

PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL MEDIANTE EL USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS

EDUARDO ACOSTA GONZÁLEZ
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria
Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión
Campus de Tafira
35017 Las Palmas de Gran Canaria
Tlf. / Fax.: 928 451 820 / 928 451 829
e-mail: eacosta@dmc.ulpgc.es

FERNANDO FERNÁNDEZ RODRÍGUEZ
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria
Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión
Campus de Tafira
35017 Las Palmas de Gran Canaria
Tlf. / Fax.: 928 451 802 / 928 451 829
e-mail: fernández@dmc.ulpgc.es

RESUMEN

En este trabajo presentamos un procedimiento para la selección de ratios financieros que expliquen el fracaso de las empresas. Este procedimiento está basado en una aproximación heurística denominada algoritmo genético que permite explorar un universo de diferentes modelos para entre ellos obtener aquel que se considera verdadero. El proceso de selección se guía solamente por el criterio de información de Schwarz, que actúa como función de pérdida del algoritmo genético.

Clasificación JEL C63 · O47 · M49

1.- INTRODUCCIÓN

El fracaso empresarial es un tema recurrente en la literatura financiera con una vertiente práctica muy acentuada. Por esta razón, muchos investigadores han diseñado distintos modelos, con el objetivo de predecir la probabilidad de fracaso de las empresas, usando principalmente información procedente de las cuentas anuales y públicas de las empresas. Estos modelos han sido objeto de atención de los reguladores y agentes que operan en el mercado y han sido utilizados para numerosos propósitos, incluyendo el control sobre la solvencia de las instituciones financieras, la concesión de préstamos y la medición del riesgo de carteras, [en este sentido ver Altman (2001) y Duffe y Singleton (2003), entre otros]. Siguiendo a Dietrich (1984) existen dos razones para estimar modelos de fracaso empresarial. Por un lado, es una manera de determinar la solvencia de las empresas a partir de la información contable de las mismas y por otro lado, nos permite predecir el fracaso empresarial.

Una de las técnicas estadísticas más utilizadas en los modelos de fracaso es el modelo *logit* [utilizada por primera vez en este contexto por Ohlson (1980)], quizás sólo superado por el análisis discriminante múltiple [Altman (1968)]. Sin embargo, diferentes ventajas en la utilización del modelo *logit* lo hacen superior. Para tener una visión amplia sobre las ventajas y inconvenientes de estos modelos ver a Balcane y Ooghe (2004). Además de las técnicas anteriormente citadas, existen otras propuestas con diferentes hipótesis y complejidades computacionales, entre ellas podemos destacar los *Expert system* [Messier and Hansen (1988)], los modelos no paramétricos como el *Multivariate Adaptive Regresión Splines* [Friedman (1991)] o las redes neuronales [Tam y Kiang (1992)]. Existen una variedad de problemas relacionados con la

aplicación de estas técnicas. En este trabajo pretendemos tratar con dos de ellos; la selección de regresores y la existencia de valores *missing*.

Uno de los problemas de los modelos de fracaso empresarial es la inexistencia de un modelo económico teórico. Esto significa que no existe un acuerdo entre los investigadores empíricos a la hora de determinar cuáles son las variables independientes que explican el fracaso empresarial. En la práctica, los investigadores inician el proceso de selección de las variables explicativas a partir de una batería inicial de variables para posteriormente seleccionar un subgrupo de variables a partir de consideraciones estadísticas. Uno de los problemas que tiene esta manera de actuar es el elevado número de submodelos que pueden crearse mediante este procedimiento. Si denominamos por k al número de variables iniciales candidatas a ser variables explicativas, el número total de submodelos posibles sería 2^k . De esta manera, por ejemplo, para $k = 40$, el número de submodelos sería igual a 1,099,511,627,776. La posibilidad de tratar y evaluar cada uno de estos modelos, aún con el uso de computadoras es prácticamente inviable. Para tratar este problema se han propuesto métodos heurísticos que reduzcan el número de modelos a evaluar. Uno de los métodos más populares en este sentido es el procedimiento *stepwise*, tanto en su versión *forward selection* como en su versión *backward elimination*. Estos procedimientos incluyen o excluyen variables del modelo sobre la base del contraste t de significación individual de los coeficientes del modelo [para una revisión exhaustiva sobre la selección de regresores ver a Miller (2002)]. Sin embargo, el procedimiento *stepwise* tiende a sobre identificar los modelos. La probabilidad de introducir variables falsas en el modelo es alta [Novell (1983)]. Por esta razón, se han propuesto otros procedimientos alternativos que intentan mejorar los resultados que se obtienen con el *stepwise*. Entre ellos podemos destacar el de Hoover y

