

APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE SEGMENTACIÓN XERÁRQUICA Á PREDICIÓN DO FRACASO EMPRESARIAL

Anxo Calvo Silvosa¹, Manuel Rodríguez López²

¹Departamento de Economía Financeira e Contabilidade
Universidade da Coruña

²Departamento de Economía Financeira e Contabilidade
Universidade da Coruña

RESUMO

A predición do fracaso empresarial é un dos temas que máis atención veñen de suscitar dentro da valoración de riscos. Desde o traballo seminal de Beaver (1966), desenvóléronse un gran número de traballos para afondar no coñecemento dos factores que conducen a unha situación de fracaso empresarial. Este traballo tenta explicar o comportamento da variable dependente nominal -éxito-fracaso- a partir dos valores dun conxunto de variables independentes métricas (razóns financeiras) utilizando árbores de clasificación no marco da segmentación xerárquica. Utilizarase unha mostra de 120 empresas e estudíaranse as árbores elaboradas en diferentes momentos previos ao fracaso. Finalmente, extraeranse conclusións.

Palabras clave: árbores de clasificación, estatística non paramétrica, fracaso empresarial.

INTRODUCCIÓN

Malia que a predición do fracaso empresarial foi un problema que tradicionalmente interesou a un amplo espectro de axentes económicos, non é ata o traballo de Beaver (1966) cando se trata este tema desde una perspectiva de análise univariante con certo rigor estatístico. Nesta análise demóstrase a importancia das razóns financeiras como preditores, poñendo de manifesto a relevancia da información contable financeira nos procesos de insolvencia empresarial. O enfoque dado por Beaver, a pesar de supoñer un gran avance no seu momento, foi rapidamente superado pola aproximación multivariante, que acae mellor ao ámbito multidimensional da empresa. O desenvolvemento deste enfoque resultou favorecido polo avance tecnolóxico, o cal permitiu a aplicabilidade de técnicas de estatística avanzada, inicialmente postergadas a simples experimentos de laboratorio. Así, xurdiron estudos como os de Altman (1966), Meyer e Pifer (1970), Deakin (1972) e Blum (1974). A técnica estatística aplicada foi a análise discriminante. Non obstante, malia a aceptable capacidade predictiva dos modelos deseñados coa análise discriminante múltiple, a validez destes modelos quedou cuestionada polas fortes restricións de tipo estatístico, especialmente a inherente á distribución normal multivariante das razóns financeiras, tras comprobarse empiricamente que a adaptación das variables a este tipo de distribución é máis a excepción que a regra.

Tratando de superar tales limitacións, xorde a aplicación doutro tipo de modelos con menos restricións. Nesta segunda etapa, ponse a énfase no desenvolvemento de modelos baseados en técnicas de probabilidade condicional, especialmente o modelo logit. Martín (1977) foi un dos pioneiros en aplicar a análise logit á predición do fracaso empresarial. Posteriormente, apareceron outras achegas entre as que cómpre salientar a Ohlson (1980) e Casey e Bartczak (1985), entre outros.

Despois destas fases iniciais, sucédense novas aplicacións e distintos enfoques para tratar a predición do fracaso empresarial: a partir de la década dos oitenta, comezan a proliferar traballos

que utilizan técnicas estadísticas pouco explotadas neste ámbito, como son as técnicas de tipo non paramétrico e as baseadas na intelixencia artificial.

No eido da estatística non paramétrica, cómpre salientar a aplicación da técnica de particións iterativas, que consiste na introducción de forma secuencial das variables, establecendo clasificacións sucesivas entre empresas fracasadas e non fracasadas nunha estrutura arbórea de decisión binaria. Entre as dificultades que presenta esta modalidade destaca a arbitrariedade no proceso de selección das variables discriminantes e a súa sensibilidade aos cambios na estimación dos custos de erro e das probabilidades a priori, debido a que estes son definidos e incorporados no propio algoritmo de cálculo, en contraposición con outras técnicas paramétricas.

