / ATN)	Recursos procedentes de las operaciones antes Impuestos / Activo total neto
Contribución del Inmovilizado a los recursos generados (RPO / INM)	Recursos procedentes de las operaciones antes Impuestos / Inmovilizado

RATIOS DE ESTRUCTURA ECONÓMICA	
Peso del Inmovilizado (T.P. INM)	Inmovilizado neto / Activo total Neto
Peso del Circulante (T.P. CIRC)	Activo circulante / Activo total Neto
Peso Inmovilizado material (T.P. INM MAT)	Inmovilizado material neto / Activo total Neto
Peso Inmovilizado inmaterial (T.P. INM INMAT)	Inmovilizado inmaterial neto / Activo total Neto
Peso Inmovilizado financiero (T.P. INM FIN)	Inmovilizado financiero / Activo total Neto
Peso Existencias (T.P. Existencias)	Existencias / Activo total Neto
Peso Deudores (T.P. Deudores)	Deudores / Activo total Neto
Peso Tesorería (T.P. Tesorería)	Tesorería / Activo total Neto
RATIOS DE ESTRUCTURA FINANCIERA	
Endeudamiento (Endeu)	Total Deudas / (Fondos propios + Ingresos a distribuir en varios ejercicios)
Financiación Interna (Fin Int)	Fondos internos / Pasivo total
Financiación Externa (Fin Ext)	Fondos externos / Pasivo total
Peso Fondos Propios (T.P. F.P.)	(Fondos propios + Ingresos a distribuir en varios ejercicios) / Pasivo total
Importancia Reservas (Rvas / F.P.)	Reservas / Fondos Propios
Peso Fondos Ajenos (T.P. F.A.)	Fondos ajenos / Pasivo total
Endeudamiento L/P	Deudas a largo plazo / Total Deudas
Endeudamiento C/P	Deudas a corto plazo / Total Deudas
Financiación permanente (Fin Perm)	(Fondos Propios + Ingresos a distribuir + Deudas a l/p) / Pasivo total
RATIOS DE SOLVENCIA Y LIQUIDEZ	
Cobertura Gastos Financieros (Cober G.F.)	Resultado antes de intereses e impuestos / Gastos financieros
Cobertura G.F. y Deuda C/P (Cober GFCP)	Resultado antes de intereses e impuestos / (Gastos financieros + Deuda c/p)
Capacidad devolución (Cap dev)	Recursos Procedentes de las Operaciones antes de Imp/ Pasivo exigible
Capacidad devolución C/P (Cap dev cp)	Recursos Procedentes de las Operaciones antes de Imp/ Pasivo exigible c/p
Liquidez	Activo Circulante / Pasivo Circulante
Test ácido	(Activo Circulante - Existencias) / Pasivo Circulante
Tesorería	Disponibile / Pasivo Circulante
Garantía	Activo Total Neto / Pasivo Exigible
Peso Fondo Maniobra en Activo (F.M. / A.T.)	(Activo Circulante - Pasivo Circulante) / Pasivo Circulante
Peso Fondo Maniobra en Fondos Propios (F.M. / F.P.)	Activo Circulante - Pasivo Circulante) / (Fondos Propios + Ingresos a distribuir)
Cobertura Inmovilizado	Fondos Propios / Inmovilizado
Autofinanciación Inmovilizado	Reservas / Inmovilizado

TASAS DE PARTICIPACIÓN DE VALOR AÑADIDO Y PRODUCTIVIDAD	
Importancia del Valor Añadido (ImporVA) Amortización en Valor Añadido (Amort en VA) Gastos de personal en Valor Añadido (GP en VA) Gastos financieros en Valor Añadido (GF en VA) Impuestos en Valor Añadido (Imptos en VA)	Valor añadido / Ingresos de explotación Dotación amortizaciones / Valor añadido Gastos de personal / Valor añadido Gastos financieros / Valor añadido Impuestos / Valor añadido
Beneficio neto en Valor Añadido (BN en VA) Rotación Total (Rot tot) Rotación Inmovilizado (Rot Inn) Productividad personal T. P. Amortización en Ingresos Tasa Impositiva	Beneficio neto / Valor añadido Ingresos de Explotación / Activo Total Neto Ingresos de Explotación / Inmovilizado Ingresos de explotación / Gastos de personal Ingresos de explotación / Amortizaciones del ejercicio Impuesto sobre sociedades / Beneficio antes de impuestos
CRECIMIENTO	
Crecimiento Activo (CAT) Crecimiento Inmovilizado (CIN) Crecimiento Ingresos Explotación (CIE) Crecimiento Resultado Neto (CRN)	Tasa de variación del Activo Total Neto Tasa de variación del Inmovilizado o Inversión Fija Tasa de variación Ingresos de Explotación Tasa de variación Resultado Neto

Fuente: Elaboración propia.

3.4. Técnicas de análisis

Las técnicas de análisis aplicadas a este estudio para identificar los indicadores financieros que más eficientemente anticipan la situación de insolvencia en términos contables uno y dos años antes de que ésta se produzca (objetivo del estudio), han sido el análisis factorial en componentes principales, la regresión logística y el algoritmo de inducción de reglas y árboles de decisión *See5*. La elección de estas técnicas ha venido determinada por su mayor flexibilidad, al no estar sujetas a las restricciones de normalidad siendo, en consecuencia, más adecuadas para el análisis de ratios que otras técnicas más frecuentemente utilizadas como el análisis discriminante⁹.

⁹ Véase García-Ayuso (1995) donde se concluye que la normalidad no suele ser una buena aproximación a la realidad contable, pues las distribuciones de los ratios están muy alejadas de la misma al presentar problemas de asimetría, curtosis y observaciones extremas que obligan a realizar transformaciones en los datos originales y/o eliminar *outliers* para acercar las distribuciones a la normalidad, perdiendo de este modo capacidad explicativa de la realidad empresarial.

A pesar de la popularidad alcanzada por el análisis financiero de ratios, el requerimiento de normalidad en su distribución para determinados modelos estadísticos ha puesto en duda, en los últimos años, su bondad¹⁰, condicionando su validez a la toma de ciertas cautelas que eviten, en la medida de lo posible, problemas de correlación, inexistencia de proporcionalidad entre numerador y denominador o heterocedasticidad en los residuos de las regresiones. Por otro lado se ha demostrado que los ratios no son, al contrario de la creencia general, deflatores perfectos del tamaño de la empresa cuando las distribuciones están alejadas de la normalidad.

La existencia de asimetría, curtosis y observaciones extremas obliga a realizar transformaciones en las distribuciones originales de los ratios y/o a eliminar *outliers* para acercar estas distribuciones a la normalidad¹¹. De no hacerlo así, estaríamos invalidando la utilización de diversas técnicas estadísticas como el análisis discriminante al incumplirse uno de sus supuestos de partida, la homocedasticidad de varianzas entre grupos (García-Ayuso, 1995). Además, la no-normalidad invalidaría la utilización de la media como parámetro caracterizador de una determinada distribución, incapacitando también el uso de cualquier técnica estadística del análisis financiero multivariante que esté basada en ella (Ezzamel y Mar-Molinero, 1990).

Además el investigador ha de tener en cuenta que, aún en el caso de que las distribuciones univariantes de los ratios sean normales, ello no garantiza que las distribuciones multivariantes de los mismos también lo sean (Watson, 1990). A esta limitación hemos de sumarle que la no-linealidad suele presidir los modelos de decisión que incorporan magnitudes contables y ratios financieros (Kennedy *et al.* 1992).

