



Estudios de Economía
ISSN: 0304-2758
ede@econ.uchile.cl
Universidad de Chile
Chile

Rodríguez López, Manuel; Piñeiro Sánchez, Carlos; de Llano Monelos, Pablo
Determinación del riesgo de fracaso financiero mediante la utilización de modelos paramétricos, de
inteligencia artificial, y de información de auditoría
Estudios de Economía, vol. 41, núm. 2, diciembre, 2014, pp. 187-217
Universidad de Chile
Santiago, Chile

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=22132729002>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

Determinación del riesgo de fracaso financiero mediante la utilización de modelos paramétricos, de inteligencia artificial, y de información de auditoría*

Financial risk determination of failure by using parametric model, artificial intelligence and audit information

MANUEL RODRÍGUEZ LÓPEZ**
CARLOS PIÑERO SÁNCHEZ**
PABLO DE LLANO MONELOS**

Resumen

En este artículo aportamos evidencia empírica de predicción del fallo financiero en empresas no financieras. Hemos desarrollado diversos modelos para la evaluación del riesgo de fallo financiero en PYME. Contrastada la capacidad predictiva de modelos paramétricos (análisis discriminante multivariante, LOGIT) comparando con la información aportada por la auditoría. Los modelos están fundamentados en variables financieras relevantes y ratios, de lógica financiera y en situaciones de estrés. Examinamos una muestra aleatoria de empresas, comprobando la capacidad predictiva en distintos momentos del tiempo, verificando si los modelos muestran señales anticipadas de futuros eventos de fallo financiero, simulando el impacto de los costes de los errores de estimación en función del modelo previsional. Los resultados sugieren que nuestros modelos son efectivos en el corto y medio plazo, ofreciendo mayor capacidad predictiva que las auditorías externas.

Palabras clave: *Fallo financiero, dificultades financieras, previsión de la insolencia, informe de auditoría.*

Clasificación JEL: *G33, C45, C89.*

* Los autores agradecen las sugerencias y comentarios aportados por dos revisores anónimos, y por el editor de la revista, que han contribuido a mejorar distintos aspectos de este trabajo.

** Grupo de Investigación en Finanzas y Sistemas de Información para la Gestión (FYSIG), Departamento de Economía Financiera y Contabilidad, Universidad de A Coruña. E-mail: marod@udc.es, carpi@udc.es, pablo.de.llano@udc.es

Abstract

This paper offers an exhaustive analysis of the effectiveness of several models and methodologies that are commonly used to forecast financial failure: Linear, MDA, Logit, and artificial neural network. Our main aim is to evaluate their relative strengths and weaknesses, in terms of technical reliability and error cost; to do so, models are estimated and validated, and then used to perform an artificial simulation to evaluate which of them causes the lower cost of errors. Reliability is examined in four forecast horizons, to collect evidences about temporal (in) stability. We also check the relative advantages of financial ratios-based models, versus audit-based forecast models. Our results suggest that all models attain a high performance rate; however, artificial neural networks' forecasts seem to be more stable, both in temporal and cross-sectional perspectives.

Key words: *Financial failure, financial difficulties, forecast insolvency, audit report.*

JEL Classification: *G33, C45, C89.*

1. INTRODUCCIÓN

El fallo financiero es un tema de especial interés para un amplio conjunto de agentes económicos. La desaparición de una empresa acarrea graves consecuencias para el amplio conjunto de intervenientes; propietarios, accionistas, acreedores, empleados, instituciones públicas y demás miembros del sistema de valor y de la sociedad. La dificultad es anticipar esta situación de fallo de manera eficiente y efectiva, por tanto la descripción de su proceso y desarrollo mediante modelos predictivos son cuestiones relevantes desde el punto de vista académico y profesional. El principal estímulo de los investigadores ha sido la posibilidad de dar una respuesta satisfactoria a esta necesidad de información, para ello se han venido utilizando un nutrido grupo de técnicas y herramientas para la confección de modelos predictivos con el objetivo de detectar con cierto grado de anticipación situaciones específicas de riesgo.

La auditoría externa proporciona evidencias predictoras válidas del fallo financiero. De hecho, esta se construye sobre la base de que los estados financieros aportan información relativa a la marcha actual y futura de la empresa. Por tanto, se espera de los auditores que emitan una opinión de la situación empresarial que evite su fallo.

En repetidas ocasiones algunos autores han indicado que empresas, sobre las cuales se ha emitido salvedades, experimentan más y más intensos episodios de dificultades financieras (Wilkins, 1997). De otra parte, un número anormalmente elevado de empresas fallidas recibieron salvedades, e incluso informes limpios (Venuti, 2004; Arnedo *et al.*, 2008). Las salvedades o calificaciones en terminología sajona pueden ser de muy diferente naturaleza –dudas menores, dificultades para obtener algunos documentos o información, y graves acontecimientos que puedan amenazar la supervivencia empresarial–, lo que degrada la calidad de la información de auditoría. McKee (2003) estima que el indicador de empresas fallidas detectadas por auditores tiene una tasa del 50%.

Las anomalías pueden ser reflejo de distorsiones y de independencia (Simunic, 1984; Carcello y Palmrose, 1994; Schwartz y Soo, 1995; Ruiz y Gómez, 2001; Lam y Mensah, 2006; Robinson, 2008; Piñeiro *et al.*, 2012a, 2012b, 2013), o sesgos en la evaluación de las evidencias –sugiriendo que los auditores podrían cometer errores inconscientes respecto de la continuidad de la empresa (O'Clock y Devine, 1995)–. En este sentido, los auditores son reacios a incluir en su informe sus reticencias, pues entienden que en sí mismas pueden ser causa de dificultades financieras, esto es, la hipótesis de la profecía autocumplida.

Autores como Beaver (1966) y Altman (1968) aportan las primeras evidencias que permiten que la investigación se centre en el análisis del perfil externo del fracaso financiero: insolvencia temporal, retrasos, quiebra. El objetivo es detallar los principales procesos financieros involucrados en los problemas financieros, construyendo un modelo predictivo. Se han aplicado distintas técnicas, como Análisis Discriminante Múltiple (MDA) (Altman, 1968; Altman, Haldeman y Narayanan, 1977), Probabilidad Condicional y PROBIT-LOGIT¹ (Martin, 1977; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984), Particionamiento Recursivo (Frydman, Altman y Kao, 1985) y aplicaciones de Inteligencia Artificial, Sistemas Expertos y Redes Neuronales Artificiales (Messier y Hansen, 1988; Bell, Ribar y Verchio, 1990; Hansen y Messier, 1991; Serrano y Martin, 1993; Koh y Tan, 1999; Brockett *et al.*, 2006). Algunos modelos se han construido sobre la Teoría de Conjuntos Difusos y de la Lógica Difusa (Dubois y Prade, 1992; Slowinski y Zopounidis, 1995; McKee y Lensberg, 2002); más recientemente se han aplicado técnicas heurísticas para construir modelos de análisis multicriterio combinando aplicaciones de Sistemas de Soporte a la Decisión en Grupo (GDSS) y métodos de reconocimiento cualitativo, como el Proceso Jerárquico Analítico (AHP) (Sun y Li, 2009).

Un problema que se repite con frecuencia es la identificación de un reducido conjunto de variables que pueden describir y predecir, de forma fiable, dificultades financieras. Parece existir consenso respecto de la relevancia de la información financiera, incluidas las ratios financieras; pero es también evidente que se necesita mayor información, y más diversa. Algunos experimentos han probado el uso de criterios distintos del devengo (Elam, 1975; Norton y Smith, 1979; Platt, Platt y Pedersen, 1994), el efecto de magnitudes macroeconómicas (Rose, Andrews, and Giroux, 1982), y representaciones (*proxies*) con la intención de revelar eventos internos asociados al fallo, por ejemplo: retraso en la presentación de las cuentas anuales, auditorías con salvedades, y capacidad de gestión (Peel, Peel and Pope, 1986; Keasey y Watson, 1987).

En España, la predicción del fallo financiero ha tenido un desarrollo significativo en años recientes. Algunos modelos desarrollados para el entorno bancario (Laffarga, Martin Vázquez, 1985; Pina, 1989; Rodríguez, 1989; Martin y Serrano, 1993), seguros (Rodríguez Acebes, 1990; López, Moreno y Rodríguez, 1994; and Mora, 1994a), industria textil (Somoza, 2001), y también modelos generalizados para empresas no financieras y PYME (Gabás, 1990; García, Arqué y Calvo-Flores, 1995; Ramírez, 1996; Lizarraga, 1997; De Piñeiro *et al.*, 2013). Se han desarrollado otros modelos con el fin de detectar particularidades de

¹ PROBIT: inversa de la función de distribución asociada con la distribución normal. LOGIT: regresión logística.

industrias en determinadas zonas geográficas (p.e. Valencia: Gandía, García y Molina, 1995; Gallego, Gómez y Yáñez, 1996; Ferrando y White, 1998). Esta especialización lejos de mostrar inconsistencia es conveniente, pues su capacidad predictiva está condicionada por el perfil de muestra de empresas y su contexto socioeconómico. Por tanto, la posterior aplicación de los modelos requiere una reevaluación de los coeficientes (Moyer, 1977; Altman, 2000). Debido a la pequeña muestra de modelos aplicables a las empresas gallegas se hace necesario un esfuerzo por armonizar la especificación y pesos de los distintos factores.

El marco temporal es también relevante. A pesar de que podemos construir y comprobar modelos para distintos marcos temporales, el sujeto decisor desconoce si la empresa va a fallar o no, ni cuándo sucederá tal evento. Pina (1989) y Mora (1994b) sugieren la utilización de modelos intertemporales; tenemos la intención de unirlos con el fin de evaluar la coherencia interna de las predicciones, y desarrollar una opinión más informada del riesgo de fracaso financiero.

El presente artículo pretende lograr cuatro objetivos:

- 1) Diseñar modelos capaces de identificar aquellas empresas que corren riesgo de insolvencia o fallo, en el contexto socioeconómico gallego, con precisión, y contrastar la estabilidad de las predicciones a corto, medio y largo plazo.
- 2) Proporcionar evidencias empíricas sobre la relevancia de la información contable y de las ratios financieras, para evaluar la estabilidad financiera de la empresa.
- 3) Obtener evidencias acerca de la optimización de los puntos de corte de los modelos paramétricos.
- 4) Comprobar la capacidad de los auditores externos para anticipar las dificultades financieras, y proporcionar evidencias empíricas, para determinar si los cambios en la opinión del auditor pueden ser interpretados como señales de estrés financiero.

En primer lugar, describimos la población objeto de estudio, las variables dependientes e independientes, y el procedimiento de muestreo. A continuación se presentan y discuten los resultados de los modelos, prestando especial atención a su capacidad predictiva y a las diferentes alternativas para la optimización de los errores; también se discute el papel de la auditoría de cuentas como instrumento de control y como fuente de evidencias para el pronóstico del fracaso. Al final sintetizamos las conclusiones de nuestro trabajo y presentamos propuestas para su desarrollo.