A aplicación de técnicas baseadas na intelixencia artificial é moito máis recente. É neste contorno onde a experiencia e a intuición, a subxectividade en definitiva, xoga un papel importante no proceso. Por tal motivo, o avance científico e tecnolóxico no ámbito de la Intelixencia Artificial nas dúas últimas décadas no pasou desapercibido para os investigadores en análise financeira, que a empregaron como ferramenta de modelización na predición do fracaso empresarial. Entre as técnicas máis utilizadas, cómpre salientar os sistemas expertos (Messier e Hansen, 1988), as redes neuronais artificiais (Serrano e Martín, 1993), algoritmos de indución de regras e árbores de decisión (Bryan, 1997; Bonsón et al, 1997; e González et al, 1999).

Para rematar, a predición do fracaso empresarial é un problema que aínda carece dun tratamento adecuado, no sentido de non dispoñer dun corpo teórico que, aceptado pola comunidade científica, axude a explicar este fenómeno. As distintas aplicacións e procedementos con que se trata de dar solución satisfactoria a este problema tratan de contribuír á construción dunha teoría xeral da solvencia empresarial.

AS ÁRBORES DE CLASIFICACIÓN

Dentro das técnicas que empregan algoritmos para a identificación de grupos homoxéneos nunha poboación, pódense atopar as árbores de clasificación. O seu obxectivo é predicir ou explicar observacións dunha variable categórica determinada.

A característica máis salientable desta ferramenta é o seu carácter xerárquico (Breiman et al., 1984). Isto significa que, a diferenza doutras metodoloxías de clasificación, a presenza das diferentes variables explicativas está ordenada por niveis. En consecuencia, a influencia dunha variable tan só será en función dos valores que adopte outra variable anterior. Significa que as árbores de clasificación constrúense a partir de secuencias “se ..., entón ...”. Eis o trazo diferencial desta metodoloxía. Así pois, para achegar as árbores de decisión ás metodoloxías de clasificación baseadas na regresión –por exemplo, análise discriminante–, en vez dunha única ecuación, cumprirían unha serie de regresións simples (StatSoft, 2003), cuxas variables explicativas poderían ser diferentes –ou non– en función de valores previos doutros regresores previamente empregados.

Cómpre salientar que a simplicidade destas técnicas permite a clasificación rápida de novas observacións así como a elaboración de modelos sinxelos para explicar a razón que xustifica a asignación dun individuo a un grupo determinado. Ademais, o feito de seren métodos non paramétricos e non lineais fai que non sexa necesario asumir hipóteses de comportamento previo das variables do estudo que se pretende realizar (relación lineal ou establecemento dunha relación funcional determinada entre a variable criterio e as independentes, etc.). As dúas circunstancias comentadas fan que este conxunto de técnicas resulte particularmente útil para aproximacións ás relacións entre variables das que se ten escaso coñecemento ou das que se carece dunha teoría establecida de maneira apriorística. Xa que logo, estas técnicas gozan de amplo nos eidos da diagnose médica, da clasificación de especies en botánica, da análise de estruturas de datos, etc.

ESTUDO EMPÍRICO PARA A ANÁLISE DO FRACASO EMPRESARIAL

O traballo empírico se desenvolveuse a partir dunha mostra de 120 empresas galegas (60 “sas” e 60 “fracasadas”). As 59 razóns empregadas, de uso frecuente na literatura sobre fracaso empresarial, construíronse coa información contable obtida na base de datos SIBE referida aos

tres exercicios inmediatamente anteriores a aquel no que se produciu o fenómeno clasificable como fracaso empresarial¹.

De acordo co anterior, foron consideradas inicialmente 59 variables explicativas cuantitativas medidas en escala de intervalo e unha variable criterio de natureza cualitativa expresada nunha escala nominal (0: “fracaso; 1: “éxito”).

Para realizar todo o tratamento estatístico, empregouse a aplicación SPSS AnswerTree versión 3.0. Seleccionouse o algoritmo C&RT (*Classification and Regression Trees*)² co obxectivo de deseñar árbores binarias e exhaustivas de división de datos en cada un dos tres períodos de análise.