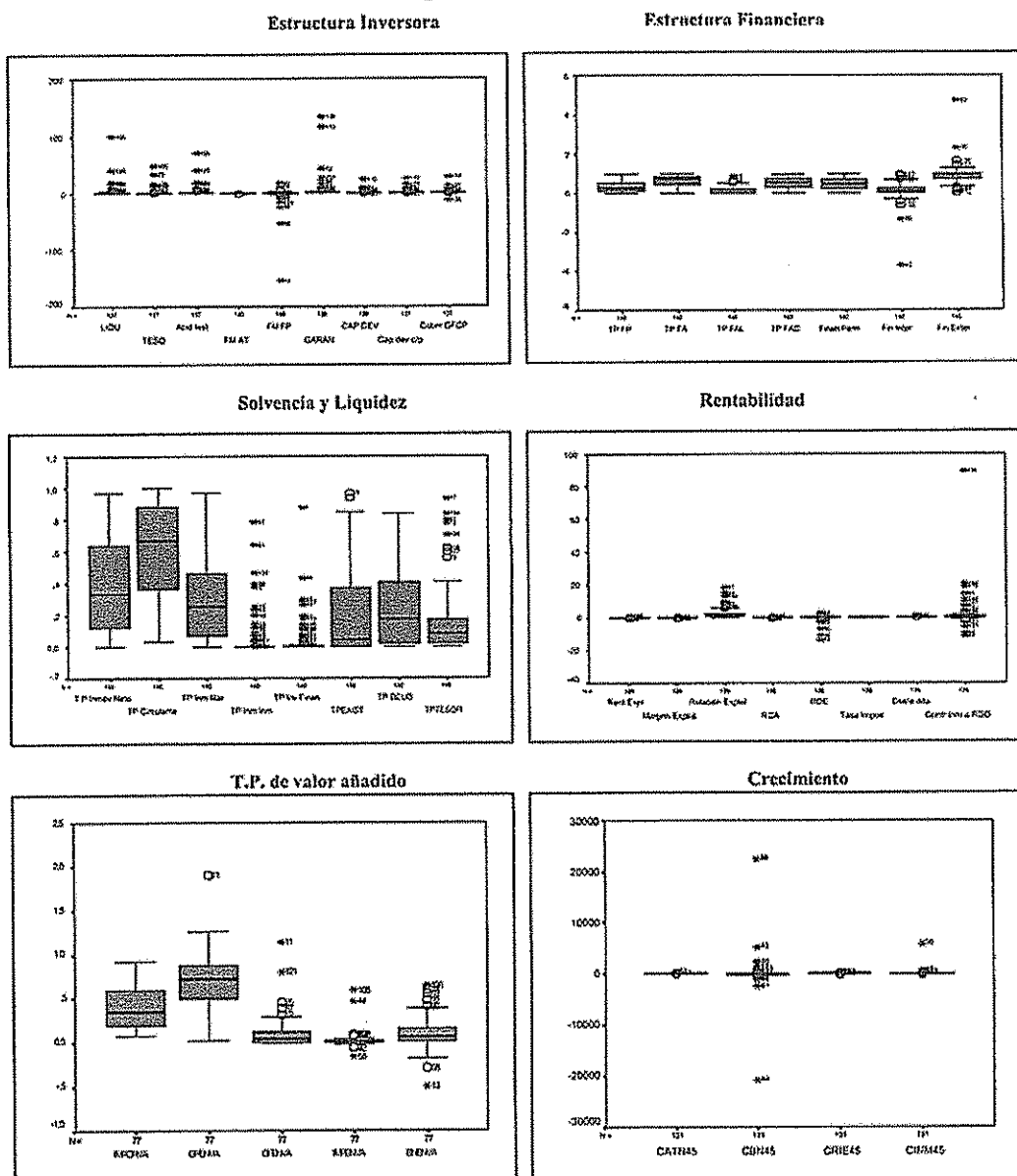
Por todas estas cuestiones y con el ánimo de analizar las características de las distribuciones de los ratios empleados en nuestro estudio y su grado de similitud o alejamiento a la distribución normal realizamos, en primer lugar, un contraste gráfico a través de los diagramas de caja para las distribuciones de los ratios definidos en la tabla 4 para el ejercicio económico 1994 y, posteriormente, un contraste de la hipótesis de normalidad a través del test de *Kolmogorov-Smirnov* para estas mismas distribuciones.

¹⁰ Deakin (1976) estudió la normalidad de las distribuciones de un elevado número de ratios en una muestra de empresas encontrando que la normalidad se rechaza en ocasiones y en otras no. Como puede verse en Ezzamel y Mar Molinero (1990) esta es la tónica de la mayoría de los estudios realizados posteriormente. Véase, García-Ayuso (1995).

¹¹ La presencia de un excesivo número de valores atípicos se considera parcialmente responsable del alejamiento de la normalidad de las distribuciones de los ratios financieros, de la asimetría de las mismas y de incrementar la varianza, tal y como se advierte en los trabajos de Frecka y Hopwood (1983), So (1987) y Ezzamel *et al.* (1987). Para intentar soslayar los problemas que conlleva la eliminación de *outliers* se han planteado otras distribuciones alternativas a la normal. Así, McLeay (1986 a y b) consideró la *t de Student*, mientras que Ezzamel *et al.* (1987) proponen la distribución *gamma*, planteándose también diversas transformaciones de los valores de los ratios. Sin embargo, estas transformaciones sólo han resultado significativas para determinados ratios, siendo la transformación adecuada diferente para cada uno de ellos (García-Ayuso, 1995).

Los diagramas de caja (figura 3) constituyen, en este sentido, una valiosa e intuitiva herramienta, cuya aplicación, al no requerir grandes conocimientos matemáticos ni estadísticos, resulta sencilla, aportando de forma gráfica información sobre las distribuciones de los ratios, su simetría y la presencia de valores extremos. Sin embargo, y a pesar de sus ventajas, ha sido muy poco utilizada en la investigación contable, destacando al respecto la labor emprendida por Mar Molinero (1990).

Figura 3
Diagramas de caja



Fuente: Elaboración propia

Tal y como demuestra la figura 3, y al contrario de lo que ocurre para el resto de grupos de ratios considerados, únicamente los que diseñan la composición de la estructura inversora en sus dos grandes masas, inmovilizados y circulantes y los de valor añadido presentan cajas amplias, lo que significa que un considerable número de empresas registran valores similares. Sin embargo, la aparición de un importante grado de asimetría en ambos casos nos lleva, al igual que para el resto de grupos, a rechazar la hipótesis de normalidad.

La tabla 5 presenta los resultados de la Prueba de *Kolmogorov-Smirnov* para las distribuciones de los ratios. Tal y como se puede observar, en el 90% de los casos se rechaza la hipótesis de normalidad.

Tabla 5
Test de normalidad. Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	1994		1995	
	Z	Sig. Asintót.	Z	Sig. Asintót.
RATIOS DE RENTABILIDAD				
Rentabilidad de Explotación	2,152	0,000	5,730	0,000
Margen de Explotación	2,538	0,000	1,957	0,001
Rotación de Explotación	2,361	0,000	5,959	0,000
Rentabilidad Económica	2,008	0,001	5,860	0,000
Rentabilidad Financiera	4,111	0,000	4,890	0,000
Coste deuda	3,852	0,000	5,735	0,000
Contribución Activo a Recursos Generados (RPO/ ATN)	1,725	0,005	5,721	0,000
Contribución Inmovilizado a Recursos generados (RPO / INM)	4,400	0,000	4,772	0,000
RATIOS DE ESTRUCTURA ECONÓMICA				
T. P. Inmovilizado	1,364	0,048	1,456	0,029
T. P. del Circulante	1,364	0,048	1,456	0,029
T. P. Inmovilizado material	1,571	0,014	1,654	0,008
T. P. Inmovilizado inmaterial	5,176	0,000	5,120	0,000
T. P. Inmovilizado financiero	4,501	0,000	4,391	0,000
T. P. Existencias	2,776	0,000	2,980	0,000
T. P. Deudores	1,834	0,002	1,914	0,001
T. P. Tesorería	2,636	0,000	2,665	0,000