2. MÉTODO

La población objeto de nuestro estudio son aquellas empresas activas con sede en Galicia, identificadas según los datos suministrados por SABI² en situación de dificultades financieras. Se han excluido aquellas empresas³ con menos de

² Sabi - Bureau van Dijk: Sistema de Análisis de Balances Ibérico (Cuentas Anuales e Informe de Auditoría (sc)).

³ Todas las empresas tienen datos completos y no hay observaciones omitidas ni ceros.

cuatro años de antigüedad con el fin de depurar el efecto de mortandad inicial, y también aquellos casos para los cuales existían lagunas de información que afectan la estimación de los modelos. También se excluyeron las empresas del sector inmobiliario, cuya situación sin duda inducirían sesgos en la estimación de los modelos. Esta estrategia se justifica porque el número de empresas fallidas usualmente es una pequeña proporción de la población: siendo mucho más favorable la relación de empresas sanas, por tanto, un muestreo aleatorio convencional proporcionaría poca información de eventos de fallo y conduciría a estimadores ineficientes.

Utilizamos una interpretación amplia del fracaso financiero, basado en la visión moderna que incluye varias situaciones de estrés financiero que no significan necesariamente quiebra. La definición convencional del fracaso es atractiva, pues proporciona un objetivo y clasificación exhaustiva, pero no refleja sucesos de tensión como la falta de liquidez puntual o problemas financieros a corto plazo (Pindado, Rodrigues y Torre, 2008), que no necesariamente conducen a la extinción inmediata de la empresa. De tal manera, la definición de empresa en dificultades financieras incluye todas aquellas que verifican una o más de las siguientes condiciones:

- Estar en situación de concurso.
- Estar involucrada en reclamaciones, por importe significativo.
- Haber devuelto efectos comerciales y estar incluido en el registro público de incidencias tales como BADEXCUG⁴ y RAI⁵.

Los modelos se han estimado sobre una muestra de 120⁶ empresas, con datos financieros comprendidos entre los años 1990 y 1997. El estudio está basado en un muestreo equilibrado: las dos muestras tienen el mismo tamaño para facilitar el establecimiento de puntos de corte óptimos en los modelos paramétricos; en cualquier caso se aportan también los resultados de varias simulaciones, diseñadas para evaluar la sensibilidad de los modelos en relación con esos puntos de corte, cuando se aplican diferentes costes a los errores tipo I y tipo II.

2.1. Variables

La elección de las variables explicativas es problemática, debido a la ausencia de una teoría consolidada sobre el fracaso financiero; el uso posterior de los resultados experimentales de varios subconjuntos hace que no sean comparables, cruzada o temporalmente. En nuestro caso la selección se fundamenta en dos principios: popularidad en la literatura contable y financiera, y nivel de significación en los estudios más relevantes en materia de predicción del fallo financiero. En todos los casos las ratios se calcularon a partir de las magnitu-

⁴ BADEXCUG: fichero sectorial relativo al incumplimiento de obligaciones dinerarias, tanto personas físicas como jurídicas.

⁵ RAI: Registro de Aceptaciones Impagadas.

⁶ Siguiendo lo propuesto por Palepu (1986), la muestra es simétrica: Sanas 60, Fallidas 60. Se dispone de toda la información contable necesaria para realizar la determinación de todas las ratios. No hay pérdida de información, o información no disponible.

TABLA 1
RATIOS FINANCIERAS

Medida financiera	Ref ^a	Ratio	Medida financiera	Ref ^a	Ratio
Actividad	ACT01	Gastos Financieros / Valor Añadido	Rentabilidad	REN01	B.A.I.T. / Activo Total
	ACT02	Gastos Personal / Activo Fijo		REN02	B.A.I.T. / Ventas
	ACT03	(Gtos. Personal + Amortiz.)/ Val. Añadido		REN03	Resultado Neto / Ventas
	ACT04	Ingresos Exploración / Consumos Explotación		REN04	(Res. Neto - Realizable - Existencias) / Activo Total
Apalancamiento	ACT05	Valor Añadido / Ventas	Rotación	REN05	Resultado Neto / Activo Total
	APL01	B.A.I.T. / Gastos Financieros		REN06	Resultado Neto / Fondos Propios
	APL02	Gastos Financieros / Deuda Total		ROTO1	(Act. circ. - Existencias) / Ventas
	APL03	Res. Explor. / Gastos Financieros		ROTO2	Existencias / Ventas
	APL04	Resulado Neto / Exigible Total		ROTO3	Ventas / Realizable Cíerto
Endeudamiento	END01	Deuda Total / Fondos Propios		ROTO4	Ventas / Activo Circulante
	END02	(Pat. Neto - Res. Neto) / Exigible A Corto		ROTO5	Ventas / Activo Fijo
	END03	Fondos Propios / Exigible Total		ROTO6	Ventas / Activo Total
	END04	Pasivo A Largo / Exigible Total		ROTO7	Ventas / Capital Circulante
estructura	EST01	Activo Circulante / Activo Total		ROTO8	Ventas / Disponible
	EST02	Dot. Amortización / Inmovilizado Neto	Solvencia	SOL01	(Act. corr. - Existencias) / Exig. c/p
	EST03	Capital Circulante / Activo Total		SOL02	Activo Circulante / Exigible Total
	EST04	Capital Circulante / Exigible Total		SOL03	Activo Circulante / Pasivo Circulante
	EST05	Capital Circulante / Ventas		SOL04	Activo Fijo / Fondos Propios
	EST06	Disponible / Activo Total		SOL05	Pasivo Exigible / Activo Total
	EST07	Resulado Neto / Capital Circulante		SOL06	Fondos Propios / Activo Total
	EST08	Media Descomposición Del Activo		SOL07	Fondos Propios / Inmovilizado
Liquidez	LIQ01	Cash Flow Operativo / Activo Total		SOL08	Exigible A Corto / Activo Total
	LIQ02	Cash Flow Operativo / Exigible Total		SOL09	Res. antes de Imp. / Exigible corriente
	LIQ03	Cash Flow Operativo / Exigible A Corto	Tesorería	TES01	Tesorería / Pasivo Circulante
	LIQ04	Cash Flow Operativo / Ventas		TES02	Tesorería / Ventas
	LIQ05	Cash Flow / Activo Total			
	LIQ06	Cash Flow Exigible Total			
	LIQ07	Cash Flow Exigible A Corto			
	LIQ08	Cash Flow Recursos Generados / Ventas			
	LIQ09	Disponible / Pasivo Circulante			
	LIQ10	Existencias / Exigible A Corto			
	LIQ11	Existencias + Realizable / Exigible A Corto			
	LIQ12	Intervalo Sin Crédito			
	LIQ13	Realizable / Exigible A Corto			

des que figuran en las cuentas anuales, sin ajustes previos tal y como podemos observar en la literatura, como por ejemplo la valoración a precios de mercado o la utilización de métodos alternativos a la contabilidad.

Debido a la estructura de la muestra se hace imposible el contraste con variables macroeconómicas que pudiesen abundar en las causas del fallo financiero. Las empresas se han constituido con datos 1aa (Año Antes del fallo), 2aa, 3aa, 4aa, Global: por tanto, los datos contables de cada empresa fallida están estructurados en función del momento del fallo empresarial, no existiendo ni compartiendo un marco temporal común, que imposibilita la utilización de indicadores macroeconómicos que pudieran aportar datos sobre la estructura o coyuntura del mercado en donde se encuentran. Sin embargo, esta ausencia permite centrarse en la realidad de la estructura empresarial para detectar las evidencias internas provocadas por estrés financiero.

2.2. Metodología

2.2.1. Análisis factorial

Con carácter previo a la estimación del modelo se ha realizado un análisis factorial con el objetivo de reducir el conjunto inicial de variables a un pequeño grupo de regresores sintéticos, no correlacionados. Esta es una cuestión importante, ya que como indica Lev (1978) las ratios financieras generalmente se mueven en la misma dirección porque están construidas sobre componentes comunes y los procesos financieros están interrelacionados, lo que es una fuente potencial de colinealidad.

Todo modelo requiere al menos cuatro factores que cuenten con más de un 50% de varianza; los primeros se relacionan con la rentabilidad, liquidez (flujo de caja, recursos generados), el nivel de endeudamiento y solvencia. Estos resultados confirman, nuevamente, la relación entre las ratios de rentabilidad y el flujo de caja, como indican Gombola y Ketzer (1983) y Pina (1992). En los primeros años antes del fallo la naturaleza y secuencia de estos factores es similar, pero no así en el cuarto.

2.2.2. Métodos paramétricos: modelos multivariados

La estimación se realizó mediante técnicas multivariantes paramétricas: análisis de regresión lineal múltiple (MDA), análisis discriminante lineal (MRL) y análisis mediante regresión logística (LOGIT) mediante selección paso a paso. Este método de selección no garantiza un conjunto final óptimo de regresores, ya que la selección se basa en un contraste condicional, pero es una estrategia lógica y eficiente para encontrar una buena combinación de variables y es consistente con la filosofía de construir modelos manejables y comprensibles.

Esta metodología se ha aplicado para desarrollar modelos *absorbentes* para cada uno de los cuatro años del horizonte de planificación –modelos Omega-. Las siguientes ilustraciones (números 2, 3, 4 y 5) resumen la composición de estos modelos, los niveles de significación de las variables, sus estimaciones, y porcentajes de éxito.

Finalmente, hemos estimado un modelo único que abarca todas las observaciones disponibles durante los cuatro años (Tabla 6). Este modelo se ha diseñado para integrar los modelos parciales anteriores y poder realizar una predicción de carácter genérico, independiente del factor tiempo: también pretende apoyar un análisis de sensibilidad para poder comprobar la significación y estabilidad de las estimaciones anuales.

Mientras trabajábamos en este documento, en febrero de 2010, una relevante empresa local se declaró en quiebra. Los informes de auditoría disponibles (2004 y 2006) estaban limpios, sin salvedades ni informaciones respecto de su posible inestabilidad. Sin embargo, nuestros modelos de predicción suministraban advertencias suficientes: tanto el MDA como el MRL apuntaban a una probabilidad de fallo del 100% en todas las simulaciones, mientras que el LOGIT lo hacía en 37,5%. Ello es suficientemente explicativo de la calidad de los modelos.

