

Influencia de las variables macroeconómicas sobre la supervivencia de las empresas constructoras e inmobiliarias españolas

Hicham Ganga¹,

Hicham.ganga102@alu.ulpgc.es, Telf: (928) 45-96-32

Eduardo Acosta González²

eacosta@dmc.ulpgc.es, Telf: (928) 45-18-20

Fernando Fernández Rodríguez³

ffernandez@dmc.ulpgc.es, Telf: (928) 45-18-02

Resumen: El objetivo de este trabajo es determinar la influencia que las variables macroeconómicas tienen sobre la probabilidad de fracaso de las empresas. Para llevar a cabo este objetivo utilizamos una muestra que abarca un periodo que va desde el año 1995 al año 2011, contando con más de 4000 empresas españolas del sector inmobiliario y de la construcción, sector especialmente afectado por la actual crisis financiera. Las variables macroeconómicas que utilizamos están especialmente relacionadas con el ciclo económico y el sistema bancario. La metodología que utilizamos para la selección de los factores explicativos de la quiebra está basada en la utilización de un algoritmo genético que intenta optimizar la capacidad explicativa de varios modelos *logit* clasificados según su horizonte de predicción, y cuya variable endógena discrimina entre empresas fracasadas y no fracasadas. Concretamente, los horizontes de predicción que se han establecido pretenden prever el fracaso empresarial uno, dos y tres años antes de que este se produzca. Los resultados obtenidos ponen de manifiesto la capacidad explicativa de los factores macroeconómicos a la hora de predecir el fracaso de las empresas, aumentando sensiblemente la *performance* de las predicciones frente a modelos en los que estas variables no son utilizadas.

Clasificación Código JEL: C63 · G33 · M49

^(1,2,3) Facultad de Economía, Empresa y Turismo, Universidad Las Palmas de Gran Canaria,

35017 Las Palmas de Gran Canaria, España

INTRODUCCIÓN

La predicción del fracaso empresarial es un tema recurrente en la literatura financiera debido a la dificultad que supone el problema, a su gran interés práctico y a sus posibles implicaciones sociales y económicas. Hasta ahora, los estudios sobre la quiebra se han centrado principalmente en distinguir la salud de las empresas según sus características financieras, medidas a través de sus datos contables. Así, se han estudiado una gran diversidad de tipos de variables que, en su mayoría, corresponden a los ratios económico-financieros pertenecientes a las cuentas anuales de las empresas. No obstante, debido a la crisis actual y al aumento exponencial de la insolvencia de empresas, resulta difícil explicar el fenómeno de la quiebra empresarial sin emplear otro tipo de variables que tengan en cuenta el estado de la economía en su conjunto, y no únicamente los ratios contables internos de cada empresa.

La importancia que adquiere la predicción del fracaso empresarial radica en que se podrían evitar numerosas y graves consecuencias tanto para la sociedad como para la economía. Una empresa fracasada genera diversos e importantes costes a aquellos agentes que se encuentran ligados directamente a la compañía, tanto del interior de la empresa (trabajadores, accionistas, etc.) como del exterior de la misma (inversores, analistas financieros, bancos, clientes, proveedores, acreedores, auditores e instituciones públicas como la Agencia Tributaria o la Seguridad Social). Así, lo que para algunos les supone la pérdida de su puesto de trabajo, para otros significa la pérdida del capital invertido en la misma. Asimismo, no hay que olvidar los importantes costes legales asociados al proceso del cierre de empresas (Somoza, 2000).

En este sentido, resulta necesario destacar que este estudio se enmarca en un contexto de crisis económico-financiera a nivel mundial, que ha tenido consecuencias nefastas para las empresas, especialmente para aquellas que están vinculadas de manera directa o indirecta al sector de la construcción e inmobiliario español.

Por otro lado, la investigación del tema se ha visto estimulada por las nuevas aportaciones acontecidas en el Acuerdo de Basilea II y III, entre ellas, la autorización a los bancos para emplear sus propios sistemas de calificación interna con el fin de determinar el riesgo adecuado de cobertura de capital. De este modo, el

nuevo acuerdo de suficiencia de capital, motiva a que los bancos desarrollen sus propios modelos internos de evaluación de riesgos.

El objetivo que persigue este trabajo es determinar el papel que juegan las variables macroeconómicas en la explicación y predicción del fracaso de las empresas constructoras e inmobiliarias españolas. Para evitar la omisión de variables relevantes, el modelo econométrico que se especifica contiene dos tipos de variables explicativas: por un lado, por ratios contables clásicos que describen el estado de las empresas; y por otro lado, por variables macroeconómicas capaces de describir los cambios del ciclo económico, la evolución general del sector y las políticas de regulación. El interés que motiva la realización de este trabajo radica en la posibilidad de aportar una evidencia estadística empírica sobre las variables macroeconómicas que explican el fracaso empresarial, en ausencia de un marco teórico que lo fundamente. La metodología que se propone para ello se basa en la propuesta de Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2007) para la selección de factores explicativos en modelos econométricos que estos autores denominan GASIC. Este procedimiento, explora el inmenso campo de los submodelos posibles que se formarían a partir de los k factores explicativos candidatos para formar parte del modelo final. A diferencia del procedimiento presentado en Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2007), en el que esta técnica se emplea para el caso de modelos lineales estimados por mínimos cuadrados ordinarios, en este trabajo, se utiliza dicho algoritmo para el modelo *logit* estimado por máxima verosimilitud.

En definitiva, dado un conjunto inicial de ratios financieros con información redundante así como de variables de tipo macroeconómico (todos ellos posibles candidatos para explicar el fracaso), se propone un procedimiento automático que permita seleccionar el mejor modelo econométrico que integre ambos tipos de variables para predecir la quiebra de las empresas constructoras e inmobiliarias.

REVISIÓN DE LA LITERATURA

Tras revisar la literatura sobre la predicción del fracaso empresarial, se percibe la existencia de una gran variedad de modelos que son utilizados por distintos autores. Esta heterogeneidad, refleja el interés de los investigadores por encontrar un modelo óptimo que proporcione resultados satisfactorios. Además, esta abundancia de modelos existentes se fundamenta, principalmente, en la ausencia de una teoría globalmente aceptada sobre el fenómeno de la quiebra, factor que ha propiciado la búsqueda de una relación empírica desde el punto de vista estadístico, entre la quiebra y los datos contables (concretamente de los ratios financieros).