RATIOS DE ESTRUCTURA FINANCIERA				
Endeudamiento	4,589	0,000	3,432	0,000
Financiación Interna	2,690	0,000	5,956	0,000
Financiación Externa	2,690	0,000	5,956	0,000
T. P. Fondos Propios	1,641	0,009	1,566	0,015
Importancia reservas (Rvas / F.P.)	3,913	0,000	3,974	0,000
T. P. Fondos Ajenos	1,641	0,009	1,566	0,015
Endeudamiento L/P	3,498	0,000	3,114	0,000
Endeudamiento C/P	0,871	0,434	0,974	0,299
Financiación permanente	0,871	0,434	0,974	0,299
RATIOS DE SOLVENCIA Y LIQUIDEZ				
Cobertura Gastos Financieros	4,355	0,000	4,354	0,000
Cobertura Gastos Financieros y Deuda C/P	4,102	0,000	5,081	0,000
Capacidad devolución	4,475	0,000	5,305	0,000
Capacidad devolución C/P	4,192	0,000	4,984	0,000
Liquidez	4,297	0,000	5,028	0,000
Test ácido	4,286	0,000	5,020	0,000
Tesorería	4,646	0,000	4,889	0,000
Garantía	4,777	0,000	5,374	0,000
Peso Fondo Maniobra en Activo (F.M. / A.T.)	0,531	0,940	0,558	0,914
Peso Fondo Maniobra en Fondos Propios (F.M. / F.P.)	4,473	0,000	3,519	0,000
Cobertura Inmovilizado	5,304	0,000	5,370	0,000
Autofinanciación Inmovilizado	5,466	0,000	5,739	0,000
TASAS DE PARTICIPACIÓN DE VALOR AÑADIDO Y PRODUCTIVIDAD				
Importancia del Valor Añadido	1,051	0,219	0,733	0,656
Amortización en Valor Añadido	5,381	0,000	4,798	0,000
Gastos de personal en Valor Añadido	2,435	0,000	3,793	0,000
Gastos financieros en Valor Añadido	4,782	0,000	5,174	0,000
Impuestos en Valor Añadido	5,308	0,000	5,596	0,000
Beneficio neto en Valor Añadido	4,014	0,000	4,470	0,000
Rotación Total	2,329	0,000	5,996	0,000
Rotación Inmovilizado	5,310	0,000	5,527	0,000
Productividad personal	3,057	0,000	3,752	0,000
T. P. Amortización en Ingresos	3,177	0,000	3,122	0,000
Tasa Impositiva	2,569	0,000	3,969	0,000

CRECIMIENTO				
Crecimiento del Activo	3,078	0,000	1,186	0,120
Crecimiento Inmovilizado	4,676	0,000	4,335	0,000
Crecimiento Ingresos Explotación	3,303	0,000	3,555	0,000
Crecimiento Resultado Neto	4,241	0,000	3,587	0,000

Fuente: Elaboración propia

Ante estas evidencias hemos optado, para la consecución del objetivo pretendido, por combinar la regresión logística y el algoritmo de inducción de reglas y árboles de decisión, *See5*, utilizando previamente el análisis factorial de componentes principales que nos permitirá eliminar las redundancias informativas que presenta el amplio conjunto de ratios considerado (tabla 4), obteniendo un número más limitado de factores (combinación de varios ratios) que serán las variables a introducir en el análisis *logit*. El uso combinado del *logit* y el *See5*, técnicas de carácter explicativo, que se caracterizan por una mayor flexibilidad y por no estar sujetas a las restricciones de normalidad de las distribuciones de las variables, nos permitirá contrastar la robustez de los resultados obtenidos a través de distintas herramientas.

El análisis factorial en componentes principales es un método para reducir la dimensión del número de variables o ratios que inicialmente se han considerado como potencialmente explicativas del fracaso empresarial (tabla 4), obteniendo un conjunto más reducido de W factores o componentes latentes (no observables empíricamente) que no presentan información correlacionada que explique la covarianza entre las K variables, indicando cuáles son los factores más relevantes para explicar las situaciones de insolvencia¹².

Una vez que hemos reducido el número de variables a un conjunto de factores introducimos éstos como variables explicativas en la regresión logística. Los resultados de este análisis nos presentan la probabilidad de que una observación pertenezca a un colectivo determinado (empresas solventes o empresas insolventes), en función del comportamiento de las variables independientes (factores). Las variables que resulten relevantes para diferenciar a las empresas insolventes de las solventes son elegidas por el propio modelo a través del método *forward*, que consiste en ir añadiendo posibles predictores de uno en

¹² La existencia de correlaciones altas entre las variables es indicativo de información redundante y pocos factores explicarán gran parte de la varianza total. Por el contrario, correlaciones pequeñas entre las variables son indicativas de poca información redundante y, por lo tanto, se necesitarán muchos factores para explicar una parte sustancial de la varianza.

uno, en función del nivel de correlación o significación estadística obtenido en el análisis bivariado, deteniéndose el proceso cuando, al añadir una nueva variable independiente, ésta no aporta ninguna mejora significativa a la bondad de ajuste del modelo.

Por otra parte, la aplicación del algoritmo *See5*¹³, técnica de inteligencia artificial que descende del *Concept Learning System*, introducido por Hunt *et al.* (1966), nos permitirá contrastar, a través de una metodología muy diferente, los resultados obtenidos previamente en el análisis *logit*. Su mayor flexibilidad permite una adecuación más eficiente a las características de la información contable de la empresa (datos interrelacionados, incompletos, erróneos o adulterados), permitiendo, a través de su proceso de aprendizaje, una superior capacidad para filtrar los ruidos que acompañan a esta información (Serrano, 1994, p. 89). Además, esta técnica ofrece mejores resultados cuando el número de individuos (empresas) con los que se opera no es muy elevado, como ocurre en este caso.

El algoritmo *See5* realiza, a través del aprendizaje inductivo, sucesivas particiones binarias en el espacio de las variables explicativas, para así construir un árbol de clasificación. Dicho árbol se construye de forma que en cada partición se escoge la variable que aporta más información en función de una medida de entropía o cantidad de información. A partir del árbol se elaboran unas reglas de clasificación fácilmente interpretables, que permiten definir las características que más diferencian a las empresas insolventes de las solventes. Las reglas se construyen en función del principio MDL (*Minimum Description Length*) que garantiza para el conjunto de las mismas un porcentaje de aciertos de clasificación casi tan elevado como los obtenidos con el árbol.

Hasta el momento, las técnicas de inteligencia artificial se han aplicado en Contabilidad y Finanzas, fundamentalmente, al análisis del fracaso empresarial y a la predicción de los precios en los mercados financieros, siendo las redes neuronales más utilizadas que los sistemas de inducción. Destacamos en este último caso el trabajo de Bonsón *et al.* (1997).

4. RESULTADOS

4.1. Resultados del análisis factorial

Como paso previo a la estimación de los modelos *logit* realizamos un análisis factorial con el propósito de poder identificar las variables que proporcionan mayor cantidad de información relevante, evitando de este modo los problemas de multicolineali-

¹³ Dicho algoritmo constituye una extensión de los algoritmos ID3 y C4.5 (Quinlan, 1997)

dad derivados de la existencia de redundancias en la información proporcionada por el conjunto de ratios inicialmente considerados.

La aplicación del análisis factorial nos ha permitido reducir y concentrar la información contenida en las 53 variables inicialmente consideradas como potencialmente explicativas del fracaso (tabla 4), en los 16 factores que se muestran en las tablas 6 y 7. El porcentaje de varianza explicada por estos 16 factores, cuyo valor propio excede de uno, se sitúa en el 84,76% para un año antes del fracaso y en 84,92% para dos años antes del mismo.

Los factores más significativos para diferenciar a las empresas insolventes de las solventes presentan una cierta estabilidad en el tiempo, si bien el factor representativo de la estructura financiera, que es el que más información aporta un año antes de la crisis (11,37% del total de varianza explicada), se ve relegado al sexto lugar dos años antes del fracaso (explicando sólo el 5,97% del total de varianza). Los ratios que aportan mayor información a este factor son: la tasa de participación de los fondos propios en relación al total de recursos empleados, el nivel de deudas a corto plazo, el ratio de endeudamiento y lo que puede resultar más llamativo el peso del fondo de maniobra sobre el total de inversiones.

Tabla 6
Resultados del Análisis Factorial un año antes del fracaso

Factor	Valor Propio	% de Varianza	% Acumulado	Ratios con mayor peso en el factor	Denominación Factor
1	6,14	11,37	11,37	T.P. F.P.; Endeudamiento C/P; Financiación permanente; Financiación interna; F.M. / A.T.	Estructura financiera
2	4,95	9,17	20,54	Liquidez; Garantía, Tesorería, Test ácido	Solvencia estática
3	4,72	8,74	29,29	T.P. Inmovilizado; T.P. Inmovilizado. material; T.P. amortización en ingresos; T.P. existencias	Estructura económica
4	4,26	7,89	37,19	Autofinanciación inmovilizado; Cobertura inmovilizado; Rotación inmovilizado; RPO/Inmovilizado	Financiación y contribución inmovilizado
5	3,94	7,30	44,49	Rentabilidad explotación; Margen explotación; RPO/A.T.; Importancia del valor añadido; ROA	Rentabilidad inversiones
6	3,83	7,10	51,60	B.N. en V.A.; G.F. en V.A.; T.P. amortización en V.A.; G.P. en V.A.; Impuestos en V.A.; F.M./F.P.	Distribución valor añadido
7	2,84	5,27	56,87	Cobertura G.F./C.P.; Capacidad devolución C.P.; Capacidad devolución; Coste deuda	Solvencia dinámica
8	2,29	4,24	61,12	Rotación total; Rotación explotación	Rotación
9	1,96	3,63	64,75	CAT 95-96; CIE 95-96; CINM 95-96; CBE 95-96	Crecimiento
10	1,91	3,54	68,29	Endeudamiento L.P.	Endeudamiento L.P.
11	1,55	2,88	71,18	Productividad personal;	Productividad
12	1,54	2,86	74,04	T.P. Deudores; T.P. tesorería	Importancia disponible
13	1,53	2,84	76,89	T.P. Inmovilizado inmaterial;	Importancia intangibles
14	1,49	2,76	79,66	Reservas / F.P.; ROE	Autofinanciación y rentabilidad
15	1,49	2,76	82,42	T.P. Inmovilizado financiero	Peso inversiones financieras
16	1,26	2,34	84,76	Tasa impositiva	Tasa impositiva