TABLA 2
MODELOS “OMEGA-1” – 1 AÑO ANTES DEL FALLO

Variables	MDA		Logit		LR	
	Coef. (f)	Sig.	Coef. (t)	Sig.	Coef. (wald)	Sig.
Apl04	4,284 (106,2)	0,000	-110,66 (7,55)	0,006	-1,068 (-6,89)	0,000
End03	-	-	5,584 (2,78)	0,095	-	-
Rot06	0,201 (52,35)	0,000	-2,603 (4,38)	0,036	-0,005 (-1,98)	0,050
Sol06	1,311 (74,69)	0,000	30,815 (7,21)	0,007	-0,327 (-4,71)	0,000
Liq12	-	-	2,929 (4,67)	0,030	-	-
Intercept	-0,339 -	-	8,444 (7,34)	0,006	0,584 (11,41)	0,000
Global sig.	99,736 (χ^2)	0,000	149,958 (χ^2)	0,000	52,353 (f)	0,000
Ratio fallidas	81,7%		98,3%		81,7%	
Ratio sanas	100,0%		96,7%		100,0%	
Ratio total empresas	90,8%		97,5%		90,8%	

TABLA 3
MODELOS “OMEGA-2” – 2 AÑOS ANTES DEL FALLO

Variables	MDA		Logit		LR	
	Coef. (f)	Sig.	Coef. (t)	Sig.	Coef. (wald)	Sig.
Apl04	7,871 (91,85)	0,000	-111,23 (13,35)	0,000	-1,979 (-8,04)	0,000
Liq12	0,610 (50,60)	0,000	–		-0,153 (-2,38)	0,019
Intercept	0,127 –	–	0,974 (4,28)	0,038	0,468 (12,35)	0,000
Global sig.	72,928 (χ^2)	0,000	123,008 (χ^2)	0,000	50,608 (f)	0,000
Ratio fallidas	85,0%		95,0%		85,0%	
Ratio sanas	100,0%		93,3%		100,0%	
Ratio total empresas	92,5%		94,2%		92,5%	

TABLA 4
MODELOS “OMEGA-3” – 3 AÑOS ANTES DEL FALLO

Variables	MDA		Logit		LR	
	Coef. (f)	Sig.	Coef. (t)	Sig.	Coef. (wald)	Sig.
Ren05	13,706 (17,70)	0,000	-33,765 (14,67)	0,000	-3,308 (-4,19)	0,000
Sol06	2,108 (40,38)	0,000	-6,216 (11,35)	0,000	-0,509 (-3,46)	0,001
Liq05	-7,734 (16,88)	0,000	–	–	1,867 (3,75)	0,000
Intercept	-0,980 –	–	1,678 (10,42)	0,001	0,524 (8,92)	0,000
Global sig.	51,182 (χ^2)	0,000	85,743 (χ^2)	0,000	21,331 (f)	0,000
Ratio fallidas	73,3%		93,3%		73,3%	
Ratio sanas	93,3%		91,7%		93,3%	
Ratio total empresas	83,3%		92,5%		83,3%	

TABLA 5
MODELOS “OMEGA-4” – 4 AÑOS ANTES DEL FALLO

Variables	MDA		Logit		LR	
	Coef. (f)	Sig.	Coef. (t)	Sig.	Coef. (wald)	Sig.
Apl04	6,530 (26,01)	0,000	-49,448 (18,79)	0,000	-1,586 (-4,73)	0,000
End03	-0,883 (10,86)	0,000	4,284 (6,78)	0,009	0,215 (2,11)	0,037
Est03	-2,913 (11,78)	0,000	–	–	-0,707 (3,01)	0,003
Ren05	–	–	34,773 (14,09)	0,000	–	–
Sol06	4,823 (12,63)	0,000	-17,348 (12,77)	0,000	-1,171 (-4,19)	0,000
Liq05	-3,891 (13,71)	0,000	–	–	-0,945 (3,50)	0,001
Liq12	1,466 (16,51)	0,000	–	–	-0,356 (-2,91)	0,004
Intercept	-0,312 –	–	3,102 (17,18)	0,000	0,576 (9,06)	0,000
Global sig.	52,371 (χ^2)	0,000	90,257 (χ^2)	0,000	10,863 (f)	0,000
Ratio fallidas	70,0%		88,3%		70,0%	
Ratio sanas	90,0%		90,0%		90,0%	
Ratio total empresas	80,0%		89,2%		80,0%	

TABLA 6
MODELOS “OMEGA-GLOBAL” – ESTIMACIÓN CONJUNTA CUATRO AÑOS
ANTES DEL FALLO

Variables	MDA		Logit		LR	
	Coef. (f)	Sig.	Coef. (t)	Sig.	Coef. (wald)	Sig.
Apl04	0,399 (32,41)	0,000	–	–	-0,087 (-2,00)	0,045
End03	0,376 (50,19)	0,000	–	–	-0,082 (-3,29)	0,001
Est03	1,159 (67,68)	0,000	-3,711 (44,24)	0,000	-0,253 (-4,29)	0,000
Rot06	0,011 (39,25)	0,000	–	–	-0,002 (-2,25)	0,025
Liq05	1,975 (95,74)	0,000	-11,254 (61,76)	0,000	-0,431 (-4,55)	0,000
Intercept	-0,275 –	–	0,6743 (21,69)	0,000	0,560 (23,49)	0,000
Global sig.	139,846 (χ^2)	0,000	217,915 (χ^2)	0,000	32,414 (f)	0,000
Ratio fallidas	75,0%		78,3%		75,0%	
Ratio sanas	82,5%		82,5%		82,5%	
Ratio total empresas	78,8%		80,4%		78,8%	

TABLA 7
CASO REAL / PARTICULAR DE APLICACIÓN DE LOS MODELOS
DE PREDICCIÓN

Año	07	06	05	04
MDA 1 AA	F	F	F	F
MDA 2 AA	F	F	F	F
MDA 3 AA	F	F	F	F
MDA 4 AA	F	F	F	F
MDA GLOBAL	F	F	F	F
LOGIT 1 AA	F	F	F	F
LOGIT 2 AA	F	F	S	S
LOGIT 3 AA	S	S	S	S
LOGIT 4 AA	S	S	S	S
LOGIT GLOBAL	S	S	S	S
MRL 1 AA	F	F	F	F
MRL 2 AA	F	F	F	F
MRL 3 AA	F	F	F	F
MRL 4 AA	F	F	F	F
MRL GLOBAL	F	F	F	F

2.2.3. *Métodos heurísticos: redes de neuronas artificiales (RNA)*

Simultáneamente a lo anterior, hemos utilizado una aplicación de redes neuronales, con el fin de identificar aquellas empresas que tienen una alta probabilidad de fracaso. Al modelar los conceptos de fallo y dificultades financieras hemos utilizado una arquitectura de *perceptrón* multicapa con aprendizaje por “retropropagación” con dos (2) capas ocultas de ocho (8) y seis (6) nodos respectivamente. Dependiendo de las variables de entrada, mediante ratios financieras utilizamos dos tipos de configuraciones. En principio consideramos como variables de entrada todas las ratios seleccionadas para el estudio, pero se realizaron cambios menores para reducir el número total de ellas: se han considerado solamente aquellas que tuvieran un valor propio superior a 0,8, mediante un análisis factorial, resultando veintiocho (28) las más significativas. Los valores extremos no se han depurado, ya que no es asunto relevante para los modelos de redes neuronales.

Las configuraciones neuronales finales son de 28x8x6x1 y 51x8x6x1, en la Ilustración 1 se muestra la arquitectura de red empleada.

ILUSTRACIÓN 1
ESTRUCTURA DE LA RED PERCEPTRÓN MULTICAPA

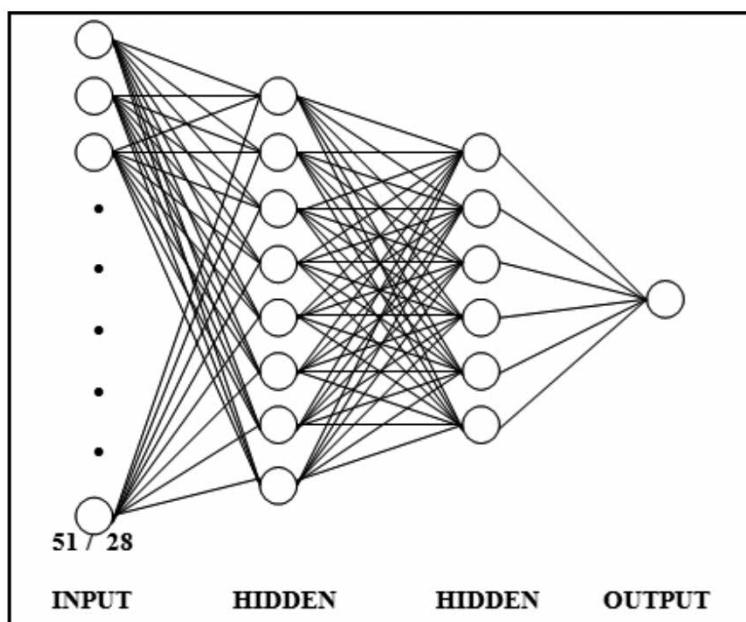


TABLA 8
RED PERCEPTRÓN MULTICAPA: INDICADOR EN ETAPA DE FORMACIÓN

Muestra (60 Sanas – 60 Fallidas)	Red			Red		
	51 x 50 x 8 x 6 x 1			28 x 8 x 6 x 1		
	Sanas	Fallidas	Total	Sanas	Fallidas	Total
1aa fallo	100	98,3	99,2	98,3	100	99,2
2aa fallo	100	98,3	99,2	100	98,3	99,2
3aa fallo	98,3	100	99,2	98,3	100	99,2
4aa fallo	98,3	100	99,2	100	96,7	98,3
Modelo global	93,8	93,8	93,8	95	91,7	93,3

Los nodos de procesamiento se comportan como una función sigmoidal de transferencia centrada en cero (0) en ejes X e Y, como función de tipo hiperbólica. El eje Y tiene un rango entre -1 y 1. El entorno normaliza las entradas en ese rango, así como las salidas.

La red se ha diseñado en el entorno de desarrollo de Neurosolutions⁷, corriendo bajo plataforma PC en Windows 98, con algoritmo de retropropagación diseñado por Rumelhart, Hinton y Williams (1986), con coeficientes de entrenamiento por defecto: un valor menor que la unidad (1) en todos los pesos de conexión entre capas, y mayor en la capa de entrada, pero siempre entre el rango 0 y 1. El factor tiempo ha permanecido constante en todas las capas (0,7).

Durante el proceso de aprendizaje se realizaron entre 2.000 y 3.000 iteraciones, o tiempos de entrenamiento, obteniendo niveles de clasificación óptima; hemos tratado de evitar sesgos por sobreajuste.