Perez (1999), Hendry and Krolzig (2001), Perez-Amaral, Gallo y White (2003), Sala-i-Martin (1997). En este trabajo se propone un procedimiento basado en los algoritmos genéticos (AG), guiado por el Criterio de Información de Schwarz (CIS), tal y como se describe en Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2006) bajo el acrónimo de GASIC. Este procedimiento explora el universo de submodelos posibles que se formarían a partir de los k regresores candidatos a formar parte del modelo final. A diferencia del procedimiento presentado en Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2006), donde esta técnica se emplea para el caso de modelos lineales estimados por mínimos cuadrados ordinarios, en este trabajo hemos adaptado dicho algoritmo para el modelo *logit* estimado por máxima verosimilitud.

Uno de los aspectos más importantes a la hora de seleccionar un modelo de fracaso empresarial mediante la metodología propuesta es la obtención de la batería inicial de variables independientes. En un trabajo pionero [Beaver (1966)] sobre la utilidad de la información contable a la hora de predecir el fracaso de las empresas, considera tres criterios a la hora de seleccionar los treinta ratios que él utiliza y que son: (1) La popularidad y frecuencia con que los ratios son empleados en la literatura contable a la hora de medir el grado de solvencia de las empresas. (2) La utilización de estos ratios en estudios previos. Y (3) ratios definidos en términos de *cash flow*. De esta manera, antes de proceder a cualquier tipo de estimación econométrica, es necesario proceder a la selección de esta batería de regresores. Un problema que se plantea en este paso es la redundancia de información que a su vez se traduce en unos altos niveles de multicolinealidad debido a la alta correlación entre los ratios. En muchas ocasiones los ratios comparten el mismo numerador o denominador. Es muy conocido el efecto que una alta multicolinealidad produce sobre las estimaciones del modelo; unos altos errores

estándar en las estimaciones de los coeficientes del modelo lo que afecta negativamente a la precisión de las estimaciones. En este sentido, Benishay (1971) resalta que no hay ningún procedimiento lógico capaz de identificar los ratios que más información contienen y al mismo tiempo evitar su duplicación. El comportamiento que el procedimiento GASIC presenta ante la presencia de multicolinealidad es muy bueno tal y como se pone de manifiesto en Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2006). Cuando éste se aplica a la base de datos utilizada en Perez-Amaral, Gallo y White (2003), donde la correlación entre las variables es muy alta, debido a que algunas se obtienen como combinación no-lineal de otras, el procedimiento GASIC es capaz de detectar las verdaderas variables en la mayoría de los casos.

Otro problema con el que habitualmente los investigadores deben tratar cuando trabajan en aplicaciones empíricas de modelos de fracaso empresarial es el de los valores *missing*. En la mayoría de las ocasiones es necesario eliminar cuidadosamente observaciones (empresas) y variables (ratios) para obtener matrices de datos sin valores *missing*. Sin embargo, en este procedimiento se pierde una suma importante de información relevante que suele generar un problema de sesgo muestral. Si la eliminación de observaciones es aleatoria, la estimación de los coeficientes es insesgada y tan solo se estaría ante la presencia de pérdida de eficiencia, sin embargo, en la práctica, las compañías en una mala situación financiera tienen una mayor probabilidad de presentar valores *missing* y, por tanto, las estimaciones correspondientes presentarían problemas de sesgades. Igualmente, la eliminación de variables (ratios) relevantes como consecuencia de la existencia de valores *missing* produce estimaciones sesgadas. Una solución al problema de los valores *missing* es la utilización de lo que se denomina imputación múltiple [como referencia de esta técnica se puede consultar a King et al .