En este sentido, el análisis discriminante comenzó a ser usado en los años sesenta por los investigadores, siendo Altman (1968) el pionero en la materia. Posteriormente, fueron introducidos en la década de los setenta los modelos de probabilidad lineal y los modelos LOGIT y PROBIT. El modelo LOGIT, usado por primera vez por Ohlson (1980), se convirtió en una de las técnicas estadísticas más empleadas en los modelos de fracaso empresarial, posiblemente superado por el análisis discriminante múltiple de Altman (1968).

Además de los modelos estadísticos previamente mencionados, se han propuesto otros métodos alternativos para la predicción del fracaso empresarial, que presentan diferentes supuestos y una complejidad computacional. En ese sentido, pueden citarse los Sistemas Expertos (Messier et Hansen, 1988), diversos tipos de modelos no paramétricos como las Redes Neuronales Artificiales (Tam et Kiang, 1992), los Clasificadores Híbridos que combinan los procedimientos ya existentes (Olmeda et Fernández, 1997) y los modelos LOGIT mixtos (Jones et Hensher, 2004), entre otros muchos modelos.

En referencia a la selección de variables, conviene destacar la existencia de otra rama incipiente en la literatura, que pretende explicar el fenómeno de la quiebra combinando la información financiera interna, procedente de la contabilidad de la empresa, con la información macroeconómica. En este sentido, Cressy (1992) ha centrado su estudio en los efectos macroeconómicos sobre la quiebra de pequeñas firmas, incluyendo tanto variables *dummies* anuales como *proxies* del entorno macroeconómico. Por otro lado, Burn et Redwood (2003), incluyen en su modelo variables explicativas como la rentabilidad, cobertura de

intereses, endeudamiento, liquidez, tamaño de la empresa, industria, *dummies* subsidiarias y crecimiento del PIB. En cuanto al estudio de Benito et al. (2004), el crecimiento del PIB en términos reales y los costes de financiación, se mostraron como variables predictoras significativas para la probabilidad de quiebra de las empresas españolas. Más recientemente, Hol (2007), quien combinó el análisis de estados financieros con el entorno macroeconómico, concluyó en su trabajo que la variación del PIB, un índice de producción, la oferta monetaria M1 y algunos indicadores de salud financiera para las empresas individuales, son variables significativas del modelo LOGIT para predecir la quiebra de las empresas noruegas durante los años noventa.

METODOLOGÍA: GASIC

Si nos referimos a k como el número de posibles variables explicativas de un determinado suceso, el número de submodelos posibles será igual a 2^k , lo que refleja la complejidad de resolución del problema de selección del modelo óptimo empleando metodologías básicas. Para un valor de $k = 60$ el número de modelos que habría de inspeccionarse se hace prohibitivamente elevado. Esto fundamenta la necesidad de desarrollar una metodología robusta, capaz de detectar el modelo óptimo entre multitud de posibilidades.

Una de las metodologías usadas recientemente en este campo es el uso de los algoritmos meta-heurísticos, que han demostrado ser muy útiles a la hora de seleccionar los modelos óptimos, debido a la naturaleza combinatoria del problema a resolver. En este sentido, cabe destacar el trabajo de Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2007), en el cual los autores desarrollaron un algoritmo meta-heurístico de tipo genético guiado por el Criterio de Información de Schwarz (SIC).

La esencia de GASIC se basa en su capacidad de transformar cada posible submodelo en un cromosoma al que posteriormente se aplican los procedimientos de selección natural y cruzamiento. Es en este momento cuando el GASIC hace que el conjunto inicial de soluciones tomadas al azar, evolucione y mejore su comportamiento hasta encontrar el óptimo.

Los pasos básicos del procedimiento GASIC son los desarrollados por Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2007), que se pueden resumir en los siguiente:

Paso 1: Población inicial. Se genera una población de soluciones aleatorias del problema de optimización. Estos candidatos de soluciones, también llamados cromosomas, están comúnmente representados por vectores, todos de la misma longitud, y constan de dígitos binarios. Cuando los parámetros son de naturaleza discreta, se emplea un algoritmo genético binario.

En un problema de optimización de K-dimensional, un cromosoma se describe como una matriz de $1 \times K$ elementos, de manera que:

$$\text{Cromosoma} = [p_1, p_2, \dots, p_K]$$

Dónde $p_i, i = 1, \dots, K$ es una variable binaria, adquiriendo valores de cero o uno, y K es el número máximo de variables candidatas a formar parte del modelo final. Por ejemplo, si $K = 5$, el conjunto completo de variables (modelo general) es $(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5)$, y el cromosoma $(1, 0, 1, 0, 1)$ significa que el subconjunto de variables considerado es X_1, X_3 y X_5 .

Paso 2: Ranking. Por cada cromosoma, se calcula su función de pérdida. Siguiendo a Hansen (1999) y Campos *et al.* (2003), se ha considerado como función de pérdida el criterio de información Schwarz (SIC):

$$\text{SIC}(m) = \log \hat{\sigma}^2(m) + c \frac{\log(T) k(m)}{T}, \quad c = 2$$

Dónde k es el número de "unos" en cada cromosoma m, que representa el número de variables seleccionadas, y T es el tamaño de la muestra. Por tanto, se considera que una solución es mejor que otra si su valor de SIC es menor.

Paso 3: Selección Natural. Con el fin de simular el proceso de selección natural de Darwin, los cromosomas se ordenan en función de sus funciones de pérdida, y se descartan la mitad de aquellos que muestren peor comportamiento. Por tanto, en este caso particular, se eliminan los modelos con altos SIC.

Paso 4: Emparejamiento. Éste, consiste en la vinculación aleatoria de los cromosomas supervivientes del proceso de selección. La vinculación de cromosomas en un AG puede llevarse a cabo a través de una gran variedad de métodos (Goldberg, 1989). En esta investigación, se ha realizado un proceso de emparejamiento aleatorio que asigna la misma probabilidad a cada cromosoma.

Paso 5: Cruzamiento. Las parejas de cromosomas son seleccionadas a partir de la mitad restante para producir dos nuevas soluciones. Mediante el corte del material genético de dos cromosomas, se procede a la formación de otros dos nuevos cromosomas. Generalmente, se utiliza un único punto de corte y se selecciona al azar en una posición particular en la representación binaria de cada cromosoma. Este punto, se emplea para separar cada uno de los vectores en dos subvectores. Los dos subvectores, a la derecha e izquierda del punto de corte, se intercambian entre los dos vectores, produciendo dos nuevos cromosomas. Por ejemplo, si se consideran un par de cromosomas llamados madre y padre:

$$\text{Madre} = (0, 1, 0, | 1, 0), \text{ Padre} = (1, 0, 1 | 0, 1).$$

Si el punto de rotura se ha seleccionado después de la tercera posición en cada cromosoma, los dos nuevos cromosomas creados a través de los padres son:

$$1 = (0, 1, 0, | 0, 1) \text{ y } 2 = (1, 0, 1, | 1, 0).$$

Cada uno contiene parte del material genético de los padres, lo que significa que si el subconjunto recombina los variables (X2, X4) y (X1, X3, X5), obtenemos como descendencia los modelos (X2, X5) y (X1, X3, X4).