TABLA 9
RED PERCEPTRÓN MULTICAPA: INDICADOR EN ETAPA DE VALIDACIÓN

Muestra de validación	Red			Red		
	51 ó 50 x 8 x 6 x 1			28 x 8 x 6 x 1		
	Sanas	Fallidas	Total	Sanas	Fallidas	Total
1aa fallo (29 Fallidas – 284 Sanas)	91,5	96,6	92	93,7	96,6	93,9
2aa fallo (29 Fallidas – 284 Sanas)	79,2	82,7	79,6	82,7	82,7	82,7
3aa fallo (29 Fallidas – 284 Sanas)	78,5	72,4	78	83,8	79,3	83,4
4aa fallo (15 Fallidas – 284 Sanas)	63,4	93,3	64,9	73,6	73,3	73,6
Modelo global (102 Fallidas – 1.136 Sanas)	80,4	82,3	80,5	83,2	86,3	83,4

La red ha obtenido niveles muy altos, aunque el número de iteraciones es moderado. De otra parte, disminuye la capacidad predictiva de los modelos en fase de validación: los modelos paramétricos superan a las redes neuronales, excepto en los años 3 y 4.

TABLA 10
INDICADORES DE MODELOS OMEGA Y RNA

MRL	Sanas		Fallidas		Total
	Estimación	Contraste	Estimación	Contraste	
1aa	100,0%	98,2%	81,7%	89,7%	92,4%
2aa	100,0%	90,5%	85,0%	69,0%	86,1%
3aa	93,3%	79,2%	73,3%	62,0%	77,0%
4aa	90,0%	71,1%	70,0%	80,0%	77,8%
Global	82,5%	81,6%	75,0%	77,5%	79,2%

⁷ Neurosolutions 97, V 3.2; Neuro Dimension Inc. 1997.

Tabla 10 (cont.)

MDA	Sanas		Fallidas		Total
	Estimación	Contraste	Estimación	Contraste	
1aa	100,0%	98,2%	81,7%	89,7%	92,4%
2aa	100,0%	90,5%	85,0%	68,9%	86,1%
3aa	93,3%	74,6%	73,3%	58,6%	75,0%
4aa	90,0%	71,1%	70,0%	80,0%	77,8%
Global	82,5%	76,0%	75,0%	74,5%	77,0%

LOGIT	Sanas		Fallidas		Total
	Estimación	Contraste	Estimación	Contraste	
1aa	93,1%	96,8%	98,3%	93,1%	95,3%
2aa	93,3%	84,9%	95,0%	82,6%	89,0%
3aa	91,7%	81,0%	93,3%	79,3%	86,3%
4aa	90,0%	67,9%	88,3%	93,3%	84,9%
Global	82,5%	91,4%	78,3%	64,7%	79,2%

RNA	Sanas		Fallidas		Total
	Estimación	Contraste	Estimación	Contraste	
1aa	99,2%	92,6%	99,2%	96,6%	96,9%
2aa	100,0%	81,0%	98,3%	82,7%	90,5%
3aa	98,3%	81,2%	100,0%	75,9%	88,8%
4aa	99,2%	68,5%	98,4%	83,3%	87,3%
Global	94,4%	81,8%	92,8%	84,3%	88,3%

3. DISCUSIÓN

Los cuatro modelos ofrecen una eficacia muy importante en la predicción del fallo financiero, al menos en los cuatro años antes del fracaso. El análisis LOGIT⁸ ofrece un nivel de éxito muy aceptable, con niveles superiores al 90% en los cuatro años previos al fallo, así como también los modelos MDA son capaces de anticipar la mayor parte de los casos de situaciones críticas, siendo muy notable, ya que es dudoso el cumplimiento de la hipótesis de normalidad subyacente.

⁸ Con el fin de contrastar la estabilidad de los modelos, realizamos un análisis de sensibilidad mediante la técnica de Bootstrap (Efron, 1979), donde los resultados obtenidos corroboran su validez. Siguiendo las recomendaciones de precisión $\tau(0,1)$, hemos obtenido una aproximación por Bootstrap óptima, ya que tras 1.326 replicaciones se conservan exactamente los mismos coeficientes, con valor para 1aa de $P>z=1.$, 2aa: ibídem; $P>z=0'998$, 3aa: ibídem; $P>z=0'993$, 4aa: ibídem; $P>z=0'882$. (Tablas 11 a 14).

Todos los modelos globales que operan sobre los cuatro años simultáneamente, descansan su pronóstico sobre ocho (8) ratios financieras. Sin embargo, su configuración es ligeramente diferente en función del horizonte de predicción. En los dos y tres años antes del evento se alcanzan niveles óptimos de predicción con modelos simples (univariante, bivariante, excepto el tercer año, donde el MDA requiere de más variables). A medida que nos acercamos al momento del fallo, el número de variables afectadas aumenta, emergiendo un perfil específico: dificultades para generar recursos, principalmente beneficio, y un apalancamiento (por endeudamiento) cada vez mayor. Las empresas fracasadas muestran valores anormalmente altos en ajuste de las ratios; APL04 y SOL06, otorgándole un alto poder explicativo y predictivo. APL04, como cociente entre Ingresos Netos y Exigible Total, es un factor relevante, como se ha manifestado en trabajos precedentes.

Un año antes del fallo, y también cuatro años antes, hemos de incluir más de cinco variables para obtener una capacidad predictiva aceptable. Lo anterior sugiere que el poder predictivo de los modelos se debilita con el tiempo, tal vez porque las empresas no manifiestan un perfil claro sujeto a riesgo, por lo que los modelos necesitan un mayor volumen de evidencias para hacer una correcta clasificación (Sana / Fallida). Creemos que estas empresas tratan de permanecer en el mercado adoptando políticas que, aunque pueden ayudar a aplazar el evento, causan desequilibrios financieros generalizados y un agravamiento de las tensiones financieras a medio y largo plazo; obtención de recursos mediante la realización de activos, significante aumento de la deuda a corto plazo, deterioro de la estructura financiera, reducción de precios para mantener los niveles de venta, reducción del crédito a clientes, dificultades para mantener el crédito comercial, ganancias de operaciones discontinuas, etcétera.

Las redes neuronales ofrecen un rendimiento satisfactorio –su potencia es superior en modelos de veintiocho (28) variables–. Ya que hemos definido las variables discriminantes como las más significativas en cada factor resultante del análisis de componentes principales, la eliminación de “ruido” en la red causa un mayor porcentaje de éxito en la etapa de validación. Como anticipamos, la capacidad de los modelos de redes neuronales es generalmente mayor que la de los modelos paramétricos multivariantes, aunque el desempeño de estos últimos no está muy alejado. Excepción a lo anterior, aunque parcial, se presenta en los años 3 y 4 antes del fracaso, en los que el modelo de red compuesto por 28 ratios tiene un porcentaje de clasificación correcta entre el 83,4% y el 73,6%, respectivamente, excede la tasa de éxitos obtenidos por el análisis discriminante y la regresión lineal, llevando a clasificar mejor las fallidas. En el modelo global, atemporal, la red neuronal logra resultados comparables a los modelos paramétricos multivariantes. Estos resultados corroboran las aportaciones de trabajos previos, en el sentido de que las herramientas heurísticas, como las redes neuronales y las máquinas de soporte vectorial, son instrumentos a tener en cuenta en el pronóstico del fracaso financiero, pero sus ventajas son contingenciales –dependen del horizonte de pronóstico y de las características estadísticas de las distribuciones de las variables– (Kim, 2011).

En lo que respecta a los modelos paramétricos, nuestros resultados corroboran la utilidad de los modelos MDA, que cuentan con una importante tradición en la literatura. Como se sabe, estos modelos se basan en la presunción de que las poblaciones son normales multinomiales y que las matrices de varianzas y

covarianzas no son significativamente diferentes, lo que conduce a la aplicación de criterios optimizados de clasificación bien conocidos, en particular la regla discriminante de Fisher (1936). Estas hipótesis son, sin embargo, difícil de asumir en muchos casos reales: en particular, las ratios financieras se alejan de forma clara del patrón normal, lo que ha suscitado un cierto debate en torno a la conveniencia de mantener el uso de MDA, previa transformación de los datos (logarítmica, radicación, etc.)⁹, o de adoptar metodologías con menores exigencias *a priori*. En este trabajo no hemos realizado ninguna transformación en los datos: este procedimiento puede ocultar parte de las relaciones existentes entre los datos (Eisenbeis, 1977) y en cualquier caso dificulta de forma severa la interpretación de los modelos en un contexto real, ya que las variables pierden su significado como ratios financieras.

En este contexto, y siempre dentro del ámbito de los modelos paramétricos, los modelos *logit* son una alternativa idónea: permiten estimar las probabilidades *a posteriori* para cualquier observación, sin necesidad de establecer de antemano la función de probabilidad de pertenencia, lo que en la práctica significa que son independientes de las presunciones *a priori* que lastran a los MDA (por ejemplo Efron, 1975). Por otra parte aportan no tanto una clasificación exhaustiva, como una medida probabilística de pertenencia –o, si se prefiere, una estimación de la verosimilitud de fracaso–, así como estimaciones del riesgo relativo asociado a cada variable. En nuestro caso, los *logit* superan en todos los horizontes a los MDA, en dos sentidos: logran mejores tasas medias de acierto, y proporcionan además una relación más equilibrada de errores tipo I y tipo II. En nuestra opinión esta es una ventaja definitiva en relación con los modelos MDA, que tienden a lograr resultados muy favorables entre las empresas fallidas a costa de tasas anormalmente altas de error tipo I (falsos positivos) (Altman, 1968; Deakin, 1975; Altman, 1977; Kim, 2011).

3.1. Los errores de estimación y su valoración

La distribución y la optimización de los errores cometidos por los modelos son cuestiones debatidas en la literatura. En el caso concreto del pronóstico del fracaso, el problema tiene su origen en el hecho de que los grupos o clases –sanas, fallidas– tienen tamaños diferentes; o, si se prefiere, que el fracaso financiero tiene una frecuencia relativamente pequeña. Una consecuencia de ello es que los modelos convencionales, que pretenden minimizar la tasa general de errores, darán prioridad a la correcta identificación de las empresas sanas, ya que, siendo la clase de mayor tamaño, existen más oportunidades para reducir el número total de errores. Una forma de corregir este sesgo es modificar el punto de corte del modelo, acercándolo al centroide de la clase de menor tamaño, de manera que los errores tipo I (falsos positivos) se reducen a costa de mayores errores de tipo II (fallos en la detección). Sin embargo esto puede ser indeseable porque los grupos pequeños suelen ser, precisamente, los que contienen la característica de interés para los estudios, en nuestro caso el fracaso financiero. Se trataría por tanto de diseñar modelos o algoritmos heurísticos capaces de reflejar adecuadamente las características tanto de los grupos grandes como de

⁹ Por ejemplo, Kane *et al.* (1988).

la clase minoritaria, es decir, de establecer una relación de intercambio (*tradeoff*) satisfactoria entre los errores tipo I y II.

En este sentido, existen tres enfoques:

1. Diseñar el muestreo de forma que el estudio esté basado en muestras equilibradas.
2. Introducir correcciones basadas en el coste del error.
3. Para el caso de los métodos heurísticos, diseñar técnicas que impliquen un aprendizaje basado exclusivamente en las observaciones de la clase de menor tamaño (por ejemplo Zhang y Mani, 2003).