A Ilustración 1 mostra a árbore obtida para o exercicio inmediatamente anterior a aquel no que tivo lugar a situación de fracaso empresarial (t-1). Como se pode observar, é unha estrutura en tres niveis con cinco nodos dos que tres son nodos finais (nodos 1, 3 e 4). Das 59 razóns usadas, a variable máis significativa para explicar o fracaso empresarial é a razón SOL09 –resultado antes de impostos/pasivo esixible a curto prazo–, xa que é a que dá orixe á primeira división (nodo 1 e nodo 2). O nodo 1 ten carácter final e está integrado por cincuenta e sete empresas cunha razón SOL09 moi baixa (valores iguais ou inferiores a 0,0032). Obsérvase que maioritariamente son empresas fracasadas (98,25% dos que compoñen este primeiro segmento). Para as 63 empresas con razón de solvencia superior a 0,0032 (nodo 2), cómpre estudar o efecto da variable END02 –(fondos propios - resultado neto)/pasivo esixible a curto prazo–: cando esta razón é superior a 0,0347, a totalidade das empresas (58) son de éxito (nodo 4); pola contra, para valores de END02 inferiores ou iguais a esta referencia temos un 80% de empresas fracasadas (4 observacións) e tan só unha empresa sa (20% do total do nodo 3). Xa que logo, para o período previo ao fracaso, podemos identificar claramente tres grupos:

- Grupo I: cincuenta e sete empresas cunha razón SOL09 igual ou inferior a 0,003. Tan só un caso correspondía a unha organización sa. En consecuencia, este é claramente o grupo das empresas fracasadas.
- Grupo II: cincuenta e oito empresas sas con SOL09 maior que 0.003 e END02 maior que 0,0347. Estas son as firmas de éxito.
- Grupo III: cinco empresas con SOL09 maior que 0.003 e END02 menor que 0,0347. É un grupo mixto integrado maioritariamente por empresas fracasadas (80%).

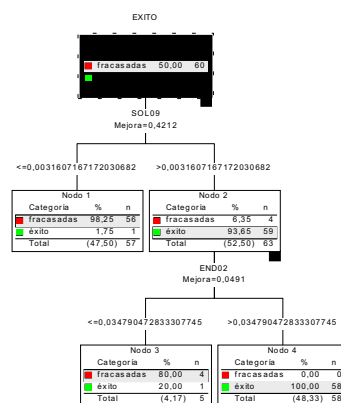


Ilustración 1: Árbore de Clasificación t-1

¹ Denotando por t o período no que se produciu a situación de fracaso, referirémonos como t-1, t-2 e t-3 aos períodos correspondentes a un, dous e tres anos antes do fracaso respectivamente.

² Algoritmo para crear e desenvolver árbores xerado por Breiman et al.(1984).

Para analizar o sucedido dous anos antes da situación de fracaso (t-2), cómpre deterse na Ilustración 2. Nela, pode observarse unha estrutura en tres niveis con cinco nodos, dos que tres son nodos terminais (nodos 2, 3 e 4). Neste período, a variable máis significativa para explicar o fracaso empresarial continúa a ser a razón SOL09 ao xerar a primeira división (nodo 1 e nodo 2). O nodo 2 ten carácter final e está integrado por sesenta e dúas empresas cunha razón SOL09 de valor superior a 0,0089. Obsérvase que maioritariamente son empresas sas (95,16% dos que compoñen este grupo). As cincuenta e oito empresas restantes, é dicir, as que contan cunha SOL09 inferior a 0,0089 (nodo 1), pertencen maioritariamente ao grupo das fracasadas (57 observacións das 58 totais do nodo 1). O algoritmo suxire analizar o efecto da variable ROT07 –Vendas/capital circulante– para formular unha nova división do nodo 1: cando esta razón é inferior ou igual a –22,80 (nodo 3), o 80% das empresas son fracasadas (4 firmas) e tan so unha é sa; pola contra, todas as observacións do nodo 1, con ROT07 maior a –22,80 son fracasadas. En consecuencia, para este exercicio, xorden tres grupos:

- Grupo I: sesenta e dúas empresas cunha razón SOL09 maior a 0,0089. Tan só tres casos correspondían a organizacións fracasadas (4,84%). En consecuencia, este é claramente o grupo das empresas de éxito.
- Grupo II: as cincuenta e tres empresas con SOL09 menor ou igual a 0,0089 e ROT07 maior que –22,80 son fracasadas. Este é nidiamente o grupo das empresas con fracaso empresarial.
- Grupo III: 5 empresas con SOL09 menor ou igual a 0,0089 e ROT07 menor que –22,80. É un grupo mixto integrado por unha empresa de éxito (20%) e catro fracasadas (80%).