Paso 6: Mutaciones. La Mutación se define como el proceso de cambio aleatorio que tiene lugar en la cadena de elementos binarios de un cromosoma. Las mutaciones impiden la convergencia rápida del AG a un mínimo local de la función de pérdida. Si el elemento es un "uno" será mutado a "cero", y viceversa. Esto ocurre con una probabilidad muy baja, con el fin de no destruir estructuras prometedoras del espacio de búsqueda. Además, los cinco mejores cromosomas de cada generación no se mutan. En la aplicación empírica, la tasa de mutación es del 0,5%, es decir, cada elemento de cada cromosoma muta en cada generación con una probabilidad de 0.005, a excepción de los cinco mejores cromosomas.

Paso 7: Convergencia. En este paso se vuelve al paso 2, y se repite sucesivamente este proceso, con el fin de obtener nuevas generaciones de soluciones hasta satisfacer algún criterio de convergencia. Dicho criterio suele ser satisfecho cuando la población converge a una única solución o cuando se alcanza el número máximo de generaciones predefinidas. En este trabajo, se ha seleccionado un criterio intermedio de parada que consiste en detener el algoritmo cuando se repiten las diez mejores soluciones de una generación en el AG.

Además, con el fin de evitar un empeoramiento de la solución, salvo en la primera secuencia del algoritmo, se repite el paso 3 de la siguiente manera: en el caso de que el cromosoma que muestre mejor comportamiento en la generación (i), no sea tan bueno como el cromosoma que muestre mejor comportamiento en la generación (i - 1), esta última generación constituirá el grupo de cruzamiento en la generación (i + 1) del AG.

SELECCIÓN DE VARIABLES Y PREPARACIÓN DE MUESTRAS:

Además de los ratios económico-financieros, en la presente investigación se han considerado los siguientes factores explicativos de la quiebra empresarial: variables macroeconómicas, sectoriales y otras extra-contables de las empresas como la edad y el tamaño. El fundamento que tiene la incorporación de estas nuevas variables radica en que la quiebra podría estar relacionada con otros factores que no dependen intrínsecamente de la propia gestión de la empresa, sino también por factores macroeconómicas, entre las que destacan los cambios del ciclo económico, la evolución general del sector y las políticas de regulación.

Los ratios financieros incluidos en este trabajo están agrupados en 6 categorías. Cada una, estudia un aspecto determinado de la empresa. Dichas categorías se refieren a Liquidez y Solvencia, Rentabilidad, Endeudamiento, Eficiencia/ Estructura financiera, Gestión/ Rotación de activos y *Cash flow*. En la tabla.1 se presentan en detalle todos los ratios incluidos en este trabajo. Por otra parte, las variables extra-contables incluidas en el presente estudio están enumeradas en la tabla 2.

Tabla.1. Los ratios financieros empleados en el trabajo.

CATEGORÍA	Nº	RATIO	DESCRIPCIÓN
Liquidez/ solvencia	1	Liquidez general	Activos corrientes / Pasivos corrientes
	2	Liquidez inmediata	Efectivo & Equivalentes de caja / Pasivos corrientes
	3	Ratio de liquidez	(Activos corrientes-Stocks)/ Pasivos corrientes
	4	Ratio liquidez accionistas	Fondos propios / Pasivos no corrientes
	5	Solv1	Activo corriente/ Activo total
	6	Solv2	Pasivo corriente/ Activo total
	7	Solv3	Deudas financieras / Cash flow
	8	Solv4	Tesorería/Total deudas
Rentabilidad	9	Crecimiento neto de las ventas (%)	(Ventas (t) - Ventas (t-1))/Ventas (t-1)
	10	Productividad	(Ingresos de explotación -Gastos operativos - Otros gastos de explotación) / Gastos de personal
	11	Rentabilidad económica (%)	(Resultado neto / activos totales)*100
	12	Rentabilidad financiera (%)	(Resultado neto / Fondos propios)*100
	13	Rentabilidad de capital empleado	((Beneficios antes de impuestos + Intereses pagados)/ (Fondos propios + Pasivos no corrientes))*100
	14	Rentabilidad del total de activos	EBIT / Activos totales
	15	Cobertura de intereses	Beneficios operativos/ intereses pagados
	16	Rent 1	Activos fijos / Activos totales
Endeudamiento	17	End1	(Dotaciones para amortizaciones + Resultados netos) / Deuda total
	18	End 2	Activos fijos /Patrimonio neto
	19	End 3	Patrimonio neto / Deuda total
	20	End 4	Deuda a largo plazo/Activos totales
	21	End 5	Deuda a largo plazo / Patrimonio neto
	22	End 6	Deuda a largo plazo /Pasivo corriente
	23	End 7	Deuda total / Activos totales
	24	End 8	Deuda total /Patrimonio neto
	25	End 9	EBIT/ gastos financieros
	26	End 10	(Pat. neto + Deuda a largo plazo)/activos totales
	27	End 11	(Patrimonio neto + Deuda a largo plazo)/Pasivo corriente
	28	End 11	(Patrimonio neto + Deuda a largo plazo /Deuda total
Eficiencia/ Estructura financiera	29	Gastos financieros (%)	Gastos financieros y similares + Variación en el provis. for fin. invest./ventas
	30	Capital de trabajo	Patrimonio neto + Deuda a largo plazo – Activo fijo
	31	Requerimiento de capital de trabajo	Activos líquidos – Efectivo en banco y en mano – Ingresos devengados – Pasivo corriente +Préstamos bancarios
	32	Margen de beneficio (%)	(Resultados operativos/Total ventas) *100
	33	Equilibrio	(Fondos propios + Otros pasivos no Corrientes + Deuda a largo plazo)/ Activos fijos
	34	Patrimonio neto / Capital Invertido	Fondos propios / (Fondos propios + Pasivos no corrientes)
	35	Capacidad de retorno	(Deuda a LP + Pasivos corrientes)/ (Ventas + Amortización + Variación en provisiones)
	36	Efic 1	Capital de trabajo / Activos totales (%)
	37	Efic 2	Ventas /Activos fijos
	38	Efic 3	(Patrimonio neto-capital)/ Activos totales
	39	Riesgos diversos	Provisiones para riesgos y gastos / Total activo
Gestión/ rotación	40	Rotación de los activos	Ventas/Activos totales
	41	Facturación neta de activos	Ingresos operativos /(Fondos propios + Pasivos no corrientes)
	42	Rotación de existencias	Total ventas/ existencias
	43	Rot 1	(Fondos propios + Deuda a largo plazo)/ AT
	44	Rot 2	Activo corriente/ Total ventas
Cash flow	45	CF1	Cash flow/Total activo
	46	CF2	Cash flow/Total ventas
	47	CF3	Cash flow/Patrimonio neto
	48	CF4	Cash flow/ Pasivo corriente
	49	CF5	Cash flow/Total deudas