Como hemos señalado, este trabajo se basa en una muestra equilibrada, para limitar las consecuencias de la baja frecuencia del evento del fracaso. Sin embargo esta corrección, como la modificación de las probabilidades *a priori*, puede no ser suficiente para optimizar el modelo. Como señalan Joy y Tollefson (1975), los modelos deben evaluarse atendiendo no solo a la proporción de errores, sino también a su valor económico: la comprensión del impacto de los errores en materia de previsión pasa por entender qué ocurre con los costes directos e indirectos generados a causa del error de clasificación. Esta parece ser una necesidad ineludible en el contexto del fracaso financiero, ya que un fallo en la detección (error tipo II) tiene unas consecuencias económicas mucho más importantes que un falso positivo (error tipo I). Nanda y Pendharkar (2001) demuestran que la inclusión de costes asimétricos permite reducir el coste total de los errores, tanto en modelos paramétricos (MDA) como en modelos de investigación operativa (programación por metas) y en técnicas heurísticas (algoritmos genéticos). El objetivo sería por tanto minimizar la expresión (1):

$$(1) \quad C = q_1 \cdot P_I \cdot C_I + q_2 \cdot P_{II} \cdot C_{II}$$

donde q_1 y q_2 son las probabilidades *a priori* de pertenencia a los grupos de fallidas y sanas, C_I y C_{II} son los costes imputables a los errores de tipo I y tipo II, y P_I y P_{II} las probabilidades condicionales de incurrir en dichos errores.

En el contexto del fracaso financiero parece claro que los errores de tipo II ocasionan un coste muy superior, porque un impago tiene unas consecuencias económicas más graves que el lucro yacente correspondiente a un falso positivo (Altman, 1977; Etheridge *et al.*, 2000; Kim, 2011). En el caso de una operación convencional de préstamo, el coste asociado a un error tipo II puede expresarse como (2)

$$(2) \quad C_{II} = D + k - VA(R, k_0)$$

siendo D el importe actual del crédito y R la cantidad recuperada; k son los gastos en los que incurre la empresa para completar la reclamación y gestión de cobro, y k_0 es el coste de capital de la empresa. Por tanto nuestra propuesta consiste en computar como pérdida el valor financiero actual de la cantidad no recuperada, así como el coste de oportunidad de los recursos financieros, cuando se produce únicamente una mora o retraso en el pago. Este planteamiento es compatible con una amplia mayoría de formas de crédito, desde los préstamos

bancarios hasta los créditos comerciales, aunque debe ser adaptado a las circunstancias de cada caso.

De acuerdo con nuestra experiencia¹⁰, el coste de un error tipo I –un falso positivo– es más elusivo, porque incluye no solo un lucro yacente sino también una degradación de la rentabilidad y una erosión de la reputación de la empresa. Cuando el modelo alerta de un riesgo de impago la empresa puede verse impelida a provisionar los créditos, imputando como gasto –o más propiamente, como pérdida– todo o parte del crédito; en el caso de una entidad financiera, tendrá además que incrementar la dotación de capital regulatorio, con la consiguiente merma de rentabilidad. También puede ocurrir que la alerta se reciba antes de la concesión de crédito; la empresa podría optar entonces por requerir garantías adicionales, o incluso por rehuir la operación, y en este caso el error tipo I tendría un coste equivalente al lucro yacente (el margen que se ha dejado de percibir al no realizarse la transacción) más el deterioro de la imagen y el prestigio de la empresa ante sus clientes actuales y potenciales.

La asimetría en los costes de los errores trae a un primer plano de interés el estudio de su influencia sobre el punto de corte, y en una perspectiva más amplia, sobre la eficiencia de las reglas de clasificación. Su introducción colisiona sin embargo con dos impedimentos: en primer lugar, es preciso tener en cuenta la relación coste-eficacia de los modelos: es posible que el esfuerzo requerido para establecer una valoración exhaustiva y rigurosa de los costes de los errores no esté justificado por una mejora proporcional en la calidad de los pronósticos. Por otra parte, no hay ninguna base comúnmente aceptada para valorar esos costes, ni siquiera las relaciones de intercambio entre los errores de tipo I y tipo II, ya que la trascendencia real del error es contingencial: depende de las características de la decisión, y de factores subjetivos del decisor (Kim, 2011), e incluso puede ser diferente para cada uno de los agentes implicados en la decisión –acreedores, clientes, administración, etc.– (Pottier, 1998). El grueso de la literatura enfatiza la imposibilidad de establecer una medida aplicable con generalidad (Koh, 1992; Dopuch *et al.*, 1987) y, con la excepción de los modelos orientados específicamente a la gestión de crédito (por ejemplo Lieber y Orgler, 1975), no aporta guías concretas para su cuantificación (Pottier, 1998).

Una alternativa más accesible es examinar la sensibilidad del punto de corte, y la calidad de las reglas de clasificación, empleando costes relativos, es decir, una ratio expresiva de la importancia o la prelación de un coste sobre el segundo. Hasta donde conocemos, esta es la técnica empleada en toda la literatura relevante en esta materia (por ejemplo Altman, 1977; Altman *et al.*, 1977; Zmijewski, 1984; Dopuch *et al.*, 1987; Hopwood *et al.*, 1989; Nanda y Pendharkar, 2001; Kim, 2011). Hemos realizado diferentes simulaciones, basadas en distintos costes relativos, para evaluar la sensibilidad de los errores y aproximar el punto óptimo de corte de los modelos de acuerdo con el área bajo la curva ROC (*receiver operating characteristic*); como se sabe, esta área viene dada por la *sensibilidad* y la *especificidad* del modelo, es decir, por su capacidad para detectar de forma satisfactoria las observaciones con riesgo significativo de fallo, y diferenciar de forma adecuada a las empresas financieras sanas.

¹⁰ Administración Financiera Noroeste IBM SAE, Gestión de Cobros y Pagos NCG Banco.

Los resultados de esta simulación se muestran en la Tabla 15. El valor económico de los errores aumenta con la ratio de coste, pero menos que proporcionalmente; estos resultados son coherentes con los aportados por Kim (2011), quien sugiere que el coste total de los errores no es lineal. Los modelos de regresión lineal y discriminante exhiben un grado llamativamente elevado de sensibilidad a los cambios en el coste relativo, con ratios de variación entre 30 y 40. Las redes neuronales demuestran ser poco vulnerables a las oscilaciones en el coste relativo, lo que en nuestra opinión les confiere una ventaja definitiva en problemas en los que los costes de los errores son imprecisos o difícilmente cuantificables; conviene recordar que las redes ofrecen también las mejores tasas medias de acierto, con niveles muy equilibrados de errores tipo I y II.

Tras esta simulación en fase de modelización y contraste se haría necesaria una calibración del modelo para cada uno de los escenarios de contraste, pues se aprecia una cierta pérdida de exactitud en el pronóstico del fallo financiero.

3.2. El papel de la auditoría en el pronóstico del fallo financiero

El alto poder predictivo alcanzado con los modelos estimados se debe a la existencia de claras diferencias entre las empresas sanas y las fallidas. No dejando de ser cierto lo anterior, nuestra noción de advertencias de problemas financieros incluyen situaciones que no necesariamente concluyen con la quiebra inmediata. Sin embargo, un alto porcentaje de empresas fallidas lograron informes de auditoría limpios (sin salvedades), o con calificaciones menores.

En un trabajo ya clásico, Altman y McGough (1974) verificaron que el modelo Z (Z-score) superó a la auditoría a la hora de detectar signos de estrés, o riesgo financiero, en horizontes a uno y dos años antes del fallo, y con referencia a los requisitos significativos que afectaban a la continuidad empresarial. La explicación se basa en que los informes de auditoría consideran estas tensiones financieras como circunstancias temporales (coyunturales) que la empresa podía resolver, por tanto los auditores no cuestionaban su supervivencia. Sin embargo, es notable el número de empresas fallidas tras recibir informes limpios de auditoría, o sin signos evidentes de alerta.

Obras posteriores están de acuerdo con esta hipótesis (p.e. Moiz, 1995; Citron y Taffler, 2001), sugiriendo que los auditores pueden subestimar los factores de riesgo financiero, ya por un sesgo a favor de la continuidad de la empresa, tendencia general para alinear con su condición financiera actual, o el temor de que la revelación de las tensiones puedan agravar más los desequilibrios, la hipótesis de *profecía autocumplida*.

Primero comprobamos si los informes de auditoría contienen evidencias significativas respecto de los riesgos de la empresa, y si proporcionan señales precisas de advertencia para anticipar el fracaso. Seguidamente, aplicamos los modelos descritos anteriormente, proporcionando evidencia adicional respecto de la capacidad predictiva de los mismos, y su eficacia en comparación con la auditoría.

3.2.1. Muestra de validación

La muestra de validación se ha seleccionado con el mismo criterio utilizado para la muestra de estimación realizada en la primera fase de nuestro estudio,

TABLA 11
BOOTSSTRAP 1AA

Modelo bootstrap							Modelo original								
1aa	Coef. observado	Bootstrap	Desv. típica	z	P>z	Normalidad	95% conf.	CLAVE	Coef.	Desv. típ.	z	P>z	Intervalo	95% conf.	Dif. coef.
APL04	-1,106,743	3,769,190,000	0,0000	1,0000	-738,858,3	738,636,9	APL04	-1,106,743	402,635	-27,500	0,0060	-189,589,300	-31,759,240	0,0000	
END03	55,849	687,971,700	0,0000	1,0000	-134,834,4	134,845,6	END03	55,849	33,466	16,700	0,0950	-0,974,305	12,144,130	0,0000	
ROT06	-26,035	53,573,420	0,0000	1,0000	-10,502,8	10,497,59	ROT06	-26,035	12,426	-21,000	0,0360	-5,038,556	-0,16808	0,0000	
SOL06	-308,169	1,490,464,000	0,0000	1,0000	-292,156,3	29,2094,7	SOL06	-3,081,685	114,753	-26,900	0,0070	-53,307,990	-8,325,715	0,0000	
LiQ12	29,298	77,735,080	0,0000	1,0000	-1,5232,87	15,238,73	LiQ12	29,298	13,548	21,600	0,0310	0,274420	5,585,090	0,0000	
_cons	84,451	191,853,900	0,0000	1,0000	-3,594,23	37,611,12	_cons	84,451	31,155	27,100	0,0070	2,338,81	14,551,420	0,0000	