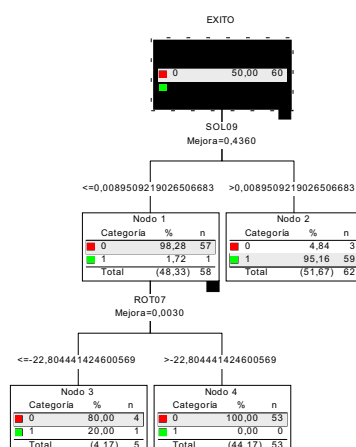


Ilustración 2: Árbore de Clasificación t-2

Tal vez, neste segundo período fose oportuno prescindir do terceiro nivel –isto é, o que en función do valor de referencia indicado para ROT07 realiza a partición do nodo 1–, porque, malia que na primeira división quedarían mal clasificados catro dos cento vinte casos considerados, o erro na clasificación non diminúe ao engadir este novo nivel (Táboa 1).

Finalmente, ao estudar qué ocorre tres anos antes do fracaso (t-3), a metodoloxía empregada constrúe unha nova árbore (Ilustración 3). Unha vez máis, observase unha estrutura de tres niveis con cinco nodos dos que tres son nodos finais (nodos 1, 3 e 4). Neste período, vese que a variable máis significativa para explicar o fracaso empresarial é a razón APL04 –resultado neto/pasivo esixible total–, xa que é a que dá orixe á primeira división (nodo 1 e nodo 2). O nodo 1 ten carácter final e está integrado por cincuenta e oito empresas cunha razón APL04 baixa (valores iguais ou inferiores a 0,00918). Obsérvase que maioritariamente son empresas fracasadas (cincuenta e catro do total do nodo, é dicir, o 93,10% dos que compoñen este primeiro segmento). Para as sesenta e

dúas empresas con APL04 maior a tal valor (nodo 2), cómpre estudar o efecto da variable SOL07 –fondos propios/inmobilizado–: cando esta razón é superior a 0,3294, cincuenta e cinco das cincuenta e seis empresas que compoñen o nodo 4 son de éxito (98,21% do total do grupo); pola contra, para valores de SOL07 inferiores ou iguais a esta referencia temos un 83,33% de empresas fracasadas (5 observacións) e tan só unha empresa sa (16,67% do total do nodo 3). Xa que logo, para o exercicio de tres anos anteriores ao fracaso, podemos identificar claramente tres grupos:

- Grupo I: cincuenta e oito empresas cunha razón APL04 igual ou inferior a 0,00918. Destes, catro casos correspondíanse con organizacións sas. En consecuencia, este é claramente o grupo das empresas fracasadas.
- Grupo II: cincuenta e cinco empresas sas con APL04 maior que 0,00918 e mais SOL07 maior que 0.329. Neste grupo hai unha soa organización fracasada.
- Grupo III: integrado por seis empresas con APL04 maior que 0,00918 e mais SOL07 menor ou igual que 0.329. É un grupo mixto integrado maioritariamente por empresas fracasadas (83,33%).