Un problema que este estudio ha tenido que afrontar, y que es además muy común en este tipo de investigaciones, es la existencia de valores perdidos (*missing value*). Este hecho obliga en numerosas ocasiones a eliminar variables y/u observaciones, con la consecuente pérdida de información. La eliminación de datos no siempre es una buena decisión, debido a que los datos restantes podrían no ser representativos de la muestra, además de que la pérdida de información asociada podría ser relevante. Para corregir la pérdida de datos, existen herramientas como la metodología de imputación múltiple de King *et al.* (2001). Esta metodología ha sido ya empleada con éxito en el campo de la quiebra empresarial por Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2014), permitiendo imputar valores a las observaciones perdidas.

Tabla 2. Variables extra-contables incluidas en el trabajo.

Variables externas	Descripción
Estructura temporal de los tipos de interés (ETTI)	Spread de ETTI (Tipo de interés largo – tipo de interés corto)
Tipo de interés	Euribor 12 meses, fecha diciembre de cada año
Volatilidad del mercado bursátil	Desviación típica de las rentabilidades del Ibex 35 de las últimas 60 días de cada año
Prima de riesgo país	Prima de riesgo de España a fecha 31/12 de cada año
Inflación	Variación porcentual anual del Índice del precio al Consumo (IPC)
Tasa de desempleo	Tasa de desempleo anual
Variación del PIB del sector	Δ (PIB del sector / PIB nacional)
Fluctuación de los créditos	Total crédito anual concedido por los bancos a las empresas del sector
Morosidad bancaria	Morosidad bancaria anual
Precio del suelo	Precio del metro cuadrado urbanizado
Tamaño	Total activos
Edad	Años transcurrido desde la creación de la empresa hasta el año del ejercicio estudiado

El procedimiento de imputación múltiple puede resumirse en dos pasos importantes. En primer lugar, se tratan las observaciones perdidas como parámetros que se estiman por un procedimiento de máxima verosimilitud de King *et al.* (2001) en base a todos los datos disponibles. En segundo lugar, con el fin de no introducir una precisión errónea en las estimaciones basadas en los valores imputados, se obtienen

muestras repetidas de dichos valores que deberán ser promediados de forma adecuada a la hora de obtener las estimaciones finales.

Una vez los datos perdidos de las empresas están estimados, se preparan las muestras que se utilizarán para la selección de los factores, así como aquella destinada a la validación para cada uno de los años estudiados. La tabla 3 muestra los detalles de las muestras.

Tabla 3. Elaboración de Muestras

	Muestra total	Sub-muestra de estimación	Sub-muestra de validación
Un año previo a la quiebra	4400	4000	400
2 años previos a la quiebra	3300	3000	300
3 años previos a la quiebra	4180	3800	380

RESULTADOS Y DISCUSIONES:

Una vez preparadas correctamente las muestras de estimación y validación, se aplica la metodología GASIC con el fin de obtener los 3 modelos de predicción; uno, dos y tres años antes de la quiebra. Cada uno de los modelos muestra las variables explicativas de la quiebra empresarial en el sector inmobiliario y de la construcción para el periodo que va desde el año 1995 al año 2011.

En las Tablas 4, 5 y 6 se presentan las estimaciones de los 3 modelos seleccionados mediante el empleo de la metodología GASIC.

Tabla.4. Predicción de la quiebra un año antes que suceda

Nº	Variables seleccionadas	Beta	t-Student	p-Value
-	Constante	-10,0842	-20,33824	0
1	Fondos propios / Pasivos no corrientes	-7,2E-05	-2,69096	0,003
2	Deuda total / Activos totales	0,00640	9,16593	0
3	Tamaño de empresa	5,5E-08	10,10552	0
4	ETTI	68,3242	17,18692	0
5	Crédito al sector	-1,1E-08	-14,97317	0
6	Precio del suelo	0,1504	18,11840	0

Tabla.5. Predicción de la quiebra dos años antes que suceda

Nº	Variables seleccionadas	Beta	t-Student	p-Value
-	Constante	-20,7924	-17,124	0
1	Deuda total / Activos totales	0,0191	10,842	0
2	Activos corrientes / Total ventas	1,0663	11,063	0
3	Morosidad	1,7E-08	8,652	0
4	Crédito al sector	-8,0E-08	-12,066	0
5	Peso PIB del sector	259,265	14,362	0
6	Volatilidad Ibex	0,0021	15,206	0

Tabla.6. Predicción de la quiebra tres años antes que suceda

	Variables seleccionadas	Betas	t-Student	p-Value
	Constante	-34,683	-16,253	0
1	Pasivos corrientes/Activos totales	1,637	11,133	0
2	Deuda a largo plazo/patrimonio neto	0,01047	7,578	2,18E-14
3	Patrimonio neto/ Capital invertido	-7,4E-05	-5,581	1,27E-08
4	Tamaño	1,4E-05	6,312	1,53E-10
5	Edad	0,043	6,690	1,27E-11
6	Tipos de interés	364,799	12,865	0
7	ETTI	230,959	9,766	0
8	Crédito	-1,8E-07	-17,003	0
9	Precio del suelo	0,357	17,484	0
10	Volatilidad Ibex 35	40,039	16,570	0

Tal y como se puede apreciar en las diferentes estimaciones, todos los factores explicativos son estadísticamente significativos, además de presentar el signo (positivo o negativo) esperado. Además, de acuerdo con el propósito de este trabajo se puede observar cómo los factores explicativos no están solamente constituidos por ratios financieros sino que diversos factores de carácter macroeconómico juegan igualmente un papel relevante a la hora de explicar la quiebra de las empresas de este sector, además, del tamaño y la edad de las empresas.