(2001)]. La imputación múltiple tiene dos pasos, primero, los valores *missing* se tratan como parámetros y la distribución máximo verosímil de cada uno se forma sobre la base de todos los datos disponibles. Y dos, para no introducir precisiones espurias en las estimaciones basadas en la imputación de valores, el procedimiento se repite para construir un conjunto múltiple de datos.

La mayor contribución de este trabajo es proporcionar un procedimiento automático para la selección de variables de un modelo econométrico que se utiliza para la explicación del fracaso empresarial. Más específicamente, dada una batería inicial de ratios financieros con información redundante, posibles candidatos para formar parte de un modelo *logit*, se propone un procedimiento automático para la selección

El resto de este trabajo se organiza de la siguiente manera: En el inicio de la sección 2 se referencia la metodología que se utiliza en este artículo destacando las modificaciones que se han llevado a cabo en relación a aplicaciones anteriores, para posteriormente, en esta misma sección, presentar los resultados empíricos de aplicar esta metodología a una base de datos de empresas españolas del sector de la construcción. Finalmente, en la sección 3 se exponen las conclusiones.

2.- RESULTADOS EMPIRICOS

Para no ser extensos en el desarrollo de la metodología que utilizamos nos remitimos al desarrollo que de la misma se realiza en Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2006). Como particularidad, tal y como se ha comentado con anterioridad, en esta ocasión el algoritmo genético se utiliza para la selección de regresores en un modelo

logit, utilizando como función de pérdida el Criterio de Información de Schwarz, concretamente:

$$SIC = -\frac{2l}{N} + \frac{k \log(N)}{N}$$

donde l es el logaritmo de verosimilitud obtenido a partir de la estimación máximo verosímil del modelo *logit*.

En este trabajo se utiliza la información pública contable anual de 347 empresas del sector de la construcción, de las cuales 93 entraron en quiebra en el año 2004. Las 254 que no han caído en quiebra han sido seleccionadas aleatoriamente de entre empresas del sector. La información recopilada va desde el año 2000 a 2003, lo que significa que se cuenta con información de uno, dos, tres y cuatro años antes de la quiebra de las empresas fracasadas. Esta información se ha obtenido de la base de datos SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos). No siempre ha sido posible obtener información para todos los años de las empresas seleccionadas. En la tabla 1 se muestra el número de empresas seleccionadas para cada uno de los años.

Año	Tamaño Muestral	Empresas fracasadas	Empresas no fracasadas
2000	277	79	198
2001	317	89	228
2002	344	93	251
2003	284	30	254

Tal y como ya se ha comentado, debido a la inexistencia de un modelo teórico que relacione el fracaso empresarial y las variables financieras, normalmente se ha optado en los trabajos empíricos comenzar con un batería amplia de ratios financieros y

seleccionar entre ellos aquellos que mejor comportamiento tienen a la hora de ser utilizados para la explicación del fracaso. En la tabla 2 se muestra la batería de ratios que se utilizan en este trabajo. Estos ratios son principalmente obtenidos de la base de datos SABI a excepción de los ratios numerados por el 31 y 32 que se han incluido debido a que son frecuentemente utilizados en otros trabajos empíricos. Tener una batería grande de ratios financieros dificulta la selección de aquellos que finalmente aparecerán en el modelo final, sobre todo cuando se trabaja con las metodologías tradicionales de selección de regresores, sin embargo, cuando se utilizan los algoritmos genéticos, la inclusión de regresores candidatos a formar parte del modelo final no supone un problema excesivo. Por esta razón, además de los ratios financieros relacionados en la tabla 2, se han incluido en la batería de ratios financieros iniciales el cuadrado de los mismos, lo cuales han sido numerados desde el 33 al 64 en la tabla 2. De esta manera, el proceso se ha realizado dos veces, en la primera sólo se han utilizado los ratios tal cual y no sus cuadrados, mientras que en la segunda se han utilizado los ratios tal cual y sus cuadrados. La variable endógena es una variable dicotómica que toma el valor 1 si la empresa ha fracasado y cero en caso contrario.