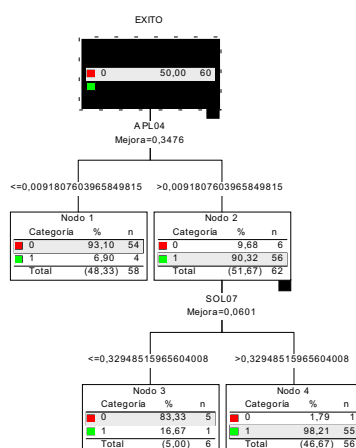


Ilustración 3: Árbore de Clasificación t-3

A Táboa 1 mostra as matrices de clasificación para os tres períodos considerados. Podemos observar que os modelos son máis eficientes a medida que se achegan ao período no que se produce a situación de fracaso empresarial. Esta afirmación vén avalada polo feito de que nos tres períodos considerados sempre se están a empregar dúas variables de clasificación (t-1: SOL09 e END02; t-2: SOL09 e ROT07; t-3: APL04 e SOL07) e segundo se aproximan ao intre de fracaso o erro de clasificación diminúe (dende o 5% ata o 1,6% no período inmediatamente anterior).

Táboa 1: Resumo das matrices de clasificación para os tres períodos considerados

		t-1			t-2			t-3		
		Categoría real			categoría real			categoría real		
		fracasadas	Éxito	total	fracasadas	éxito	total	fracasadas	éxito	total
categoría estimada	fracasadas	60	2	62	57	1	58	59	5	64
	Éxito	0	58	58	3	59	62	1	55	56
	Total	60	60	120	60	60	120	60	60	120
Estimación do risco		0,016666667			0,03333333			0,05		

O estudo da táboa anterior ten que ser complementado co exame da Táboa 2. Obsérvase que, malia a evolución positiva da razón de porcentaxe de acerto total na clasificación ao longo dos tres

períodos considerados –sempre en sentido ascendente–, existen dúas “anomalías” que restan consistencia á metodoloxía empregada:

- Primeira: en relación ás empresas fracasadas, o modelo perde eficacia clasificatoria ao pasar de t-3 a t-2. Finalmente, acada o máximo de acertos (100%) en t-1.
- Segundo: outra perda de eficacia apréciase no tránsito de t-2 a t-1 no relativo ás empresas de éxito.

En dous dos tres períodos considerados, a eficiencia clasificadora é maior para as empresas fracasadas que para as de éxito. En t-2, ocorre o contrario. A efectos de explotación do modelo en ámbitos de previsión de fracaso empresarial, ten menos efectos negativos o clasificar sas como fracasadas que a situación contraria. Con todo, isto pódese corrixir e modular introducindo no modelo custos por erros na clasificación.

Táboa 2: Detalle da eficacia de clasificación por tipo de empresa

	t-1	t-2	t-3
% acerto na clasificación de fracasadas	100,00%	95,00%	98,33%
% acerto na clasificación de éxito	96,67%	98,33%	91,67%
% acerto na clasificación total	98,33%	96,67%	95,00%

A análise feita ata este momento permite ao investigador coñecer cales son as variables con maior poder de clasificación nos diferentes momentos previos á situación de fracaso empresarial (t-1, t-2 e t-3). Ora ben, este é un modelo de escasa validez práctica xa que, empregado con finalidade de predición/detección do fracaso empresarial, non é posible determinar a priori cal das tres árbores construídas hai que aplicar ante un caso concreto que se pretenda clasificar. En consecuencia, cómpre acometer o estudo cunha óptica temporal diferente e elaborar unha nova árbore de carácter intemporal. Para isto, aplicárase a metodoloxía C&RT sobre datos de panel referidos a tres anos consecutivos previos á situación de fracaso. A Ilustración 4 mostra a árbore xerada.

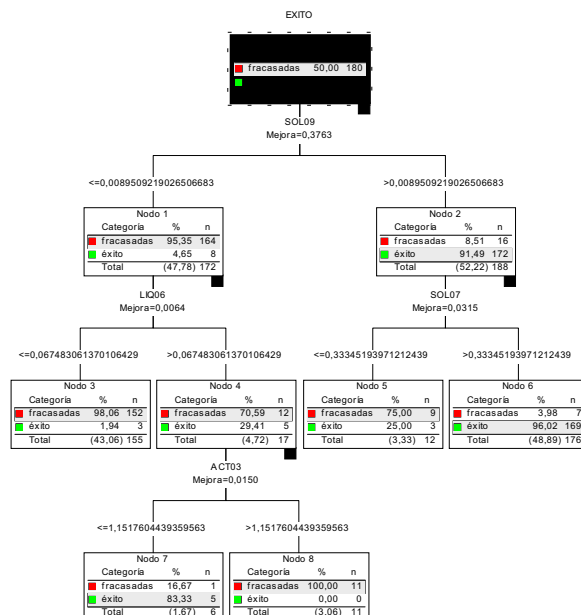


Ilustración 4: árbore de clasificación para datos de panel.