TABLA 12
BOOTSSTRAP 2AA

	Modelo bootstrap						Modelo original						Dif. coef.	
	2aa CLAVE	Coef. observado	Bootstrap Desv. típica	z	P>z	Normalidad 95% conf.	95% conf.	CLAVE	Coef.	Desv. típ.	z	P>z	Intervalo 95% conf.	
APL04	-1,092,856	1,804,739,000	0,0000	10,000	-35,831,6	35,3613	APL04	-1,092,856	313,183	-34,900	0,0000	-1,706,683	-4,790,289	0,0000
LIQ12	-0,2814	72,996,650	0,0000	10,000	-14,307,36	14,306,8	LIQ12	-0,2814	12,851	-0,2200	0,8270	-2,800,133	2,237,371	0,0000
_cons	0,8972	8,407,233	0,0000	0,9990	-16,46,89	16,46,685	_cons	0,8972	0,5781	15,500	0,1210	-0,2357517	2,030,181	0,0000

TABLA 13
BOOTSTRAP 3AA

Modelo bootstrap						Modelo original						Dif. coef.	
3aa	Coef. CLAVE	Bootstrap observado	Bootstrap Desv. típica	z	P>z	Normalidad conf.	95% CLAVE	Coef.	Desv. típ.	z	P>z	Intervalo 95% conf.	Dif. coef.
RENO5	-485,149	212,662,300	0,0000	0,9980	-41729,57	4,1632,54	RENO5	-485,149	136,599	-35,500	0,0000	-7,528,783 -2,174,199	0,0000
SOL06	-69,608	9,483,54,3	-0,0100	0,9940	-1865,701	1851,779	SOL06	-69,608	19,475	-35,700	0,0000	-1,077,779 -3,143,826	0,0000
LIQ05	145,948	25,946,390	0,0100	0,9960	-5070,804	5099,994	LIQ05	145,948	85,141	17,100	0,0860	-2,092,581 3,128,209	0,0000
_cons	13,259	5,144,647	0,0000	0,9980	-1007,006	1009,658	_cons	13,259	0,5624	23,600	0,0180	0,2235044 2,428,256	0,0000

TABLA 14
BOOTSTRAP 4AA

Modelo bootstrap						Modelo original						Dif. coef.	
4aa	Coef. CLAVE	Bootstrap observado	Bootstrap Desv. típica	z	P>z	Normalidad conf.	95% CLAVE	Coef.	Desv. típ.	z	P>z	Intervalo 95% conf.	Dif. coef.
APL04	-501,942	3,404,945	-0,1500	0,8830	-717,5512	617,1628	APL04	-501,942	129,161	-38,900	0,0000	-7,550,921 -2,487,919	0,0000
END03	51,204	495,075	0,1000	0,9180	-91,91244	102,1533	END03	51,204	16,420	31,200	0,0020	1,902,104 8,338,753	0,0000
EST03	50,791	628,636	0,0800	0,9360	-118,1313	128,2895	EST03	50,791	25,945	19,600	0,0500	-0,0060477 1,016,426	0,0000
RENO5	242,875	1,083,560	0,2200	0,8230	-188,0864	236,6613	RENO5	242,875	164,627	14,800	0,1400	-797,884 565,538	0,0000
SOL06	-214,003	2,251,469	-0,1000	0,9240	-462,6801	419,8795	SOL06	-214,003	58,572	-36,500	0,0000	-3,288,019 -9,920,484	0,0000
LIQ05	103,000	1,691,748	0,0600	0,9510	-321,2764	341,8765	LIQ05	103,000	127,762	0,8100	0,4200	-1,474,082 3,534,085	0,0000
LIQ12	-38,196	427,418	-0,0900	0,9290	-87,5921	79,92825	LIQ12	-38,196	22,720	-16,800	0,0930	-8,272,671 6,633,4169	0,0000
_cons	24,739	246,074	0,1000	0,9200	-45,75573	50,70357	_cons	24,739	0,8980	27,500	0,0060	0,7138301 4,234,007	0,0000

TABLA 15
SIMULACIÓN DEL COSTE RELATIVO ESTIMADO POR ERROR DE CLASIFICACIÓN.

Error clasificación en términos de probabilidad $(P PDI) / (P PDI)$, Coste $(CI CII)$.									
Relación de coste: $RC = (P PDI) + (P PDI)$.									
Modelo		1:1		20:1		30:1		50:1	
1aa	Red	0.02	0.09	0.18	0.26	0.35	0.43	0.41	0.75
Modelo	MRL	0.18	1.83	3.66	5.49	7.32	9.15	0.12	1.09
	MDA	0.18	1.83	3.66	5.49	7.32	9.15	0.05	1.43
	LOGIT	0.09	0.24	0.41	0.58	0.75	0.92	0.10	1.77
2aa	Red	0.02	0.17	0.34	0.51	0.68	0.85	0.41	3.11
Modelo	MRL	0.15	1.50	3.00	4.50	6.00	7.50	0.20	4.14
	MDA	0.15	1.50	3.00	4.50	6.00	7.50	0.05	5.17
	LOGIT	0.12	0.57	1.07	1.57	2.07	2.57	0.72	5.17
3aa	Red	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.41	2.08
Modelo	MRL	0.33	2.74	5.41	8.08	10.75	13.42	0.41	2.08
	MDA	0.33	2.74	5.41	8.08	10.75	13.42	0.41	2.08
	LOGIT	0.15	0.75	1.42	2.09	2.76	3.43	0.33	2.08
4aa	Red	0.48	1.99	3.66	5.33	7.00	8.67	0.48	3.65
Modelo	MRL	0.40	3.10	6.10	9.10	12.10	15.10	0.51	3.65
	MDA	0.40	3.10	6.10	9.10	12.10	15.10	0.49	3.65
	LOGIT	0.22	1.27	2.44	3.61	4.78	5.95	0.39	3.65
Global	Red	0.13	0.78	1.51	2.23	2.96	3.68	1.75	3.32
Modelo	MRL	0.43	2.68	5.18	7.68	10.18	12.68	0.45	4.73
	MDA	0.43	2.68	5.18	7.68	10.18	12.68	0.45	4.73
	LOGIT	0.39	2.35	4.52	6.69	8.86	11.03	0.71	3.88
Promedio	Red	0.04	0.25	0.48	0.71	0.93	1.16	1.74	3.28
Modelo	MRL	0.30	2.37	4.67	6.97	9.27	11.57	0.32	4.83
	MDA	0.30	2.37	4.67	6.97	9.27	11.57	0.44	6.37
	LOGIT	0.19	1.03	1.97	2.91	3.84	4.78	0.33	5.11

con una exigencia adicional, obvia; las empresas deberían estar auditadas, y sus informes disponibles. En la base de datos de SABI encontramos 72.581 empresas gallegas. De ellas 46.820 fueron auditadas, pero solamente se dispone de informes de auditoría de 1.633 de ellas. De otra parte, obtuvimos información sobre incumplimientos y/o efectos comerciales devueltos en los registros públicos BADEXCUG y RAI para 434 de las empresas anteriores (algunas relacionadas en ambos registros), siempre excluyendo el sector inmobiliario.

La validación final de la muestra incluye 38 empresas; número aparentemente pequeño, pero cabe señalar que es una categoría especial de empresas: aquellas cuyas dificultades financieras no fueron detectadas por las auditorías. En 21 de estas empresas se experimentaron repetidos incidentes relevantes para los registros RAI y BADEXCUG, si bien en el momento de escribir este trabajo no habían quebrado/cerrado.

3.2.2. Contenido del informe de auditoría

Se obtuvieron las calificaciones de los informes de auditoría. Todas las advertencias se centraron en cuestiones menores, y en ninguna de ellas se expresaron advertencias reales respecto de la marcha de la empresa, sus dificultades financieras o quiebra. A modo de ejemplo, mostramos algunas de las calificaciones:

- *La compañía ha valorado sus activos fijos en su precio de adquisición, amortización neta, excluyendo las pérdidas de valor por deterioro. Sin embargo, las normas contables establecen que habrá pérdida por deterioro de activos intangibles, cuando el valor en libros exceda de su valor recuperable. A la fecha de este informe no tenemos evidencia sobre el valor recuperable de los activos fijos relacionados con la actividad productiva, maquinaria, equipamiento, otras instalaciones y otros activos, por valor neto contable de n.nnn miles. Por tanto, no se puede concluir sobre el valor razonable de estos activos, y asumimos una limitación en el alcance de nuestro trabajo al no haber recibido el plan de negocio para los próximos años, así que no disponemos de las pruebas necesarias para analizar la capacidad de recuperación de los créditos fiscales en y ...*
- *No se asistió al recuento físico del inventario el 31 de diciembre por n.nnn. nnn.nnn,nn €, porque no habíamos sido nombrados para auditar la compañía todavía; por tanto, no ha sido posible verificar el almacenamiento (stock) a esa fecha mediante la realización de procedimiento alternativo de auditoría ...*
- *La sociedad todavía está implementando un nuevo sistema informático para el control de la producción y gestión de costes, así que no ha sido posible determinar los costes atribuibles a cada uno de los edificios durante el año, lo que nos impide evaluar razonablemente el valor del almacén a final de año; no pudimos aplicar otros procedimientos alternativos de auditoría de forma satisfactoria ...*
- *La empresa, igual que el año anterior, está inmersa en varios litigios, según lo estipulado en la nota nn de la memoria, con uno de los socios que posee el nn.n% de las acciones. Si esta situación persiste durante largo tiempo podría socavar la viabilidad futura de la empresa ...*