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 7
Resultados del Análisis Factorial dos años antes del fracaso

Factor	Valor Propio	% de Varianza	% Acumulado	Ratios con mayor peso en el factor	Denominación Factor
1	9,26	16,26	16,26	Test Ácido; Liquidez; Capacidad devolución C.P.; Tesorería; Garantía; Capacidad Devolución; Cobertura G.F./C.P.; T.P. Tesorería; Cobertura G.F.	Solvencia estática y dinámica
2	5,58	9,78	26,04	T.P. Inmovilizado; T.P. Inmovilizado Material; F.M. / A.T.; T.P. amortización en V.A.; T.P. Deudores; T.P. Existencias	Estructura económica
3	4,40	7,72	33,77	Cobertura Inmovilizado; Rotación Inmovilizado; Autofinanciación Inmovilizado; RPO/ Inmovilizado	Financiación, contribución inmovilizado
4	3,15	5,54	39,31	B.N. en V.A.; Gastos Personal en V.A.; Margen Explotación; RPO/ AT; ROA; Rentabilidad Explotación	Rentabilidad de las inversiones
5	3,13	5,49	44,80	Rotación Total; Rotación Explotación	Rotación
6	3,10	5,45	50,26	Endeudamiento; F.M. / F.P.; Endeudamiento C.P.; Financiación Permanente; T.P. Fondos Propios	Estructura Financiera
7	2,76	4,84	55,10	CAT 95-96; CIE 95-96	Crecimiento
8	2,57	4,52	59,62	Financiación Interna; Funcionalidad Inmovilizado; T.P. amortización en Ingresos	Financiación interna
9	2,49	4,38	64,00	Importancia V.A.;	Importancia valor añadido
10	2,07	3,64	67,65	T.P. Inmovilizado Inmaterial; Productividad Personal.	Importancia intangibles y productividad
11	1,96	3,44	71,09	Reservas / F.P; ROE;	Autofinanciación y rentabilidad
12	1,86	3,27	74,37	T.P. Inmovilizado Financiero	Peso inversiones financieras
13	1,75	3,08	77,45	Endeudamiento a L.P.	Endeudamiento L.P.
14	1,59	2,79	80,24	Coste deuda; Gastos Financieros. en V.A.	Importancia gastos financieros
15	1,35	2,37	82,62	Impuestos en V.A	Peso impuestos en valor añadido
16	1,30	2,29	84,92	Tasa Impositiva;	Tasa impositiva

Fuente: Elaboración propia.

Los indicadores de solvencia, seguidos de los de estructura económica, financiación del inmovilizado y rentabilidad de las inversiones, son los que manifiestan mayor poder anticipativo del fracaso empresarial uno y dos años antes de que éste efectivamente se produzca. En el otro extremo, se sitúan el peso relativo de las inversiones financieras dentro del total de inversiones y la tasa impositiva que resultan ser los últimos factores. Por otra parte, se observa que es necesario considerar un número de factores no inferior a 6 para explicar más de la mitad de la varianza total explicada.

Resulta destacable que los indicadores de solvencia estática presenten, un año antes de la quiebra, mayor poder informativo que los de solvencia dinámica, disgregándose en dos factores separados de forma que el factor de solvencia dinámica queda relegado hasta la séptima posición, mientras que, dos años antes del fracaso todos los ratios de solvencia aparecían juntos en el primer factor, que explicaba el 16,26% de la varianza total. Este resultado indica que cuando se acerca el momento de la insolvencia, los indicadores basados en las garantías patrimoniales presentan mayor capacidad para anticipar dicha situación que los de carácter dinámico, que están basados en la capacidad de devolución de las deudas o los gastos financieros asociados a la misma con los recursos generados.

La estructura económica ocupa, respectivamente, el tercer y segundo lugar uno y dos años antes de la crisis, explicando el 8,74% y el 9,78% de la varianza. Este factor demuestra una elevada correlación con las variables que definen la estructura de las inversiones, oponiendo a las empresas con mayor peso relativo del inmovilizado neto frente a las que tienen una mayor proporción de activo circulante. En este factor también se incluye en los dos años la tasa de participación de las amortizaciones en los ingresos.

Los siguientes factores en importancia a la hora de explicar la insolvencia son los de autofinanciación del inmovilizado y contribución del mismo a los recursos generados, seguidos de los de la rentabilidad de los activos y rotación de los mismos.

4.2. Resultados del análisis *logit*

Con el objetivo de contrastar los factores que aumentan o disminuyen la probabilidad de que la empresa se encuentre en situación de insolvencia, aplicamos a los factores obtenidos en la etapa anterior el análisis *logit* paso a paso hacia delante, de forma que las variables se van incorporando al modelo. A las empresas insolventes se les asigna el código "0" y a las solventes el "1".

En los modelos obtenidos para uno y dos años antes de la situación de fracaso, el nivel de significación de la evaluación de la razón de verosimilitud (*model chi square*) es igual a 0, por lo que se rechaza la hipótesis nula, es decir, se acepta que el modelo es

significativo, y se puede concluir que al menos uno de los factores influye en la probabilidad de que la empresa sea insolvente (tabla 8).

Tabla 8
Contraste global del modelo

	1 año antes de la insolvencia			2 años antes de la insolvencia		
	Chi-Square	df	Significance	Chi-Square	df	Significance
Model	110,221	5	,0000	91,812	6	,0000
Block	110,221	5	,0000	91,812	6	,0000
Step	110,221	5	,0000	91,812	6	,0000

Fuente: elaboración propia.

En la tabla 9, que presenta el porcentaje de pronósticos correctos y de errores de ambos tipos, puede observarse que el modelo clasifica, un año antes de la quiebra técnica, un poco mejor a las empresas insolventes que a las solventes, dando un nivel de falsos quebrados del 9,53%, mientras que, dos años antes de la insolvencia, el nivel de aciertos es similar en los dos grupos de empresas situándose en el 85,71%.

Tabla 9
Capacidad predictiva del modelo

Con los 126 datos utilizados en la estimación del modelo							
1 año antes				2 años antes			
	INSOLVENTE	SOLVENTE	% ACIERTOS	INSOLVENTE	SOLVENTE	% ACIERTOS	
INSOLVENTE	57	6	90,47%	INSOLVENTE	54	9	85,71%
SOLVENTE	8	55	88,88%	SOLVENTE	9	54	85,71%
		TOTAL	89,68%		TOTAL	85,71%	
Con los 14 datos utilizados en la validación del modelo							
1 año antes				2 años antes			
	INSOLVENTE	SOLVENTE	% ACIERTOS	INSOLVENTE	SOLVENTE	% ACIERTOS	
INSOLVENTE	11	3	78,57%	INSOLVENTE	3	11	78,57%
SOLVENTE	2	12	85,71%	SOLVENTE	10	4	71,43%
	TOTAL		82,14%	TOTAL		75,00%	

Fuente: Elaboración propia.

Con la finalidad de testar la verdadera la capacidad clasificatoria de los modelos obtenidos reservamos, para el proceso de validación y de forma aleatoria, 14 de las 140 empresas que conformaban la muestra inicial. En la tabla 9 puede apreciarse que el nivel de aciertos desciende hasta situarse en el 82,14% para un año antes de la quiebra y un 75% para dos años antes de la misma.