Neste caso, xorde unha estrutura de catro niveis con nove nodos (cinco terminais) onde a principal variable clasificadora é, de novo, SOL09.

Para valores de SOL09 inferiores ou iguais a 0,00895 –nodo 1–, cómpre estudar o efecto de LIQ06 –cash-flow recursos xerados/pasivo esixible total–: o primeiro nodo terminal (Nodo 3), integrado por cento cincuenta e cinco empresas con valores na razón LIQ06 inferiores a 0,067, integra un 98,06% de empresas fracasadas (152 casos) e tan só tres sas; para valores de LIQ06 superiores a 0,067 (nodo 4), xorde unha nova división en función do valor que adopte a razón ACT03 –(gastos de persoal + dotacións ás amortizacións)/valor engadido–. Cando esta razón é inferior/igual a 1,15 a meirande parte das empresas do nodo 7 son de éxito (5 observacións sobre un total de 6); por contra, para valores superiores á referencia sinalada, todas as empresas, 11 en total, son fracasadas (nodo 8). Por contra, para valores de SOL09 superiores a 0,00895, é a variable SOL07 –fondos propios/inmobilizado– a que devén relevante a efectos de clasificación. Así, cando SOL07 toma valores iguais ou menores que 0,33345, o grupo resultante (nodo terminal 5) está integrado por nove empresas fracasadas (75%) e tres sas (25%); cando esta razón está por riba do devandito valor, o novo grupo está maioritariamente integrado por empresas sas (cento sesenta e nove observacións sobre un total de cento setenta e seis).

Tocante á capacidade clasificatoria desta nova árbore, a Táboa 3 mostra que o modelo trienal é máis eficaz na clasificación para o caso das empresas sas que para o das fracasadas. En conxunto, tan só fracasa na clasificación do 3,89% dos casos.

Táboa 3: matriz de clasificación para o trienio considerado

		categoría real		
		fracasadas	éxito	total
categoría estimada	fracasadas	172	6	178
	Éxito	8	174	182
	Total	180	180	360
estimación do risco		0,03888889		

CONCLUSIÓN

Do conxunto inicial das 59 razóns financeiras utilizadas nesta análise, o poder de clasificación e predictivo concéntrase en soamente 5 variables, pertencentes ás categorías ou medidas financeiras de Solvencia (2), Endebemento, Rotación e Apancamento. Non obstante, a pesar deste número reducido de variables explicativas, conséguese unha porcentaxe de acertos que oscila entre 98,3% e 95,0%.

O potencial de clasificación é meirande na medida en que se achega o momento do fracaso, descendendo en termos globais cando máis lonxe se atope. A precisión na clasificación é máis elevada para o caso das empresas fracasadas, agás para 2 anos antes, período no que resulta lixeiramente inferior para as empresas sas. Ora ben, en todos os casos son porcentaxes importantes.

En canto ás variables que presentan maior poder discriminante, destaca a razón SOL09, que mide a cobertura de resultados antes de impostos sobre o esixible a curto, ao figurar como primeira variable clasificadora nos anos 1 e 2 antes do fracaso. No ano 3 antes do fracaso, aparece APL04, moi similar á anterior xa que relaciona o resultado total co esixible total. En consecuencia, pódese afirmar que o primeiro filtro para determinar se unha empresa é sa ou fracasada garda estreita relación coa cobertura da renda xerada sobre a súa débeda, ben a curto prazo ben coa totalidade da mesma.

Cando o primeiro filtro non abonda, o segundo establécese con razóns financeiras de estrutura: endebemento (END02) para o ano 1, solvencia (SOL07) no ano 3. Dous anos antes do fracaso, é unha razón de rotación (ROT07: volume de negocio con respecto ao capital circulante) a que emprega o modelo para crear un novo nodo. Non obstante, a presenza do capital circulante no

denominador de ROT07 incide novamente na importancia da estrutura e dos equilíbrios financeiros.