Asimismo, hay que resaltar que de manera reiterada dos factores explicativos han sido seleccionados en todos los modelos. Se trata del ratio de endeudamiento y de la variable macro-económica fluctuación del crédito. Por otro lado, se observa la presencia de un mayor número de variables de tipo macro-económico respecto a los ratios financieros de las propias empresas, lo que podría explicar la importancia de la coyuntura económica para la supervivencia de las empresas constructoras e inmobiliarias. Entre todas las variables macro-económicas existentes, el GASIC seleccionó 4 que estaban relacionadas de manera directa o indirecta con el sector bancario: El crédito al sector, la morosidad bancaria, los tipos de interés y la ETTI, poniéndose de manifiesto la relación entre el riesgo de fracaso de las empresas inmobiliarias y de la construcción y el sector bancario. En esta relación hay una doble exposición de las empresas del sector, aquella que afecta directamente a sus actividades y que se traducen en la importancia que adquiere el ratio de endeudamiento a la hora de explicar la quiebra, y aquella que se deriva de la situación del sector bancario que indudablemente está repercutiendo en la capacidad de subsistencia de las empresas. Esta dependencia del sector al mercado financiero es evidente, ya que los bancos son los primeros acreedores de las empresas constructoras para financiar sus inversiones y pagar sus obligaciones (a través de diversos mecanismos puestos a disposición de las empresas, desde avales bancarios hasta créditos). Además, la naturaleza de los productos finales de las empresas del sector (casas, residencias, complejos, etc.) exige, en la mayor parte de los casos, una financiación por parte de los bancos con el fin de que los clientes puedan adquirirlos. No obstante, esta financiación no podrá tener lugar en el caso de recortes de créditos o de una subida significativa de los tipos de interés, aspecto que perjudicaría a las cifras de ventas de las empresas y, consecuentemente, a su supervivencia.

Para demostrar la relevancia de incluir o no a las variables macro-económicas en el estudio de la quiebra, se eliminan estas variables en las bases de datos y se vuelve a hacer la selección de modelos usando GASIC, con el objetivo de comparar la capacidad predictiva extra-muestral para cada caso (utilizando variables extra-contables y sin utilizarlas). En la Tabla 7 se presentan los resultados de esta comparación.

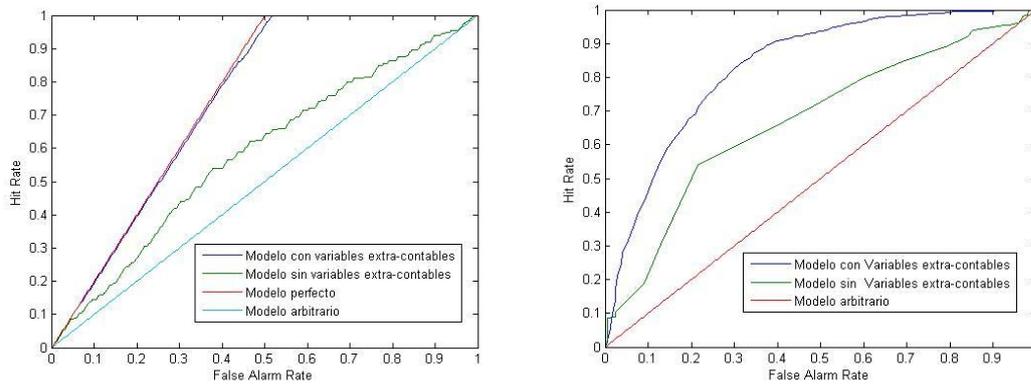
Tabla.7. Tablas cruzadas de la predicción extra-muestral

Reales	Predichos												Total
	Modelo 1: un año				Modelo 2: dos años				Modelo 3: tres años				
	Sanas		Fracasadas		Sanas		Fracasadas		Sanas		Fracasadas		
GASIC sin variables extra-contables													
Sanas	124	62%	76	38%	62	62%	38	38%	119	63%	71	37%	100%
Fracasadas	71	36%	129	65%	40	20%	160	80%	17	9%	173	91%	100%
Total	195		205		102		198		136		244		
GASIC con variables extra-contables													
Sanas	165	82%	35	18%	185	92%	15	8%	175	92%	15	8%	100%
Fracasadas	3	1%	197	99%	9	9%	91	91%	34	18%	156	82%	100%
Total	168		232		194		106		209		171		

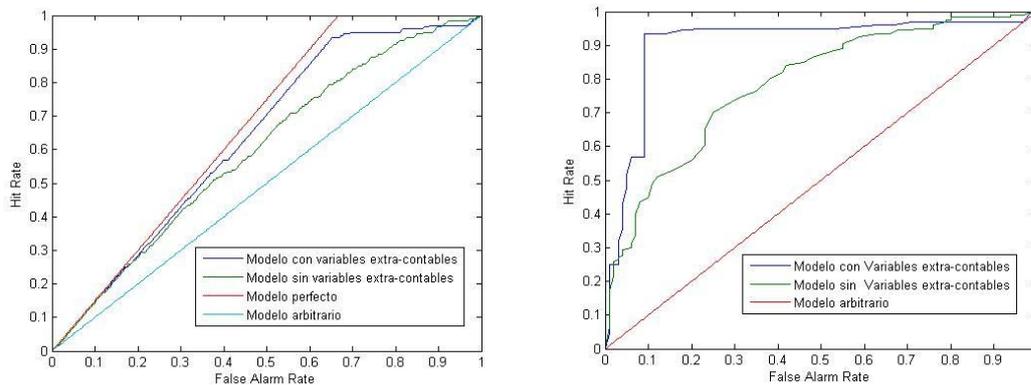
En la Tabla 7 se puede observar como en ambos casos (con y sin variables extra-contables) las tasas de predicción de los modelos seleccionados por GASIC son muy altas, si bien los resultados se manifiestan superiores en el caso de utilizar variables extra-contables, con la excepción del modelo 3, donde la predicción es a tres años vista.

Para evaluar mejor la capacidad predictiva de los modelos obtenidos antes y después de excluir las variables macro-económicas, se utilizan dos metodologías estadísticas ampliamente utilizadas con éxito en este campo, como son el CAP (*Cumulative Accuracy Profile*) y la ROC (*Operating Characteristic Curve*). Ambas han sido empleadas como metodologías de validación en los modelos de riesgo de quiebra (Sobehart *et al.*, 2000), ya que permiten una visualización gráfica de la capacidad predictiva de los modelos que predicen la quiebra. Los resultados obtenidos se muestran en las Gráficas 1, 2 y 3.