El análisis de la tabla 10, que presenta los resultados de la regresión logística, señala a los factores representativos de las estructuras financiera y económica, la rentabilidad de los activos, el crecimiento y la tasa impositiva como las variables explicativas de la situación de insolvencia un año antes de que se produzca la misma, al ser sus parámetros "B" (columna 2) estadísticamente distintos de cero (columna 6). Si entramos en el análisis de dichos parámetros observamos como todas las variables anteriores, a excepción de la rentabilidad y la tasa impositiva, contribuyen a incrementar la probabilidad de que la empresa sea insolvente, dado que sus parámetros B presentan un signo positivo. La negatividad de los coeficientes obtenidos para la rentabilidad de los activos y la tasa impositiva vienen a confirmar que las empresas menos rentables, es decir, las que obtienen un beneficio menor y, por tanto, soportan una carga impositiva menor, tienen más probabilidades de encontrarse un año después en situación de insolvencia.

Respecto a la contribución parcial de cada factor, se observa que son los de estructura financiera, crecimiento, rentabilidad de los activos y estructura económica, los que muestran los mayores valores de contribución al modelo al ser los que presentan un coeficiente R más elevado (columna 7). Sin embargo, los factores cuyo incremento produce el aumento más significativo en la probabilidad de que una empresa sea insolvente son los de estructura financiera, crecimiento y estructura económica (columna 8).

Tabla 10
Resultados del análisis Logit

Modelo para un año antes de la insolvencia							
Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig	R	Exp(B)
Estructura financiera	2,5465	,3298	59,6191	1	,0000	0,4795	12,7623
Estructura económica	,7085	,2881	6,0477	1	,0347	0,3055	2,0309
Rentabilidad activos	-1,6065	,2579	38,8024	1	,0187	-0,3077	0,2005
Crecimiento	1,4050	,3682	14,5607	1	,0001	0,4486	4,0755
Tasa impositiva	-,5229	,2972	3,0955	1	,0385	-0,0291	0,5927
Constante	-1,2555	,2596	23,3896	1	,0150		

Modelo para dos años antes de la insolvencia							
Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig	R	Exp(B)
Solvencia estática y dinámica	2,2952	,6202	13,6954	1	,0058	0,4534	9,9264
Rentabilidad activos	-1,4303	,3715	14,8230	1	,0003	-0,2152	0,2392
Estructura Financiera	1,9985	,5666	12,4409	1	,0155	0,3305	7,3779
Estructura económica	1,8223	,7559	5,8118	1	,0197	0,2521	6,1860
Importancia gastos financieros	,7388	,3657	4,0813	1	,0213	0,1053	2,0934
Tasa impositiva	-,3123	,3640	0,7361	1	,0049	-0,069	0,7317
Constante	-0,8021	,3192	6,3143	1	,0038		

Fuente: Elaboración propia

Si repetimos el proceso para dos años antes de la quiebra tenemos que es el factor de solvencia el que aporta mayor información para clasificar a las empresas en función de su equilibrio financiero, confirmando así los resultados obtenidos en el análisis factorial en el que este factor mostraba mayor capacidad para anticipar la insolvencia. El resto de factores que contribuyen a explicar la insolvencia son, por este orden, las estructuras financiera y económica, la rentabilidad de los activos, la importancia de los gastos financieros (factor conformado por el ratio de coste medio contable de la deuda y por la tasa de participación de los gastos financieros en el valor añadido) y la tasa impositiva. De nuevo, el coeficiente B estimado para los factores representativos de la rentabilidad de las inversiones y la tasa impositiva nos indica que éstos contribuyen negativamente a incrementar la probabilidad de insolvencia.

El análisis de la columna 7 en la que se presenta el coeficiente R nos indica que son los factores de solvencia, estructura financiera y estructura económica los que muestran una mayor contribución al modelo al ser los que presentan un coeficiente más elevado, siendo también los que producen un incremento más significativo en la probabilidad de que una empresa sea insolvente (columna 8).

4.3. Resultados del análisis de inducción de reglas y árboles de decisión, *SEE5*

El análisis de los árboles de decisión y de las reglas obtenidas para diferenciar a las empresas sanas y fracasadas, uno y dos años antes de que se presente la situación de quiebra (tabla 11), indica que las variables que más contribuyen a anticipar dicha situación son:

- Nivel de endeudamiento
- Rentabilidad y,
- Solvencia

Tabla 11
Árboles y reglas de decisión

<p><i>Árboles de decisión un año antes de la insolvencia(1995):</i> Endeudamiento > 3.668361: :.....ROA <= 0.128914: Insolvente (46.0/5.0) ROA > 0.128914: :.....CREI 94-95 <= -21.83802: Insolvente (2.0) CREI 94-95 > -21.83802: Solvente (5.0) Endeudamiento <= 3.668361: :.....BN en VA <= 0.0487927: :.....CREI 94-95 <= -13.1748: Insolvente (8.5/0.1) CREI 94-95 > -13.1748: :.....Autofin Inm <= 0.216805: Insolvente (7.9/1.2) Autofin Inm > 0.216805: Solvente (8.0) BN en VA > 0.0487927: :.....CREI 94-95 <= -30.20449: :.....Cobertura GF/CP >= -0.1437: Solvente (4.2) Cobertura GF/CP < -0.1437: Insolvente (13.0) CREI 94-95 > -30.20449: :.....T.P. Tesorería > 0.0597: Solvente (28.2) T.P. Tesorería <= 0.0597: Insolvente (13.3/1.0)</p>	REGLAS UN AÑO ANTES DE LA INSOLVENCIA 1995	
	Regla 1: (cobertura 46) ROA <= 0.128914 Endeudamiento > 3.668361 -> clase Insolvente [0.875]	Regla 4: (cobertura 36) Autofin. Inmov. > 0.216805 Endeudamiento <= 3.668361 CREI 94-95 > -13.1748 -> clase Solvente [0.964]
	Regla 2: (cobertura 13) Cobertura GF/CP < -0.1437 CREI 94-95 <= -30.20449 -> clase Insolvente [0.933]	Regla 5: (cobertura 21) ROA > 0.128914 CREI 94-95 > -21.83802 -> clase Solvente [0.913]
	Regla 3: (cobertura 63) BN en VA <= 0.0487927 -> clase Insolvente [0.738]	Regla 6: (cobertura 48) BN en VA > 0.0487927 Endeudamiento <= 3.668361 -> clase Solvente [0.860]
<p><i>Árboles de decisión dos años antes de la insolvencia (1994):</i> Endeudamiento > 2.5754: :.....Test Ácido <= 0.2233: insolvente (51.7/5.0) Test Ácido > 0.2233: :..... Cobertura Inmovilizado <= 0.2637: insolvente (6.0) Cobertura Inmovilizado > 0.2637: :..... ROA <= 0.0404: insolvente (6.3/2.0) ROA > 0.0404: solvente (7.0) Endeudamiento <= 2.5754: :.....B.N. en VA <= 0.0127 :.....Cobertura GF/CP <= -0.2014: solvente (6.4/1.4) Cobertura GF/CP > -0.2014: insolvente (8.6/1.0) B.N. en VA > 0.0127 :.....T.P. Tesorería <= 0.0660: solvente (18.0) T.P. Tesorería > 0.0660: solvente :.....F.M./F.P. > 0.4726: solvente (19.0/1.0) F.M./F.P. <= 0.4726: :.....Autofinan. Inmóvil. <= 0.1315: insolvente (7.0/1.0) Autofinan. Inmóvil. > 0.1315: solvente (6.0/1.0)</p>	REGLAS DOS AÑOS ANTES DE LA INSOLVENCIA 1995	
	Regla 1: (cobertura 51) Test Ácido <= 0.2233 Endeudamiento > 2.5755 -> clase insolvente [0.857]	Regla 5: (cobertura 18) T. P. Tesorería < 0.0660 B.N. en V.A. > 0.0127 -> clase solvente [0.950]
	Regla 2: (cobertura 29) Cobertura GF/CP > -0.2014 B.N. en V.A. <= 0.0127 -> clase insolvente [0.839]	Regla 6: (cobertura 26) F.M./F.P. > 0.4726 B.N. en V.A. > 0.0127 Endeudamiento <= 2.5755 -> clase solvente [0.929]
	Regla 3: (cobertura 28) ROA <= 0.0404 Endeudamiento > 2.5755 -> clase insolvente [0.833]	Regla 7: (cobertura 56) Test Ácido > 0.2233 Endeudamiento < 2.5755 -> clase solvente [0.857]
	Regla 4: (cobertura 25) T.P. Tesorería > 0.0660 FM/FP <= 0.5755 Autofin. Inmóvil. <= 0.1315 -> clase insolvente [0.778]	

El endeudamiento es el factor que aporta mayor cantidad de información al ser la primera variable que, con independencia del ejercicio, divide el árbol en dos grandes ramas. De esta forma, las empresas insolventes muestran permanentemente una mayor dependencia de la financiación ajena, aspecto éste que se acentúa conforme nos acercamos al año en que se hace efectiva la situación de quiebra técnica.