Antes de proceder a la selección de los regresores mediante el procedimiento GASIC, se realiza la imputación múltiple para el tratamiento de los valores *missing*. La base de datos inicial presenta un 10% de valores *missing*. Una vez realizada la imputación múltiple se generan 5 bases de datos a partir de las cuales se realiza la estimación de los diferentes modelos candidatos hasta la obtención del finalmente elegido. Para llevar a cabo el proceso de estimación a partir de las cinco bases de datos se ha utilizado el procedimiento que se describe en King et al. (2001).

En la tabla 3 se relacionan las variables que han sido seleccionadas mediante el proceso GASIC, indicándose para cada una de ellas exactamente en qué modelo intervienen. Teniendo en cuenta la información temporal de que se dispone, se han seleccionado regresores para modelos uno, dos, tres y cuatro años antes del fracaso, diferenciando si la batería de ratios inicial contaba con el cuadrado de los ratios o no. En el apéndice 1 y 2 se puede consultar los resultados de cada uno de los modelos seleccionados. El signo de la mayoría de las estimaciones corresponden con lo que cabría esperar, de esta manera aquellos ratios cuyo incremento supone mejoras en el estado financiero de la empresa tienden a reducir la probabilidad de fracaso, mientras que por el contrario, aquellos cuyo incremento se interpretan como una desmejora de sus estados financieros suelen incrementar la probabilidad de fracaso.

Tabla 2.- Relación de ratios.			
Nº	Nº	Nombre	Descripción
1	33	Net sales growth (%)	$(\text{Sales (t)} - \text{Sales (t-1)})/\text{Sales (t-1)}$
2	34	Assets rotation	$\text{Sales}/\text{Total assets}$
3	35	Productivity	$(\text{Operating revenue} / \text{turnover} - \text{Cost of goods sold} - \text{Other operating expenses})/\text{Personnel expenses}$
4	36	Added Value growth (%)	$(\text{Added value (t)} - \text{Added value (t-1)})/\text{Added value (t-1)}$
5	37	Economic profitability (%)	$\text{P/L for period}/\text{Total assets}$
6	38	Financial profitability (%)	$\text{P/L for period}/\text{Shareholders funds}$
7	39	Financial expenses (%)	$\text{Financial and similar expenses} + \text{Variation in the provis. for fin. invest.}/\text{Sales}$
8	40	Working capital (Th.)	$\text{Shareholders' funds} + \text{Provision for risks and expenses} + \text{Long-term debt} - \text{Fixed and other noncurrent assets}$
9	41	Working capital requirement (Th.)	$\text{Subscribed shares not paid-in} + \text{Accrued expenses} + \text{Current assets} - \text{Short-term financial investments} - \text{Cash at bank and in hand} - \text{Accrued income} - \text{Current liabilities} + \text{Bank loans}$
10	42	Treasury (Th.)	$\text{Stocks} + \text{Cash \& cash equivalent} - \text{Loans}$
11	43	Equilibrium	$(\text{Shareholders funds} + \text{Other non-current liabilities} + \text{Long-term debt})/\text{Fixed Assets}$
12	44	Working capital (days)	$(\text{Working capital}/\text{Sales}) * 360$
13	45	Working capital requirement (days)	$(\text{Working capital requirement}/\text{Sales}) * 360$
14	46	Treasury (days)	$(\text{Treasury}/\text{Sales}) * 360$
15	47	Collection period (days)	$(\text{Debtors}/\text{Sales}) * 360$
16	48	Indebtness (%)	$(\text{Total shareh. funds \& liab.} - \text{Shareholders funds})/\text{Total shareh. funds \& liab.}$
17	49	Equity / Invested capital (%)	$\text{Shareholders funds}/(\text{Shareholders funds} + \text{Non current liabilities})$
18	50	Payback capacity	$(\text{Long-term debt} + \text{Current liabilities})/(\text{Sales} + \text{Depreciation} + \text{Variation in operating provisions} + \text{Variation in the provis. for fin. invest.})$
19	51	General liquidity	$\text{Current assets}/\text{Current liabilities}$
20	52	Immediate liquidity	$\text{Cash \& cash equivalent}/\text{Current liabilities}$
21	53	Return on Shareholders Funds (%)	$(\text{P/L before tax}/\text{Shareholders funds}) * 100$
22	54	Return on Capital Employed (%)	$((\text{P/L before tax} + \text{Interest paid})/(\text{Shareholders funds} + \text{Non current liabilities})) * 100$
23	55	Return on Total Assets (%)	$(\text{P/L before tax}/\text{Total assets}) * 100$
24	56	Profit Margin (%)	$(\text{P/L before tax}/\text{Operating revenue} / \text{turnover}) * 100$
25	57	Net Assets Turnover	$\text{Operating revenue} / \text{turnover}/(\text{Shareholders funds} + \text{Non current liabilities})0$
26	58	Interest Cover	$\text{Operating P/L}/\text{Interest paid}$
27	59	Stock Turnover	$\text{Operating revenue} / \text{turnover}/\text{Stocks}$
28	60	Liquidity Ratio	$(\text{Current assets} - \text{Stocks})/\text{Current liabilities}$
29	61	Shareholders Liquidity Ratio	$\text{Shareholders funds}/\text{Non current liabilities}$
30	62	Gearing (%)	$((\text{Non current liabilities} + \text{Loans})/\text{Shareholders funds}) * 100$
31	63	Working capital /total assets (%)	
32	64	EBIT/total assets	