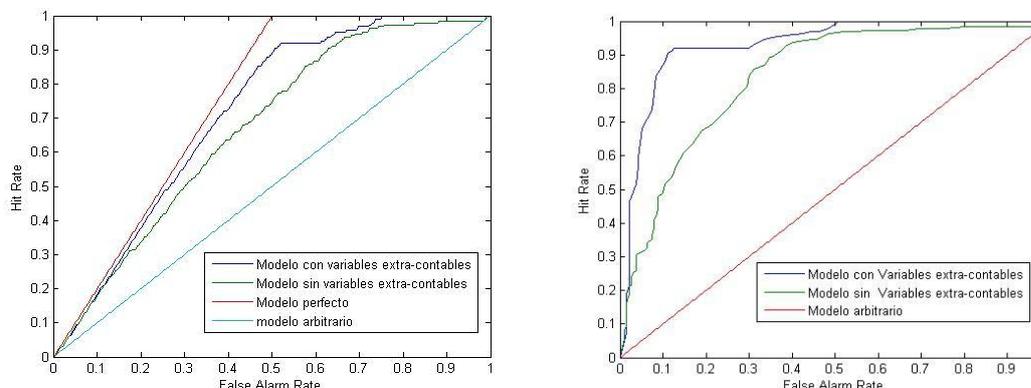
Gráfica.1. Comparación de las curvas CAP y ROC del modelo 1:



Gráfica.2. Comparación de las curvas CAP y ROC del modelo 2:



Gráfica.3. Comparación de las curvas CAP y ROC del modelo 3:



En síntesis, analizando las curvas CAP y ROC, se puede constatar como los modelos que incluyen variables macroeconómicas consiguen una mejor *performance* a la hora de predecir la quiebra de las empresas del

sector de la construcción e inmobiliaria frente a aquellos modelos que no lo hacen. En las gráficas 1, 2 y 3 se puede observar como los modelos con variables macroeconómicas se situaban generalmente más cerca del modelo perfecto.

Para continuar evaluando ambos modelos (con y sin variables extra-contables) se emplea el coeficiente del poder predictivo Accuracy Rate (AR), que, según Sobehart *et al.* (2000), se trata de una medida muy útil que permite resumir la precisión predictiva de un modelo en un solo valor.

En la Tabla 8 se comparan las tasas de precisión (AR) obtenidas en cada modelo.

Tabla 8: Comparación del poder predictivo (AR).

Metodología	AR		
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
GASIC sin variables extra-contables	0.3356	0.5730	0.6729
GASIC con variables extra-contables	0.9777	0.8112	0.8605

A partir de los resultados de la Tabla 8, se confirman los resultados obtenidos anteriormente, es decir, una clara superioridad de los modelos que contienen variables extra-contables.

Una vez puesto de manifiesto las bondades de incluir variables extra-contables en el modelo a la hora de predecir la quiebra empresarial, sería de interés comparar este modelo con otros propuestos por la literatura especializada.

Metodología Z-score de Altman

Una de las metodologías pioneras en el campo de la predicción de las quiebras empresariales se materializa en el denominado modelo Z-score de Altman (1968). Este modelo, a pesar del tiempo transcurrido desde su formulación, sigue siendo muy utilizado hoy en día. Inicialmente era aplicable únicamente a empresas que cotizan en bolsa, puesto que una de sus variables exige el precio del mercado de los activos. Sin embargo, Altman (1993) adaptó el mismo para su aplicación a empresas que no cotizan.

En este caso, el modelo resultante es el siguiente:

$$Z = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998X_5$$

Donde,

$$X_1 = \frac{\text{Activos corrientes-Pasivos exigibles}}{\text{Activos totales}}; \quad X_2 = \frac{\text{Beneficios no distribuidos}}{\text{Activos totales}}$$

$$X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Activos totales}}; \quad X_4 = \frac{\text{Patrimonio neto}}{\text{Activos totales}}; \quad X_5 = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activos totales}}$$

En el modelo originario de Altman (1968), la clasificación de una empresa como fracasada o sana depende de su score Z, de tal manera que:

$Z > 2.90$: zona de seguridad o solvencia

$1.23 < Z < 2.90$: Zona gris o de incertidumbre

$Z < 1.23$: Zona de fracaso

Para poder comparar los resultados del modelo Z-score con la metodología GASIC, donde las empresas son clasificadas tan sólo en dos grupos; las fracasadas y las no fracasadas, Acosta-González y Fernández-Rodríguez (2014) transformaron los puntos de corte de *Altman* en los siguientes:

$Z > 2.065$: Zona de seguridad

$Z \leq 2.065$: Zona de fracaso

Siendo el valor 2.065 la marca de clase del intervalo [1.23, 2.90].

Metodología *Stepwise*

Otra de las metodologías más usadas en este campo de la selección de modelos es el conocido procedimiento *Stepwise*, tanto en su versión *forward selection* (selección hacia delante) como en su versión *backward elimination* (eliminación hacia atrás). Estos procedimientos incluyen o excluyen

variables explicativas del modelo sobre la base del contraste t de significación individual de los coeficientes del modelo.

En la Tabla 9 se presentan los resultados de la predicción extra-muestral, comparando los procedimientos Z-score, Stepwise y GASIC

Tabla.9. Comparación de las predicciones extra-muestrales realizadas con los procedimientos GASIC, Z-score y *stepwise*

Reales	Predichos												Total
	Modelo 1: un año				Modelo 2: dos años				Modelo 3: tres años				
	Sanas		Fracasadas		Sanas		Fracasadas		Sanas		Fracasadas		
Metodología GASIC													
Sanas	165	82,50%	35	17,50%	185	92,50%	15	7,50%	175	92,11%	15	7,89%	100%
Fracasadas	3	1,50%	197	98,50%	9	9,00%	91	91,00%	34	17,89%	156	82,11%	100%
Total	168		232		194		106		209		171		
Metodología Z-score													
Sanas	171	85,50%	29	14,50%	60	60,00%	140	40,00%	101	53,16%	89	46,84%	100%
Fracasadas	110	55,00%	90	45,00%	24	62,00%	76	38,00%	78	41,05%	112	58,95%	100%
Total	281		119		84		216		179		201		
Metodología Stepwise													
Sanas	200	100,00%	0	0,00%	93	93,00%	7	7,00%	153	80,53%	37	19,47%	100%
Fracasadas	200	100,00%	0	0,00%	29	14,50%	171	85,50%	14	7,37%	176	92,63%	100%
Total	400		0		122		178		167		213		

En la tabla 9 se puede observar claramente que las tasas de predicción de la metodología GASIC conseguidas en esta investigación son significativamente superiores a las obtenidas mediante la aplicación de la metodología Z-score. De hecho, salvo en la clasificación de las empresas no fracasadas un año antes del fracaso (donde las 2 metodologías han obtenido resultados muy similares, 82% de predicción correcta de las empresas sanas según GASIC y 85% según Z-score), en el resto de los casos el procedimiento GASIC mejora en todos los casos las predicciones realizadas por Z-score.