Esta circunstancia se explica, para ambos años, por las mayores tasas de participación del beneficio neto sobre el valor añadido bruto (configurando la segunda gran rama de los árboles obtenidos) que demuestran las empresas solventes con respecto a las que no lo son, lo que evidencia una política de racionalización y control del gasto más eficiente, cuya consecuencia inmediata es una superior capacidad para la generación y capitalización de beneficios (regla 6).

Frente a la estabilidad demostrada por los indicadores anteriores, la capacidad explicativa de otras variables se ve alterada por la mayor o menor proximidad al ejercicio en el que se hace presente la situación de quiebra. De esta forma, y dentro de las variables explicativas de segundo nivel, un año antes de la quiebra la rentabilidad económica adquiere un mayor protagonismo en detrimento de los ratios de solvencia (test ácido y cobertura de inmovilizado) con mayor poder explicativo dos años antes¹⁴.

A esta mayor importancia de la rentabilidad como factor explicativo de la quiebra empresarial un año antes de la crisis, hemos de añadir la aparición del indicador crecimiento de los ingresos de explotación (tercera rama del árbol correspondiente a un año antes de la crisis), lo que permite asignar a las debilidades en el plano comercial gran parte de la responsabilidad de las menores tasas de rentabilidad presentadas por las empresas insolventes. La importancia de esta variable de crecimiento queda refrendada por su continua aparición en las ramas inferiores del árbol.

A la capacidad explicativa de los indicadores hasta ahora reseñados, hemos de sumar dos nuevos indicadores de solvencia que permiten acercarnos al objetivo pretendido en este estudio: uno de naturaleza dinámica (cobertura de gastos financieros / deuda a corto plazo) y otro de carácter estático (tasa de participación de la tesorería en el total de inversión). La bondad de dichos indicadores se manifiesta por su reiterada aparición en los árboles de los dos años objeto de estudio.

Las reglas generadas a partir de los árboles de decisión analizados confirman, en alto grado, la importancia de las variables hasta ahora destacadas, así:

- El ratio de endeudamiento es el indicador que aparece un mayor número de veces en las diversas reglas generadas en los dos años (reglas 1, 3, 6 y 7 en 1994 y reglas 1, 4 y 6 en 1995) a los que debemos sumar, para todos los casos y a pesar de compartir protagonismo con otras variables, un elevado nivel de cobertura.

¹⁴ Estos resultados están en línea con los obtenidos en la mayor parte de los trabajos empíricos disponibles, en los que los ratios de rentabilidad demuestran

- De esta forma, dos años antes de la situación de quiebra el test ácido es la variable que acompaña al endeudamiento en las reglas que presentan una mayor cobertura (1 y 7) permitiendo la clasificación correcta del 62% de las firmas insolventes y del 69% de las solventes.
- Por su parte, un año antes de la crisis, son la rentabilidad (regla 1) y uno de sus factores determinantes, el margen sobre el valor añadido (regla 6), los indicadores que junto al endeudamiento demuestran un mayor grado de cobertura, permitiendo clasificar correctamente en torno al 60% de las firmas insolventes y solventes.
- Paralelamente, cabe destacar el elevado grado de cobertura que muestra la relación beneficio neto / valor añadido, especialmente un año antes de la quiebra técnica, clasificando al 66% de las empresas insolventes (regla 6). Bien es verdad que para dos años antes de la quiebra su nivel de cobertura resulta notablemente inferior, alcanzando guarismos que no superan el 35% (reglas 2, 5 y 6).
- Por último, resulta destacable que para un año antes de la quiebra el 50% de las empresas solventes presentan un ratio de autofinanciación del inmovilizado superior al 21,6%, al tiempo que un crecimiento de los ingresos de explotación no inferior al -13,2% (regla 4).

Como podemos apreciar en la tabla 12, la capacidad clasificatoria de los árboles y las reglas de decisión obtenidas para anticipar las situaciones de insolvencia uno y dos años antes de que ésta efectivamente se produzca es elevada, situándose, respectivamente, en el 91,1% y 90,4%. Además, el nivel de cobertura mostrado por las diversas reglas obtenidas oscila entre el 73% y el 96% (tabla 11).

Tabla 12
Capacidad clasificatoria del árbol y las reglas obtenidas por el algoritmo See5

1994				1995			
Evaluación con datos de entrenamiento (126 casos):				Evaluación con datos de entrenamiento (126 casos):			
Árbol de decisión		Reglas		Árbol de decisión		Reglas	
Tamaño	Errores	Nº	Errores	Tamaño	Errores	Nº	Errores
10	12(9.6%)	9	12(9.6%)	11	7(5.6%)	6	10(7.9%)
(a) (b)	<- clasificada como			(a) (b)	<- clasificada como		
60	3	(a): clase Insolvente		60	4	(a): clase Insolvente	
9	54	(b): clase Solvente		6	56	(b): clase Solvente	

Fuente: Elaboración propia.

Dado que estos valores hacen referencia a los “datos de entrenamiento”, para validar la precisión y capacidad de los resultados obtenidos hemos empleado dos tipos de análisis. Por un lado hemos reservado, de forma aleatoria, 14 de las 140 empresas que conformaban la muestra inicial para testar la capacidad clasificatoria de los árboles y reglas generadas a partir de los mismos y, por otro, hemos evaluado la calidad de los modelos a través del análisis de “validación cruzada” (*crossvalidate*). De ambos procesos destacamos:

1. Los resultados de la clasificación de las 14 empresas inicialmente no incorporadas en el modelo (tabla 13), indican que la capacidad de los árboles y reglas obtenidas para anticipar las situaciones de quiebra va mejorando conforme nos acercamos al momento en que se produce el fracaso empresarial, tal y como ocurría en el análisis *logit*. Así, el porcentaje de errores disminuye del 21,4% para dos años antes de la quiebra, al 14,3% para un año antes de la misma, siendo menos eficiente el modelo para diferenciar a las empresas solventes.

Tabla 13

Capacidad clasificatoria del árbol y las reglas obtenidas por el algoritmo See5

1994				1995			
Evaluación con datos de validación (14 casos):				Evaluación con datos de validación (14 casos):			
Árbol de decisión		Reglas		Árbol de decisión		Reglas	
Tamaño	Errores	Nº	Errores	Tamaño	Errores	Nº	Errores
10	2(14.3%)	9	3(21.4%)	11	2(14.3%)	6	2(14.3%)
(a)	(b)	<- clasificada como		(a)	(b)	<- clasificada como	
6		(a): clase Insolvente		6		(a): clase Insolvente	
3	5	(b): clase Solvente		2	6	(b): clase Solvente	

2. Por otro lado, *el análisis de validación cruzada*, procedimiento que incorpora el algoritmo *See5*, nos permite dividir la muestra de forma aleatoria en varios subgrupos que contienen aproximadamente el mismo número de casos y donde las dos categorías consideradas se encuentran proporcionalmente representadas, recalculando el árbol de decisión para todos los subgrupos excepto uno, que es utilizado para testar la capacidad predictiva de los resultados obtenidos.

Debido a que el número de datos con los que operábamos no es excesivamente amplio (70 casos), hemos realizado el proceso de validación creando dos grupos. La aleatoriedad en la composición de dichos grupos nos ha llevado a repetir 50 veces consecutivas este procedimiento, situándose el error medio para dos años antes del fracaso en torno a un 21,7%, con una desviación típica del 1,4% mientras que, para un año antes la media del error se situó, respectivamente en 16,2%, siendo su desviación típica asociada de 1,6%. En todo caso los nuevos árboles y reglas de decisión obtenidos en este proceso confirman la importancia de las variables anteriores para diferenciar a las empresas solventes de las que se encuentran uno o dos años más tarde en situación de quiebra técnica.

5. CONCLUSIONES

En el marco de las investigaciones que tratan de contribuir a la construcción de una teoría sobre fracaso empresarial, el objetivo de este trabajo ha sido determinar los indicadores financieros que más eficientemente anticipan el diagnóstico sobre insolvencia uno y dos años antes de que ésta se produzca.