TABLA 16
SIMULACIÓN CURVA ROC BASADA EN EL ERROR DE CLASIFICACIÓN*

	Modelización						Contraste							
	V ₊ RVP	F ₊ RFP	Exactitud	V ₋ SPC	Pred+ VPP	Pred- VPN	Falso descubrimiento	V ₊ VPR	F ₊ FPR	Exactitud	V ₋ SPC	Pred+ PPV	Pred- NPV	Falso descubrimiento
1aa														
Red	0.99	0.01	0.99	0.99	0.99	0.99	0.01	0.96	0.07	0.95	0.93	0.97	0.97	0.07
MRL	0.85	0.00	0.91	1.00	1.00	0.92	0.00	0.91	0.02	0.94	0.98	0.90	0.90	0.02
MDA	0.85	0.00	0.91	1.00	1.00	0.92	0.00	0.91	0.02	0.94	0.98	0.90	0.90	0.02
LOGIT	0.98	0.07	0.96	0.93	0.93	0.98	0.07	0.93	0.03	0.95	0.97	0.93	0.93	0.03
2aa														
Red	0.98	0.00	0.99	1.00	1.00	0.98	0.00	0.82	0.19	0.82	0.81	0.83	0.83	0.19
MRL	0.87	0.00	0.93	1.00	1.00	0.85	0.00	0.74	0.12	0.80	0.88	0.69	0.69	0.10
MDA	0.87	0.00	0.93	1.00	1.00	0.85	0.00	0.74	0.12	0.80	0.88	0.69	0.69	0.10
LOGIT	0.95	0.07	0.94	0.93	0.93	0.95	0.07	0.83	0.15	0.84	0.85	0.83	0.83	0.15
3aa														
Red	1.00	0.02	0.99	0.98	0.98	1.00	0.02	0.77	0.20	0.79	0.80	0.76	0.76	0.19
MRL	0.78	0.08	0.83	0.92	0.93	0.73	0.07	0.74	0.12	0.80	0.88	0.69	0.69	0.10
MDA	0.78	0.08	0.83	0.92	0.93	0.73	0.07	0.74	0.12	0.80	0.88	0.69	0.69	0.10
LOGIT	0.93	0.08	0.93	0.92	0.92	0.93	0.08	0.83	0.15	0.84	0.85	0.83	0.83	0.15
4aa														
Red	0.80	0.27	0.76	0.73	0.69	0.83	0.32	0.80	0.27	0.76	0.73	0.69	0.69	0.32
MRL	0.75	0.13	0.80	0.88	0.90	0.70	0.10	0.76	0.27	0.74	0.73	0.71	0.78	0.29
MDA	0.75	0.13	0.80	0.88	0.90	0.70	0.10	0.78	0.27	0.76	0.73	0.71	0.80	0.29
LOGIT	0.88	0.10	0.89	0.90	0.90	0.88	0.10	0.91	0.26	0.81	0.74	0.68	0.93	0.32
Global														
Red	0.93	0.06	0.94	0.94	0.94	0.93	0.06	0.84	0.18	0.83	0.82	0.82	0.84	0.18
MRL	0.77	0.19	0.79	0.81	0.83	0.75	0.18	0.78	0.19	0.80	0.81	0.82	0.82	0.18
MDA	0.77	0.19	0.79	0.81	0.83	0.75	0.18	0.78	0.19	0.80	0.81	0.82	0.82	0.18
LOGIT	0.79	0.18	0.80	0.82	0.83	0.78	0.18	0.72	0.12	0.78	0.88	0.91	0.65	0.69
Promedio														
Red	0.98	0.02	0.98	0.98	0.98	0.98	0.02	0.94	0.18	0.93	0.82	0.81	0.85	0.19
MRL	0.80	0.08	0.85	0.92	0.93	0.77	0.07	0.76	0.16	0.84	0.84	0.84	0.84	0.16
MDA	0.80	0.08	0.85	0.92	0.93	0.77	0.07	0.76	0.16	0.84	0.84	0.82	0.84	0.16
LOGIT	0.91	0.10	0.90	0.90	0.91	0.10		0.83	0.16	0.84	0.84	0.84	0.83	0.16

* V₊ RVP: Ratio de Verdaderos Positivos (Verdaderos Positivos / Negativos).

F₊ RFP: Ratio de Falsos Positivos (Falsos Positivos / Positivos).

Exactitud (Verdaderos Positivos + Verdaderos Negativos) / (Positivos + Negativos).

V₋ SPC: Especificidad o ratio de verdaderos negativos (Verdaderos Negativos / Negativos).

Pred+VPP: Valor Predictivo Positivo (VP / (VP+FP))

Pred-VPN: Valor Predictivo Negativo (VN / (VN+FN))

Falso Descubrimiento: (Falso Positivo / (Falso Positivo + Verdadero Positivo)).

- *Debido a diferentes interpretaciones de las normas tributarias vigentes, los pasivos contingentes pueden ser difíciles de evaluar objetivamente. Sin embargo, en opinión de la sociedad, estas deudas no deberían afectar a las cuentas en su conjunto. Si la empresa hubiese cumplido con el principio de prudencia, habría creado una provisión por el montante de n.nnn miles de euros, n.nnn enumerados en la sección d).iii. “Deudor” del balance. En este caso, la pérdida del año se incrementó en n.nnn’nn miles de euros, por lo que sería de aplicación el artículo 26 de la Ley de Sociedades Anónimas...*

3.2.3. Auditoría frente modelos paramétricos de previsión

La Tabla 11 muestra los resultados de la simulación realizada sobre la muestra de validación en la que se observa una tasa de éxito en la clasificación de las empresas, debido al hecho de que hayan o no experimentado estrés financiero o quiebra definitiva.

4. RESUMEN Y CONCLUSIONES

Con el fin de cubrir la falta de estudios para esta área hemos desarrollado un conjunto de modelos capaces de predecir el fracaso financiero de las empresas localizadas en la comunidad Autónoma de Galicia. Los modelos se han basado en ratios financieras, y se han estimado mediante métodos multivariantes bien conocidos. Los resultados avalan la utilización de ratios financieras y contables como fuentes útiles para la evaluación de la salud financiera y del riesgo de fallo.

De las cincuenta y nueve (59) ratios utilizadas el mayor contenido informativo se centra en rentabilidad, liquidez, apalancamiento y solvencia. Nuestros resultados apoyan la relación existente entre la rentabilidad y el flujo de caja. Las empresas en dificultades están en peores condiciones de generar recursos financieros, lo que les aboca a un mayor grado de apalancamiento, a una presión creciente sobre los ingresos, a la erosión del capital social y, finalmente, a la quiebra y desaparición. Las empresas fallidas muestran generalmente un capital circulante anormalmente negativo, una disminución del plazo de crédito a clientes, un decremento en los precios de venta, y un grado de liquidez fuera de equilibrio.

Los modelos muestran las diferencias entre fallidas y sanas, que se hacen más evidentes un año antes del evento (1aa). Creemos que se debe a que las empresas que soportan un cierto nivel de estrés financiero intentan evitar la quiebra mediante la adopción de medidas financieras extremas, como las antes mencionadas. Estas acciones pueden diferir, pero generalmente no evitan la quiebra; los desequilibrios se hacen más evidentes durante el último año, y afectan directamente al flujo de efectivo, la rotación de activos, y el apalancamiento. Nuestros modelos a corto plazo muestran capacidad suficiente para hacer predicciones exactas mediante el examen de solvencia, liquidez y rentabilidad de la empresa analizada.

La familia de modelos Omega es capaz de ofrecer predicciones muy precisas sobre las empresas fallidas; el porcentaje de error es ligeramente superior en

las empresas sanas en el largo plazo, siendo muy alta la tasa media de éxito de los modelos a corto plazo en ambos grupos (sanas / fallidas). Ya que el gestor no sabe realmente cuándo se producirá el evento (si es que ocurre), creemos que la aplicación conjunta de los cinco modelos predictivos puede proporcionar información muy valiosa, revelando aquellas empresas que son propensas a sufrir dificultades financieras en el futuro.

El prototipo de redes neuronales ofrece niveles óptimos de clasificación, con un número relativamente pequeño de iteraciones. En fase de validación, la capacidad de la red es baja, pero todavía es atractiva aunque sean eliminadas algunas ratios. Esto confirma que la supresión de ruido en la red mejora su capacidad predictiva. Sus previsiones son similares y consistentes a las obtenidas por los modelos paramétricos multivariantes. Desde el punto de vista global, los modelos de redes neuronales no son capaces de superar a los paramétricos, aunque proporcionan resultados más que aceptables, especialmente en la inclusión real con empresas fallidas (fase de validación). Ambos grupos de modelos proporcionan una herramienta de soporte a la decisión, útiles para una amplia gama de usuarios que precisan evaluar el riesgo financiero de una empresa: gerentes, auditores externos, analistas, acreedores, instituciones financieras, inversores, organismos públicos, etcétera. Creemos por tanto que superan claramente a la auditoría externa, por su capacidad de revelar signos de advertencia acerca de las dificultades financieras latentes de la empresa.

Hemos detectado a lo largo de nuestra investigación los principales factores determinantes del fracaso empresarial entre las empresas gallegas, y pone de manifiesto las etapas que atraviesan al acercarse el fallo:

- Aumento de la generación de flujos de caja, y rentabilidad.
- Aumento de la capacidad de adaptación dinámica de la política financiera a cambios en el entorno.
- Aumento de capital y autofinanciación, y ajuste de la estructura financiera al riesgo financiero.

Estos modelos no son una alternativa a la auditoría: dependen de la fiabilidad de la información financiera, que es garantizada por la auditoría externa; las responsabilidades de los auditores se centran en el cumplimiento de la regulación vigente, en lugar del seguimiento de la calidad de la gestión. De hecho, sus preocupaciones son bastante abstractas, y en cierta medida subjetivas, y puede resultar extremadamente peligroso emitir una salvedad incorrecta o inoportuna. Pero la revelación de una preocupación también puede revelar las acciones que la empresa pretende poner en práctica para corregir la situación, por lo que reduciría la incertidumbre, y aumentaría la fiabilidad de los estados financieros.

BIBLIOGRAFÍA

- Altman, E. I. (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". *The Journal of Finance*, XXIII (4): 589-609.
- Altman, E. I. (1977). "Some estimates of the cost of lending errors for commercial banks". *Journal of Commercial Bank Lending*, October.

- Altman, E. I. (2000). "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and ZETA[©] Models". *Working Paper, NYU Salomon Center*, July.
- Altman, E. I.; Haldeman, R. C.; and Narayanan, P. (1977). "ZETA Analysis. A New Model to Identify Bankruptcy Risk Corporations". *Journal of Banking and Finance*, June: 29-54.
- Altman, E. I.; and Mcgough, T. (1974). "Evaluation of a Company as a Going Concern". *Journal of Accountancy*, December: 50-57.
- Arnedo, L.; Lizarraga, F.; y Sánchez, S. (2008). "Going-concern Uncertainties in Prebankrupt Audit Reports: New Evidence Regarding Discretionary Accruals and Wording Ambiguity". *International Journal of Auditing*, 12 (1): 25-44.
- Beaver, W. (1966). "Financial Ratios as Predictors of Failure". *Journal of Accounting Research*, 5 (Supplement Empirical Research in Accounting: Selected Studies): 71-111.
- Bell, T. B.; Ribar, G. S.; and Verchio, J. (1990). "Neural Nets versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures". *Srivastava R. P. (editor) Auditing Symposium X Deloitte & Touche, Symposium on Auditing Problems*; Kansas: 29-53.
- Brockett, P.; Golden, L.; Jang, J.; and Yang, C. (2006). "A comparison of neural network, statistical methods, and variable choice for life insurers' financial distress prediction". *The Journal of Risk and Insurance*, 73 (3): 397-419.
- Carcello, J.; and Palmrose, Z. (1994). "Auditor litigation and modified reporting on bankrupt clients". *Journal of Accounting Research*, Supplement: 1-30.
- Citron, D.; and Taffler, R. (2001). "Ethical Behavior in the U.K. Audit Profession: The Case of the Self-Fulfilling Prophecy Under Going-Concern Uncertainties". *Journal of Business Ethics*, 29: 353-363.
- Deakin, E. (1975). "A discriminant analysis of predictors of business failure". *Journal of Accounting Research*. Spring, 167-179.
- Dubois, D.; and Prade, H. (1992). "Putting rough sets and fuzzy sets together. In Intelligent Decision Support". *Slowinski, R. (editor) Handbook of Applications and Advances in Rough Set Theory*, Kluwer Academic; Dordrecht: 203-232.
- Dopuch, N.; Holthausen, R.W.; and Leftwich R.W. (1987). "Predicting Audit Qualifications with Financial and Market Variables". *The Accounting Review* 62: 431-454.
- Efron, B. (1975). "The Efficiency of Logistic Regression Compared to Normal Discriminant Analysis". *Journal of the American Statistical Association*, 70, 892-898.
- Efron, B. (1979). "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife". *The Annals of Statistics* 7 (1): 1-26. doi:10.1214/aos/1176344552.
- Eisenbeis, R. (1977). "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis". *Journal of Finance* 32, 875-900.
- Elam, R. (1975). "The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios". *The Accounting Review*, January: 25-43.
- Ethridge, H.L.; Sriram, R.S.; and Hsu, H.Y.K. (2000). "A comparison of selected artificial neural networks that help auditors evaluate client financial viability". *Decision Science*, 31(2): 531-550.
- Ferrando, M.; y Blanco, F. (1998). "La Previsión del Fracaso Empresarial en la Comunidad Valenciana: Aplicación de los Modelos Discriminante