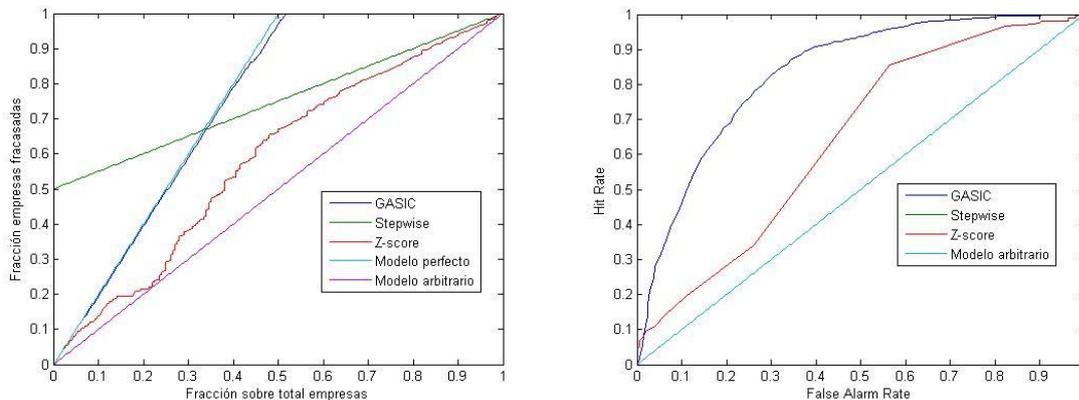
En relación a la metodología *Stepwise*, en la Tabla 9 se observa que las predicciones realizadas un año antes del fracaso son especialmente malas. No clasifica correctamente ninguna empresa fracasada, y como consecuencia clasifica correctamente las sanas. En este caso concreto, el error de tipo II es igual a 100%, lo que conduciría a rechazar el uso de esta metodología para predecir la quiebra un año antes de

que suceda. Sin embargo, en el resto de los años considerados, la metodología *Stepwise* ha mostrado sorprendentemente buenos resultados, similares a los obtenidos en los otros modelos. Así, en los modelos 2, 3, las tasas de acierto de la metodología *Stepwise* varían entre un mínimo de 80.53% y un máximo de 93%. En general, se puede concluir que la metodología GASIC presenta las mejores tasas de predicción cuando se comparan sus resultados con los obtenidos por las metodologías competidoras, tanto en la predicción de las empresas fracasadas como en la predicción de las no fracasadas.

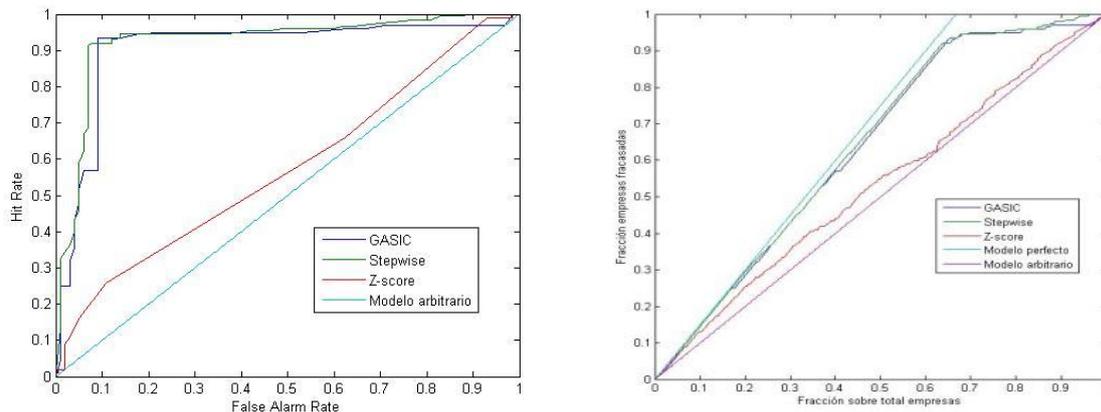
Para ello, y como se ha procedido en la evaluación de las metodologías de este trabajo, se recurre a los métodos estadísticos CAP y ROC para analizar y comparar los resultados del GASIC con los que se han obtenido aplicando Z-score así como del *Stepwise*.

En las gráficas siguientes se detallan los resultados de cada año de predicción según las 3 metodologías:

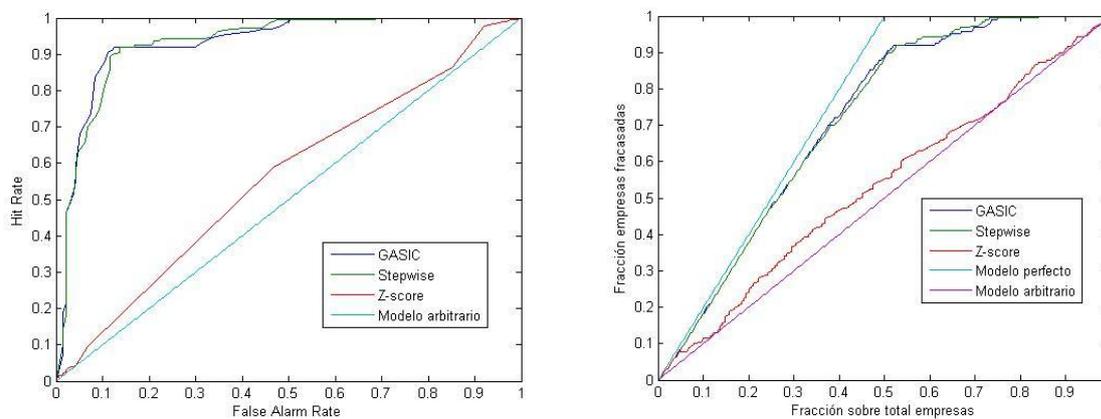
Gráfica.4. Curvas CAP y ROC del primer año de predicción:



Gráfica.5. Curvas CAP y ROC del segundo año de predicción:



Gráfica.6. Curvas CAP y ROC del tercer año de predicción:



Las gráficas anteriores nos han permitido visualizar la diferencia existente entre la eficacia de las 3 metodologías aplicadas en este trabajo. De este modo, las gráficas CAP y ROC han demostrado la superación de la metodología GASIC respecto a las metodologías Z-score y regresión *Stepwise*.