Para paliar algunas de las limitaciones que caracterizan estudios previos en este campo, hemos adoptado como criterio de insolvencia la situación de *quiebra técnica*, sin duda mucho más amplio que el habitual de *quiebra legal*, lo que nos ha permitido trabajar con una muestra más amplia de empresas (140; 70 fracasadas y 70 no fracasadas), caracterizadas por su pequeña dimensión y adscripción al sector servicios.

Sin embargo, entendemos que nuestra principal aportación metodológica deriva, ante el rechazo de la hipótesis de normalidad para la mayoría de los ratios considerados como inicialmente explicativos, del empleo de técnicas de análisis mucho más flexibles y adecuadas a las características de la información contable, como la regresión logística y el algoritmo de inducción de reglas y árboles de decisión, *See5*. El uso combinado de estas técnicas de carácter explicativo, a la que añadimos el análisis factorial en componentes principales que nos facilitó la reducción del número de variables iniciales a incluir en la regresión logística, nos ha permitido contrastar la robustez de los resultados obtenidos a través de distintas herramientas.

Todas estas técnicas se caracterizan por no requerir ninguna hipótesis previa sobre la estructura de los datos y sus interrelaciones, no estando sujetas a las restricciones de normalidad. El abandono para las empresas de la muestra de la hipótesis de normalidad, según los resultados del *test de Kolmogorov Smirnov* y los diagramas de caja, hacen que estas técnicas resulten más adecuadas para el análisis de ratios que otras habitualmente utilizadas.

Los resultados del algoritmo *See5* indican que el endeudamiento es el factor que más contribuye a anticipar la situación de quiebra, presentando permanentemente las

firmas insolventes una mayor dependencia de la financiación ajena, aspecto éste que se acentúa conforme nos acercamos al año en que se hace efectiva la situación de quiebra técnica. Esta menor capacidad explicativa de la estructura financiera, conforme se aleja el horizonte de predicción, se hace más patente en los análisis factorial y *logit* en los que dos años antes de la crisis, los indicadores de solvencia se presentan como los más significativos. Además, los resultados del análisis factorial nos permiten concluir que, cuando se acerca el momento de la quiebra, los indicadores de solvencia basados en las garantías patrimoniales presentan mayor capacidad para anticipar dicha situación que los de carácter dinámico, que están basados en la capacidad de devolución de las deudas o los gastos financieros asociados a las mismas con los recursos generados.

Los indicadores representativos de la estructura económica, la financiación del inmovilizado y rentabilidad de las inversiones, son los siguientes factores que manifiestan mayor poder anticipativo de la situación de insolvencia, uno y dos años antes de que ésta efectivamente se produzca, mostrando las empresas sanas una mayor capacidad para la generación y capitalización de beneficios, producto de la aplicación más eficiente de políticas de racionalización y control del gasto.

Entre las variables explicativas de la insolvencia, los análisis *logit* y *See5* también señalan a la rentabilidad económica y al crecimiento de los ingresos de explotación, adquiriendo estas variables mayor protagonismo en la medida en que nos acercamos al ejercicio en que la insolvencia se hace efectiva. Las debilidades en el plano comercial explicarían, en gran parte, las menores tasas de rentabilidad presentadas por las empresas insolventes.

Quisiéramos por último apuntar que, a pesar del indudable esfuerzo realizado por las numerosas investigaciones realizadas en este campo, la verdadera utilidad de los diversos modelos obtenidos hasta ahora requeriría considerar otros escenarios que podríamos acercarnos a un diagnóstico más eficiente de la situación de insolvencia como, por ejemplo, la no distribución de dividendos, el incumplimiento de cualquier obligación de pago, un importante descenso de la tesorería generada por las operaciones o un descubierto bancario. De esta forma, se podría generalizar un modelo de fracaso empresarial que permitiese predecir, con mayor antelación las situaciones de insolvencia, de forma que se pudiesen tomar las medidas correctoras necesarias para evitarla.

BIBLIOGRAFÍA

ALTMAN, E.I. (1968): "Financial Ratios, Discriminat Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Financial*, September, p. 589-609.

_____ (1993): *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Joohnn Wiley & Son, New York.

BAHNSON, P.R. y BARTLEY, J.W. (1991): "Cash-Flow and Financial Distress: Further Evidence", Working Papers, Univerty of Montana.

- _____ y _____ (1992): "The Sensitivity of Failure Prediction Models to Alternative Definitions of Failure", *Advances in Accounting*, vol. 10, p.55-278.
- BARNIV, R. (1990): "Accounting Procedures, Market Data, Cash-Flow Figure, and Insolvency Classifications: The Case of Insurance Industry", *The Accounting Review*, vol. 65, No.3, July, p.578-608.
- BEAVER, W.H. (1966): "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research*, Supplement, p.71-111.
- _____ (1968): "Alternatives Accounting Measures and Predictors of Failure", *The Accounting Review*, January, p.113-122.
- BELL, T.B.; RIBAR, G.S. y VERCHIO, J. (1990): "Neural Nets Versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures", SRIVASTAVA, R.P. (ed): *Auditing Symposium on Auditing Problems*, p.29-53.
- BLUM, M. (1974): "Failing Company Discriminant Analysis", *Journal of Accounting Research*, spring, p.1-25.
- BONSÓN, E.; ESCOBAR, T. y MARTÍN, M^a.P. (1997): "Sistemas de inducción de árboles de decisión: utilidad en el análisis de la información contable", *Biblioteca electrónica Ciberconta*, p.1-16.
- _____ y SIERRA, G. (2001): "Análisis financiero y tecnologías de la información", *VII Jornadas de Trabajo de Análisis Contable*, Asepuc, septiembre, p.63-82.
- _____ ; MARTÍN, M^a.P. y ESCOBAR, T. (2000): "La mejora del sistema de información contable mediante la integración de las tecnología emergentes", *Revista de Contabilidad*, vol. 3, No.6, julio-diciembre, p. 21-48.
- CASEY, C.J. y BARTCZAK, N.J. (1984): "Cash-Flow it's Not the Bottom Line", *Harvard Business Review*, vol. 62, No.4, p.61-66.
- _____ ; BARTCZAK, N.J. (1985): "Using Operating Cash-Flow Data to Predict Financial Distress-Some Extensions", *Journal of Accounting Research*, vol. 23, No.1, p.384-401.
- DAMBOLENA, I.G. y KHOURY, S.J. (1980): "Ratio Stability and Corporate failure", *Journal of Financial*, vol. 35, No.4, september, p.1017-1026.
- DE MIGUEL, L.J.; REVILLA, E.; RODRÍGUEZ, J.M. y CANO, J.M. (1993): "A Comparison Between Statistical and Neural Network-Based Methods for Predicting Bank Failure", *Proceedings of the II-th International Workshop on Intelligence in Economic and Management*, August, Portland, Oregon.
- DEAKIN, E. (1972): "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", *Journal of Accounting Research*, Spring, p.167-179.
- _____ (1976): "Distribution of Financial Accounting Ratios: some Empirical Evidence", *The Accounting Review*, vol.1, p.90-96.
- DEL REY, E. (1996): "Bankruptcy Predictions in Non-Financial Companies: an Application Based on Artificial Neural Network Models" en Sierra, G.J. y Bonsón, E. (Editores) *Intelligent System in Accounting and Finance*, p.253-272.
- EISENBEIS, R.A. (1977): "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics", *Journal of Finance*, vol. XXXII, No.3, June, p.875-900.
- EZZAMEL, M., MAR-MOLINERO, C. y BEECHER, A. (1987): "On the Distributional Properties of Financial Ratios in U.K. Manufacturing Companies", *Journal of Business. Finance and Accounting*, vol. 14, No. 4, p.463-481.
- _____ y _____ (1990): "The Distributional Properties of Financial Ratios in U.K. Manufacturing Companies", *Journal of Business. Finance and Accounting*, vol.17, p.1-49.
- 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*, Vol. XXVII, No. 95, abril-junio, p.499-540.
- FRECKA, T.J. y HOPWOOD, W.S. (1983): "The Effects of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties of Financial Ratios", *Journal of Accounting Review*, vol.58, No.1, p.115-128.
- FRYDMAN, H.; ALTMAN, E. y KAO, D. (1985): "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress", *Journal of Finance*, March, p.269-291.