O modelo intertemporal, construído sobre datos de panel referidos aos tres anos consecutivos, presenta unha porcentaxe de acertos do 96,1%. Xa que logo, dispón tamén dunha capacidade predictiva alta, tanto a nivel global, como en cada unha das dúas categorías de empresas. O poder de clasificación concéntrase en catro variables. Dúas delas (SOL09 e SOL07) aparecen de novo como variables significativas no primeiro e no segundo nivel de clasificación, respectivamente. Isto evidencia a importancia tanto da cobertura da renda xerada sobre a débeda como a composición da estrutura patrimonial da empresa como trazos inequívocos de maior ou menor predisposición ao fracaso.

A liquidez, medida a través da razón de recursos xerados en relación á débeda (LIQ06), e os gastos derivados do investimento en inmovilizado e mais da estrutura de persoal con respecto ao valor engadido (ACT03) son igualmente factores importantes de risco de fracaso cando a clasificación non é o suficientemente precisa no primeiro nivel coa variable SOL09. Ambas as variables poñen de manifesto que, cando a cobertura da débeda co resultado do exercicio é reducida, a escasa obtención de recursos xerados en relación á débeda e as estruturas rixidas de custos derivadas do tamaño convértese en factores que contribúen ao fracaso empresarial.

REFERENCIAS

- Altman, E.I.(1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy"; *The Journal of Finance*, vol. XXIII, núm. 4, pp.589-609.
- Blum, M. (1974): "Failing Company Discriminant Analysis". *Journal of Accounting Research*. Vol. 12. Núm. 1. Págs. 1-25.
- Bonsón, E.; Escobar, T. e Martín, M^a. P.(1997): "Sistemas de inducción de árboles de decisión: utilidade en el análisis de la información contable". *Biblioteca electrónica Ciberconta*, pp. 1-16.
- Breiman, L.; Friedman, J.H.; Olshen, R.A.; Stone, C.J. (1984): *Classification and Regression Trees*, Chapman & Hall.
- Bryant, S. (1997): "A Case-Based Reasoning Approach to Bankruptcy Prediction Modeling". *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 6. Págs. 195-214.
- Casey, C. e Bartczak, N (1985): "Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions". *Journal of Accounting Research*. Spring. Vol. 23. Núm. 1. Págs. 384-401.
- Deakin, E. B. (1972): "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure". *Journal of Accounting Research*. Vol. 10. Núm. 1. Págs. 167-179.
- González, A. L.; Correa, A. e Blázquez, J. A. (1999): "Perfil del Fracaso Empresarial para una Muestra de Pequeñas y Medianas Empresas". *Comunicación X Congreso AECA*. Zaragoza. Septiembre.
- Lévy-Mangin, J.P.; Varela, J. (2003): *Análisis Multivariable para las Ciencias Sociales*, Prentice Hall, Madrid.
- Martin, D. (1977): "Early Warning of Bank Failure". *Journal of Banking and Finance*. Vol. 1. Núm. 3. Págs. 249-276.
- Messier, W. F. e Hansen, J. V. (1988): "Inducing Rules for Expert Systems Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data". *Management Science*. Diciembre. Vol. 34. Núm. 12. Págs. 1403-1415.
- Meyer, P. A. e Pifer, H. W. (1970): "Prediction of Bank Failures". *The Journal of Finance*. Vol. 25. Núm. 4. Págs. 853-869.
- Ohlson, J.A. (1980): "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction Bankruptcy". *Journal of Accounting Research*. Spring. Vol. 18. Núm. 1. Págs. 109-131.
- Serrano, C. e Martín, B. (1993): "Predicción de la Quiebra Bancaria Mediante el Empleo de Redes Neuronales Artificiales". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*. Vol. 22. Núm. 74. Págs. 153-176.
- StatSoft (2003): *Electronic Textbook Statsoft*; <http://www.statsoftinc.com/> (xullo de 2003).