Tabla 3.- Relación de ratios seleccionados para los diferentes modelos por el procedimiento GASIC.

		Sin cuadrados				Con cuadrados				Total
		2000	2001	2002	2003	2000	2001	2002	2003	
2	Assets rotation			X						1
3	Productivity	X								1
5	Economic profitability (%)				X					1
6	Financial profitability (%)							X		1
7	Financial expenses (%)	X				X		X		3
8	Working capital (Th.)				X				X	2
12	Working capital (days)	X								1
14	Treasury (days)	X	X			X	X			4
15	Credit period (days)		X				X			2
16	Indebtness (%)			X			X		X	3
17	Equity / Invested capital (%)	X								1
18	Payback capacity	X						X		2
20	Immediate liquidity		X	X	X				X	4
22	Return on Capital Employed (%)			X				X		2
23	Return on Total Assets (%)		X				X			2
24	Profit Margin (%)	X						X		2
25	Net Assets Turnover	X				X				2
28	Liquidity Ratio			X	X				X	3
31	Working capital /total assets (%)								X	1
32	EBIT/total assets		X				X			2
37	Economic profitability (%) *								X	1
38	Financial profitability (%) *							X		1
39	Financial expenses (%) *					X		X		2
45	Working capital requirement (days) *							X		1
48	Indebtness (%) *						X		X	2
49	Equity / Invested capital (%) *					X			X	2
56	Profit Margin (%) *							X		1
58	Interest Cover *							X		1
59	Stock Turnover *								X	1
63	Working capital /total assets (%) *						X			1
Total		8	5	5	4	5	7	10	9	53

3.- CONCLUSIONES

La inexistencia de una teoría económica sobre el fracaso empresarial que permita determinar cuales son las variables independientes que explican el fracaso, supone la necesidad de utilizar procedimientos *ad-hoc* que nos posibilite en cada caso seleccionar aquellos ratios financieros más adecuados. Los buenos resultados que ha demostrado el procedimiento GASIC cuando ha sido sometido a simulaciones para la búsqueda de los modelos “verdaderos” hace que esta técnica sea bienvenida en este contexto. Igualmente, teniendo en cuenta lo habitual que es encontrarnos con valores *missing* cuando se trabaja con las cuentas públicas de las empresas, la imputación múltiple es un instrumentos que debe ser bien valorado cuando se trabaja con este tipo de información. Ya se ha puesto de relevancia en el texto los inconvenientes que supone la eliminación de observaciones y variables, sobre todo en relación a los problemas de sesgo muestral que está práctica puede ocasionar.

La selección de las variables independientes que intervienen en cada uno de los modelos propuestos tiene un comportamiento razonable. De esta manera, los resultados no contradicen el comportamiento esperado de la mayoría de los ratios seleccionados en relación a cómo deben influir en la probabilidad de fracaso de las empresas.