- FUNDACIÓN BANCO BILBAO VIZCAYA (1997): *Renta Nacional de España y su distribución provincial 1993. Avance 1994/1995*, Fundación BBV, Bilbao.
- GABÁS, F. (1990): *Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial*, Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.
- GALLEGO, A.M.; GOMEZ, J.C. y YÁNEZ, L. (1996): "Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras", Comunicaciones IV Foro de Finanzas AEFIN. Madrid, noviembre, p. 785-804.
- GANDÍA, J.L.; GARCÍA, J.L. y MOLINA, R. (1995): *Estudio empírico de la solvencia empresarial en la comunidad valenciana*. Instituto valenciano de Investigaciones Económicas, S.A., junio.
- GARCÍA-AYUSO, M. (1995): "La necesidad de llevar a cabo un replanteamiento de la investigación en materia de análisis de la información financiera", *Análisis financiero*, No. 66, p.36-61.
- GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D.; ARQUES, A. y CALVO-FLORES, A. (1995): "Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXIV, núm. 82, enero-marzo, p. 175-200.
- GENTRY, J.; NEWBOLD, P. y WHITFORD, D. (1985a): "Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components", *Journal of Accounting Research*, Spring, p. 146-159.
- _____; _____ y _____ (1985b): "Predicting Bankruptcy: if Cash-Flow's not the Bottom Line, Was Is?", *Financial Analysts Journal*, September-October, p.47-56.
- _____; _____ y _____ (1987): "Funds Flow Components, Financial Ratios, and Bankruptcy", *Journal of Business, Finance and Accounting*, winter, p.595-606.
- GREENSTEIN, M.M. y WELSH, M.J. (1996): "Bankruptcy Predictions Using ex ante Neural Network and Realistically Proportioned Testing Sets" en Sierra, G.J. y Bonsón, E. (Editores) *Intelligent System in Accounting and Finance*, p.187-211.
- HUNT, E.B.; MARIN, J. y STONE, P.J. (1966): *Experiments in induction*, Academic Press, New York.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA (1999): Boletín Mensual de Estadística, Instituto Nacional de Estadística, Madrid.
- JONES, F.L. (1987): "Current Techniques in Bankruptcy Prediction", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 6, p.131-164.
- KEASEY, K.; MCGUINNESS, P. y SHORT, H. (1990): "The Multilogit Approach to Predicting Corporate Failure—Further Analysis and the Issue of Signal Consistency", *Omega*, Vol. 18, No.1, p.85-94.
- _____; _____ y WATSON, R. (1987): "Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure: a Test of Argenti's Hypothesis", *Journal of Business Financial and Accounting*, fall, p.335-354.
- KENNEDY, D.; LAKONISHOK, J. y SHOW, W.H. (1992): "Accommodating Outliers and Nonlinearity in Decision Models", *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, vol.7, No.2, spring, p.161-193.
- LACHER, R.C.; COATS, P.K.; SHARMA, S.C. y FAUT, L.P. (1995): "A Neural Networks for Classifying the Financial Health of a Firm", *European Journal of Operational Research*, No.85, p.53-65.
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J.L. y VÁZQUEZ, M.J. (1985): "El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española", *ESIC-MARKET*, No. 48, abril-junio, p. 51-73.
- _____; _____ y _____ (1986a): "El pronóstico a largo plazo del fracaso de las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la Banca española", *ESIC-MARKET*, No.54, octubre-diciembre, p.113-167.
- _____; _____ y _____ (1986b): "El pronóstico a corto plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la Banca española", *ESIC-MARKET*, julio-septiembre, p.59-116.
- _____; _____ y _____ (1987): "Predicción de las crisis bancarias españolas: comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante", *Cuadernos de Investigación Contable*, vol. 1, No.1, otoño, p.103-110.
- _____; _____ y _____ (1991): "La predicción de la quiebra bancaria: el caso español", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, No.66, enero-marzo, p.151-166.
- LARRÁN, M. (2000): "Una revisión de la literatura empírica relativa a la utilidad del principio de caja; especial atención a la predicción del fracaso empresarial", *Actualidad Financiera*, marzo, p.33-59.
- LIZARRAGA, F. (1997): "Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: Análisis del sector industrial de la mediana empresas española", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVI, No.92, octubre-diciembre, p.871-915.

- McLEAY, S. (1986a): "The Ratio of Means, The Mean of Ratios and other Benchmarks: an Examination of Characteristic Financial Ratios in the French Corporate Sector", *The Journal of the French Finance Association*, vol.7, No.1, p.75-93.
- _____ (1986b): "Students t and the Distribution of Financial Ratios", *Journal of Business, Finance and Accounting*, vol.13, No.2, p.209-222.
- MARAIS, 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*, vol.22 (suplemento).
- MARTIN, D. (1977): "Early Warning of Bank Failure: a Logit Regression Approach", *Journal of Banking and Finance*, November, p.249-276.
- MAR-MOLINERO, C. (1990): "On the Relationship Between Multidimensional Scaling and other Statistical Techniques", *Research Paper*, Universidad de Southampton, Reino Unido.
- MARTÍNEZ, I. (1996): "Forecasting Company Failure: Neural Approach versus Discriminant Analysis: An Application To Spanish Insurance Companies, en Sierra, G.J. y Bonsón, E. (Editores) *Intelligent System in Accounting and Finance*, p.169-185.
- MEDINA, U. y GONZÁLEZ, A.L (coord.) (2001): *Resultados de la empresa canaria. Informe de los ejercicios 1990-96. Central de Balances de la Universidad de La Laguna*, Fundación Fyde-Caja-Canarias, Colección Empresarial, No.8, Santa Cruz de Tenerife.
- MENSAH, Y.M. (1983): "The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustment: some Empirical Evidence", *The Accounting Review*, Abril, p.228-245.
- MEYER, P. y PIFER, H. (1970): "Predictions of Bank Failure", *Journal of Financial*, September, p.853-868.
- MORA, A. (1994): "Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXIII, No.80, julio-septiembre, p.709-732.
- ODOM, M.D. y SHARDA, R. (1993): "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction", en Trippi, R. y Turban, E. (editores) *Neural Network in Finance and Investing*, Probus Publishing Company, Cambridge, p.177-185.
- PALEPU, K.G. (1986): "Predicting Takeover Targets: A Methodological and Empirical Analysis", *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 8, p.3-35.
- PINA, V. (1989): "La información contable en la predicción de las crisis bancarias 1977-1985", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol.XVIII, No.1, primavera, p.309-338.
- PLATT, H.D. y PLATT, M.B. (1991): "A Note on the Use of Industry Relative Ratios in Bankruptcy Prediction", *Journal of Banking and Finance*, vol. 15, No.6, p.1183-1194.
- QUINLAN, J.R. (1997): *See5*. www.rulequest.com/See5-info.html.
- RODRÍGUEZ, J.M. (1989): "Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico", *Moneda y Crédito*, No.189, p.187-227.
- RODRÍGUEZ, M. (2001): "Predicción del fracaso empresarial en compañías no financieras. Consideración de técnicas de análisis multivariante de corte paramétrico". *Actualidad financiera*, No.6, junio, p.27-42.
- RUGHUPATHI, W.; SCHKADE, LL. y RAJU, B.S. (1993): "A Neural Network To Bankruptcy Prediction" en Trippi, R. y Turban, E. (editores) *Neural Network in Finance and Investing*, Probus Publishing Company, Cambridge, p.159-176.
- SERRANO, C. y MARTÍN DEL BRÍO, B. (1993): "Predicción de la crisis bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXII, No.74, p.153-176.
- _____ (1994): *Las Redes Neuronales Artificiales en el Análisis de la Información Contable*, Tesis Doctoral Universidad de Zaragoza.
- SO, J.C. (1987): "Some Empirical Evidences on the Outliers and the Non-Normal Distribution of Financial Ratios", *Journal of Business Finance & Accounting*, vol.4, No.14, p.483-496.

TAFFLER, R.J. (1982): "Forecasting Company Failure in the U.K.: Using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data", *Journal of the Royal Statistical Association*, No.3, p.342-358.

_____ (1983): "The Assessment of Company Solvency and Performance Using A Statistical Model", *Accounting and Business Research*, Fall, p.295-307.

WATSON, C.J. (1990): "Multivariate Distributional Properties, Outliers, and Transformation of Financial Ratios", *The Accounting Review*, vol.65, No.3, p.662-695.

WILSON, R.L. y SHARDA, R. (1994): "Bankruptcy Prediction Using Neural Network", *Decision Support Systems*, No.11, p.545-557.

ZMIJEWSKI, M.E. (1984): "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, Vol.22, suplemento, p.59-82.