En el caso particular de predicción de la quiebra un año antes de que suceda, la metodología GASIC es la que más se acerca al modelo perfecto, mientras que la metodología Z-score es más próxima al modelo arbitrario y la de *Stepwise* la que peor comportamiento ha manifestado.

En el resto de los modelos, la metodología Z-score se ha situado muy próxima al modelo arbitrario tanto en las curvas CAP como en las ROC, mientras que la regresión *Stepwise* ha mejorado su comportamiento y

en este caso se ha ubicado más cercana a la metodología GASIC y, por tanto, más próxima al modelo perfecto.

Para concluir el análisis comparado de las 3 metodologías, se hace una baremación entre ellas según la tasa de precisión (AR), que es considerado como el mejor criterio para ello, de cada metodología en cada modelo. Los resultados del coeficiente AR sobre las muestras de validación, son los siguientes:

Tabla 10: Presentación de los coeficientes AR de las metodologías GASIC, Z-score y Stepwise.

Metodología	AR		
	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
GASIC	0.9777	0.8112	0.8605
Z-score	0.0273	0.1439	0.0194
Stepwise	0.0000	0.8469	0.8572

Se puede observar que, en el primer año el GASIC ha conseguido la tasa de precisión más alta, con una diferencia muy significativa respecto a las tasas AR obtenidas por las otras 2 metodologías. En el segundo, tercero y cuarto modelo, el GASIC junto con el procedimiento Stepwise, han obtenido las mejores tasas de precisión y siempre han estado muy cercanas entre ellas (con una diferencia máxima de 0.03).

CONCLUSIONES

Este trabajo ha tenido como objetivo la predicción del fracaso de las empresas constructoras e inmobiliarias españolas mediante el empleo tanto ratios contables clásicos que describen el estado de las empresas, como variables macroeconómicas, sectoriales y otras extra-contables de las empresas como la edad y el tamaño; esta últimas gozan de especial relevancia al ser capaces de describir los cambios del ciclo económico, la evolución general del sector y las políticas de regulación. De esta forma este trabajo aporta una evidencia estadística empírica sobre las variables macroeconómicas que explican el fracaso empresarial, en ausencia de un marco teórico que lo fundamente.

Desde el punto de vista estrictamente metodológico aportamos un procedimiento de selección de variables explicativas, que partiendo de un conjunto inicial de ratios financieros con información redundante así como de variables de tipo macroeconómico (todos ellos posibles candidatos para explicar el fracaso), obtiene de forma automática, mediante un algoritmo genético solo guiado por los datos, el mejor modelo econométrico que integre ambos tipos de variables para predecir la quiebra de las empresas constructoras e inmobiliarias.

Aunque las empresas que forman parte de la muestra, pertenecen a años de quiebra diferentes (entre el año 1995 y el año 2011), los modelos seleccionados en este trabajo han sido capaces de clasificar correctamente la gran mayoría de las compañías, independientemente del año correspondiente de su actividad, lo que fundamenta la relevancia que han adquirido los modelos finalmente seleccionados.

Por otra parte, las variables explicativas de la quiebra que han sido seleccionadas en estos modelos, presentan unos coeficientes que coinciden con el efecto esperado de ellos. Las variables explicativas escogidas, son una combinación tanto de ratios contables (como el endeudamiento, la solvencia y la estructura financiera, entre otros) y de variables de tipo macro-económico (como la fluctuación del crédito, la ETTI, la morosidad, el precio del suelo, etc).

Así, la detección previa del riesgo de fracaso que posibilita nuestra metodología, ofrece la oportunidad a las compañías del sector que se encuentren en una situación de dificultad económica, a tomar aquellas decisiones correctoras o preventivas que permitan a las mismas una prolongación de su actividad, evitando así llegar a la quiebra.

BIBLIOGRAFÍA

Acosta, E., Fernández, F. (2007). Model selection via genetic algorithms illustrated with cross-country growth data. *Empirical Economics* 33. 313–337.

Acosta, E., Fernández, F. (2009). Financial ratios selection for predicting failure of firms via genetic algorithms. *Journal of Credit Risk* (próxima publicación). Una versión resumida de este artículo se puede consultar en el libro de actas del II Simposi3n de Inteligencia Computacional. Zaragoza (2007), bajo el t3tulo, Determinantes de la supervivencia de las empresas: Un an3lisis mediante el uso de algoritmos gen3ticos. Ed. Thomson.

Acosta, E., Fern3ndez, F. (2014). Forecasting financial failure of firms via genetic algorithms. *Computational Economics*. 43, pp 133-157.

Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of Finances* 23 : 589-609.

Altman, E. (1993). Corporate financial distress and bankruptcy. *New York: John Wiley & Sons*. (2nd ed).

Benito, A., Delgado, .F, Pages, J. (2004). A synthetic indicator of financial pressure for Spanish firms. Banco de Espa3a. Working paper N 411

Burn, P., Redwood, V. (2003). Company accounts based modeling of business failures and the implications for financial stability. *Bank of England*. Working paper 210.

Cressy, R. (1992). UK small firms bankruptcy predictions: a logit analysis of industry, trend and macro effects. *Journal of Small Business Finance* 1, 233-253.

Goldberg, DE. (1989). Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. *Addison Wesley*, Reading, MA.

Hol, S. (2007). The influence of the business cycle on bankruptcy probability. *International Transactions in Operational Research* 14 (3), 75-90.

Jones, S., Hensher, D. (2004). Predicting firm financial distress: a mixed logit model. *The Accounting Review* Vol 79 No. 4, pp. 1011-1038.

King, G., Honaker, J., Joseph, A., Scheve, K. (2001). Analyzing incomplete political science data: an alternative algorithm for multiple imputation. *American Political Science Review* 95:49–69

Messier, W., Hansen, J. (1998). Inducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data. *Management Science* 34 Issue 12, pp. 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., Fernández, E. (1997). Hybrid classifiers for financial multicriteria decision making: The case of bankruptcy prediction. *Computational Economics* Vol 10, Issue 4, pp. 317-335.

Somoza, A. (2000). Los modelos contable-financieros de predicción de la insolvencia empresarial. Una aportación y su aplicación a una muestra de empresas de los sectores textil y confección de la provincia de Barcelona (1994-1997). Tesis Doctoral. Universidad de Barcelona. Barcelona

Tam, K., Kiang, M. (1992). Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. *Management Science* 38 Issue 7: 926-947.