Algunas cuestiones quedan aún pendiente a la hora de valorar la utilidad de la técnica que se presenta en este trabajo, principalmente en relación a su capacidad de predicción extra-muestral. Extensiones de este trabajo deben evaluar esta capacidad.

REFERENCES

Acosta-González, E. and Fernández-Rodríguez, F. (2007) Model selection via genetic algorithms illustrated with cross-country growth data. For coming in Empirical Economics. (Disponible on-line en <http://www.springerlink.com>)

Altman, E. (2001) Bankruptcy, Credit Risk and High Yield Junk Bonds. New York. Blackwell Publishers.

Beaver, W. H. (1966) Financial Ratios as Predictor of Failure. Journal of Accounting Research, Vol 4, 71-111.

Benishay, H. (1971) Econometric Information in Financial Ratio Analysis. Accounting and Business Research, Spring 1977, 174-179.

Dietrich, J. R. (1984) Discussion of Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. Journal of Accounting Research, Vol 22, 83-86.

Duffie, D. and Singleton, K. (2003) Credit Risk: Pricing, Measurement and Management. Princeton, Princeton University Press.

Friedman, J. H. (1991) Multivariate Adaptive Regression Splines. The Annals of Statistics, 19, 1-141.

Fisher, R. A. (1936) The use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. Ann. Eugenics, 7, 179-188.

Hendry D F, Krolzig HM. (2001) Automatic Econometric Model Selection Using PcGets 1.0. Timberlake Consultants Press, London

Hoover KD, Perez SJ. (1999) Data mining reconsidered: encompassing and the general- to-specific approach to specification search. Econometrics Journal 2: 167-191

Holland J. (1975) *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press

Jones, S. and Hensher, D. A. (2004) Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The accounting review*, Vol 79, No 4, 1011-1038.

Messier, W.F. and Hansen J. V. (1988) Inducting Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data. *Management Science*, Vol 34, No 12, 1403-1415.

Miller A. (2002) *Subset Selection in Regression*. Chapman & Hall/CRC.London
Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.

Olmeda, I and Fernández, E. (1997) Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction. *Computational Economics* 10: 317-335.

Perez-Amaral T, Gallo G M, White H. (2003) A Flexible Tool for Model Building: the Relevant Transformation of the Inputs Network Approach (RETINA). *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 65: 821-838

Sala-i-Martin XX. (1997) I just ran two million regressions. *American Economic Review* 87: 178-183

Tam, K. Y. and Kiang, M.Y. (1992) Managerial Applications of Neural Networks: the Case os Bank Failure Prediction. *Management Science*, Vol 38, No. 7, 926-947.

APÉNDICES

APÉNDICE 1.- Estimación de los modelos seleccionados mediante el procedimiento GASIC (sin incluir en la batería inicial de ratios sus cuadrados).				
		2003		
Número	Variable	Coefficient	t-Student	p-value
Constant		-3.1965	-7.2864	0.0000
5	Economic profitability (%)	-0.0069	-2.0288	0.0217
8	Working capital (Th.)	-0.0027	-3.9286	0.0001
20	Immediate liquidity	-2.8259	-1.1738	0.1207
28	Liquidity Ratio	1.2853	3.2783	0.0006
		BIC=0.5305	R2mf=0.3611	R2Nagel=0.4405
		2002		
Número	Variable	Coefficient	t-Student	p-value
Constant		-1.6286	-3.9478	0.0000
2	Assets rotation	-0.2663	-2.6859	0.0038
16	Indebtness (%)	0.0071	2.4921	0.0066
20	Immediate liquidity	-1.9784	-2.5800	0.0051
22	Return on Capital Employed (%)	0.0058	3.3755	0.0004
28	Liquidity Ratio	0.6612	2.0696	0.0196
		BIC=1.0884	R2mf=0.1548	R2Nagel=0.2393
		2001		
Número	Variable	Coefficient	t-Student	p-value
Constant		-0.9396	-2.2164	0.0137
14	Treasury (days)	-0.0105	-0.7424	0.2292
15	Credit period (days)	0.0021	0.7406	0.2298
20	Immediate liquidity	-1.5896	-1.1876	0.1179
23	Return on Total Assets (%)	-0.0577	-1.4532	0.0736
32	EBIT/total assets	0.0440	1.2131	0.1130
		BIC=1.1062	R2mf=0.1601	R2Nagel=0.2472
		2000		
Número	Variable	Coefficient	t-Student	p-value
Constant		-1.0016	-2.8994	0.0020
3	Productivity	0.2243	1.3522	0.0887
7	Financial expenses (%)	0.2126	2.2260	0.0134
12	Working capital (days)	0.0006	0.7676	0.2217
14	Treasury (days)	-0.0136	-2.7707	0.0030
17	Equity / Invested capital (%)	-0.0060	-2.1991	0.0143
18	Payback capacity	-0.1957	-0.7399	0.2300
24	Profit Margin (%)	-0.0476	-1.6414	0.0509
25	Net Assets Turnover	0.0064	1.6042	0.0549
		BIC=1.1559	R2mf=0.1860	R2Nagel=0.2854

APÉNDICE 2.- Estimación de los modelos seleccionados mediante el procedimiento GASIC (Incluyendo en la batería inicial de ratios sus cuadrados).

		2003		
Número	Variable	Coeficient	t-Student	p-value
Constant		-10.7726	-3.7520	0.0001
8	Working capital (Th.)	-0.0044	-3.6344	0.0002
16	Indebtness (%)	0.0715	2.5495	0.0057
20	Immediate liquidity	-3.9564	-1.1975	0.1161
28	Liquidity Ratio	2.1294	2.6843	0.0038
31	Working capital /total assets (%)	28.6194	2.2730	0.0119
37	Economic profitability (%) [*]	3.01E-04	3.0585	0.0012
48	Indebtness (%) [*]	-8.43E-05	-1.4101	0.0798
49	Equity / Invested capital (%) [*]	1.26E-04	2.3827	0.0089
59	Stock Turnover [*]	-8.12E-06	-0.9465	0.1723
		BIC=0.4467	R2mf=0.6326	R2Nagel=0.7078
		2002		
Número	Variable	Coeficient	t-Student	p-value
Constant		-2.1097	-7.6997	0.0000
6	Financial profitability (%)	-0.0068	-2.1685	0.0154
7	Financial expenses (%)	0.2925	2.9598	0.0016
18	Payback capacity	-0.0012	-0.0664	0.4735
22	Return on Capital Employed (%)	0.0069	3.1851	0.0008
24	Profit Margin (%)	-0.0360	-3.4114	0.0004
38	Financial profitability (%) [*]	3.05E-05	3.2928	0.0005
39	Financial expenses (%) [*]	-0.0038	-0.6015	0.2740
45	Working capital requirement (days) [*]	3.03E-07	0.9091	0.1820
56	Profit Margin (%) [*]	-6.49E-05	-3.2010	0.0007
58	Interest Cover [*]	-1.85E-06	-0.9735	0.1655
		BIC=1.0003	R2mf=0.3030	R2Nagel=0.4320

Sigue ...

		2001		
Número	Variable	Coefficient	t-Student	p-value
Constant		-3.7306	-4.6004	0.0000
14	Treasury (days)	-0.0127	-0.7741	0.2197
15	Collection period (days)	0.0027	0.7736	0.2199
16	Indebtness (%)	0.0307	3.2731	0.0006
23	Return on Total Assets (%)	-0.1721	-3.3555	0.0004
32	EBIT/total assets	0.1609	3.2197	0.0007
48	Indebtness (%) *	-6.98E-05	-3.1916	0.0008
63	Working capital /total assets (%) *	15.1873	2.0120	0.0225
		BIC=1.0664	R2mf=0.2243	R2Nagel= 0.3344
		2000		
Número	Variable	Coefficient	t-Student	p-value
Constant		-1,7232	-4,8216	0,0000
7	Financial expenses (%)	0,3078	2,3665	0,0093
14	Treasury (days)	-0,0085	-2,5097	0,0063
25	Net Assets Turnover	0,0069	1,7184	0,0434
39	Financial expenses (%) *	-0,0073	-1,1452	0,1266
49	Equity / Invested capital (%) *	4,13E-05	1,7009	0,0450
		BIC=1,1585	R2mf=0,1329	R2Nagel= 0,2103