- y Logit". *Revista Española de Financiación y Contabilidad (REFC)*, XXVII (95): 499-540.
- Frydman, H.; Altman, E. I.; and Kao, D. L. (1985). "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress". *The Journal of Finance*, XL (1): 269-291.
- Gabás Tribo, F. (1990). "Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial". Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas (ICAC); Madrid.
- Gallego, A. M.; Gómez, J. C.; y Yáñez, L. (1996). "Modelos de Predicción de Quiebras en Empresas No Financieras". *IV Foro de Finanzas AEFIN*; Madrid: 785-804.
- Gandía, J. L.; García, J. L.; y Molina, R. (1995). "Estudio Empírico de la Solvencia Empresarial en la Comunidad Valenciana". Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (IVIE); Valencia.
- García, D.; Arqués, A.; y Calvo-Flores, A. (1995). "Un Modelo Discriminante para Evaluar el Riesgo Bancario en los Créditos a Empresas". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXIV (82): 175-200.
- Gombola, M. J.; and Ketz, E. (1983). "A Note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios". *The Accounting Review*, LVIII (1): 105-114.
- Hansen, J.; and Messier, W. (1991). "Artificial neural networks: foundations and application to a decision problem". *Expert Systems with Applications*, 3: 135-141.
- Hopwood, M.; McKeown, J.; and Mutchler, J. (1989). "A test of the incremental explanatory power of opinions qualified for consistency and uncertainty". *The Accounting Review*, 64 (1): 24-48.
- Joy, O.; and Tollesfson, J. (1975). "On the Financial Applications of Discriminant Analysis". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 10, Nº 5, December 1975, pp. 723-739.
- Keasey, K.; and Watson, R. (1987). "Non-Financial Symptoms and the Prediction of Small Company Failure. A Test of Argenti's Hypotheses". *Journal of Business Finance and Accounting*, 14 (3): 335-354.
- Kim, S. (2011). "Prediction of Hotel Bankruptcy Using Support Vector Machine, Artificial Neural Network, Logistic Regression, and Multivariate Discriminant Analysis". *The Service Industries Journal*, Vol. 31, Nº 3, pp. 441-468.
- Koh, H.C. (1992). "The Sensitivity of Optimal Cutoff Points to Misclassification Costs or Type I and Type II Errors in the Going-Concern Prediction Context". *Journal of Business Finance and Accounting*, 17: 187-197.
- Koh, H.C.; and Tan, S. (1999). "A neural network approach to the prediction of going concern status", *Accounting and Business Research*, 29 (3): 211-216.
- Laffarga, J.; Martín, J. L.; y Vázquez, M. J. (1985). "El Análisis de la Solvencia en las Instituciones Bancarias: Propuesta de una Metodología y Aplicaciones a la Banca Española". *Esic Market*, Abril-Junio: 51-73.
- Lam, K.; and Mensah, Y. (2006). "Auditors' decision-making under going-concern uncertainties in low litigation-risk environments: Evidence from Hong Kong". *Journal of Accounting and Public Policy*, 25: 706-739.
- Lieber, Z.; and Orgler, Y. (1975). "An Integrated Model for Accounts Receivable Management". *Management Science*, 22 (2). pp. 212-219.

- Lizarraga, F. (1997). "Utilidad de la Información Contable en el Proceso de Fracaso: Análisis del Sector Industrial de la Mediana Empresa Española". *Revista Española de Financiación y Contabilidad (REFC)*, XXVI (92): 871-915.
- López, D.; Moreno, J.; y Rodríguez, P. (1994). "Modelos de Previsión del Fracaso Empresarial: Aplicación a Entidades de Seguros en España". *Esic Market*, 84: 83-125.
- Martin, D. (1977). "Early Warning of Bank Failure". *Journal of Banking and Finance*, 1 (3): 249-276.
- McKee, T. (2003). "Rough Sets Bankruptcy Prediction Models versus Auditor Signalling Rates", *Journal of Forecasting*, 22: 569-586.
- McKee, T.; and Lensberg, T. (2002). "Genetic programming and rough sets: a hybrid approach to bankruptcy classification". *European Journal of Operational Research*, 138: 436-451.
- Messier, W.; and Hansen, J. (1988). "Inducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data". *Management Science*, 34 (12): 1403-1415.
- Moizer, P. (1995). "An Ethical Approach to the Choices Faced by Auditors". *Critical Perspectives on Accounting*, October: 415-431.
- Mora, A. (1994a). "Los Modelos de Predicción del Fracaso Empresarial: Una Aplicación Empírica del Logit". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 78: 203-233.
- Mora, A. (1994b). "Limitaciones Metodológicas de los Trabajos Empíricos sobre la Predicción del Fracaso Empresarial". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 80: 709-732.
- Moyer, R. C. (1977). "Forecasting Financial Failure: A Re-examination". *Financial Management*, 6 (1): 11-17.
- Nanda, S.; and Pendharkar, P. (2001). "Linear Models for Minimizing Misclassification Costs in Bankruptcy Prediction". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 10, 155-168, DOI 10.1002/isaf.203.
- Norton, C. L.; and Smith, R. E. (1979). "A Comparison of General Price Level and Historical Cost Financial Statements in the Prediction of Bankruptcy". *The Accounting Review*, January: 72-87.
- O'Clock, P.; and Devine, K. (1995). "An Investigation of Framing and Firm Size on the Auditor's Going Concern Decision". *Accounting & Business Research*, 25 (99): 197-207.
- Ohlson, J. A. (1980). "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 18 (1): 109-131.
- Palepu, K.G. (1986). "Predicting Takeover Targets. A Methodological and Empirical Analysis". *Journal of Accounting and Economics*, Vol 8, Issue 1; 3-35.
- Peel, M. J.; Peel, D. A.; and Pope, P. F. (1986). "Predicting Corporate Failure. Some Results for the UK Corporate Sector", *Omega: The International Journal of Management Science*, 14 (1): 5-12.
- Pina, V. (1989). "La Información Contable en la Predicción de la Crisis Bancaria 1977-1985". *Revista Española de Financiación y Contabilidad (REFC)*, 18 (58): 309-338.
- Pina, V. (1992). "Estructura y Clasificación de las Ratios: Principio de Devengo vs. Flujos de Caja". *Revista Española de Financiación y Contabilidad (REFC)*, 21 (70): 9-27.

- Pindado, J.; Rodrigues, L.; and de la Torre, C. (2008). "Estimating financial distress likelihood". *Journal of Business Research*, 61: 995-1003.
- Piñeiro, C.; De Llano, P.; y Rodríguez, M. (2012a). "¿Proporciona la auditoría evidencias para detectar y evaluar tensiones financieras latentes? Un diagnóstico comparativo mediante técnicas econométricas e inteligencia artificial". *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa (REDEE)*. Vol. 4, 2012, pp. 1-78.
- Piñeiro, C.; De Llano, P.; y Rodríguez, M. (2012b). "La evaluación de la probabilidad de fracaso financiero. Contraste empírico del contenido informacional de la auditoría de cuentas". *Revista Española de Financiación y Contabilidad (REFC)*. Vol: XLI (156), pp. 565-588.
- Piñeiro, C.; De Llano, P.; y Rodríguez (2013). "A parsimonious model to forecast financial distress, based on audit". *Revista de Contaduría y Administración*, vol. 58-4, pp. 151-173.
- Platt, H. D.; Platt, M. B.; and Pedersen, J. G. (1994). "Bankruptcy Discrimination With Real Variables". *Journal of Business, Finance and Accounting*, 21 (4): 491-510.
- Pottier, S. (1998). "Life insurer financial distress, Best's ratings and financial ratios". *The Journal of Risk and Insurance*, 65 (2): 275-288.
- Ramírez, I. (1996). "La Utilidad del Análisis Multivariante para Evaluar la Solvencia de las Pequeñas Empresas". *X Congreso Nacional de AEDEM*; Granada: 463-473.
- Robinson, D. (2008). "Auditor Independence and Auditor-Provided Tax Service: Evidence from Going-Concern Audit Opinions Prior to Bankruptcy Filings". *Auditing: a Journal of Practice & Theory*, 27 (2): 31-54.
- Rodríguez, M. C. (1990). "La Predicción de las Crisis Empresariales. Modelos para el Sector de Seguros", *Universidad de Valladolid*; Valladolid.
- Rodríguez, J. M. (1989). "Análisis de las Insolvencias Bancarias en España: Un Modelo Empírico". *Moneda y Crédito*, 189: 187-227.
- Rodríguez, M. (2002). "Modelos de Insolvencia en empresas gallegas. Aplicación de técnicas paramétricas y de inteligencia artificial", en Doldán, F. y M. Rodríguez (editores) *La gestión del riesgo de crédito*, AECA; Madrid: 73-114.
- Rose, P. S.; Andrews, W. T.; and Giroux, G. A. (1982). "Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective". *Journal of Accounting Auditing and Finance*, Fall: 20-31.
- Ruiz, E.; y Gómez, N. (2007). "Análisis empírico de los factores que explican la mejora de la opinión de auditoría: compra de opinión y mejora en las prácticas contables de la empresa". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXXVI (134): 317-350.
- Rumelhart, D.; Hinton, G.; and Williams, R. (1986). "Learning Representations by Back-Propagating Errors". *Nature* 323; 533-536.
- Schwartz, K.; and Soo, B. (1995). "An Analysis of form 8-K disclosures of auditor changes by firms approaching bankruptcy". *Auditing: A journal of Practice & Theory*, 14 (1): 125-136.
- Serrano, C.; y Martín del Brio, B. (1993). "Predicción de la Quiebra Bancaria Mediante el Empleo de Redes Neuronales Artificiales". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 22 (74): 153-176.

- Simunic, D. (1984). "Auditing, consulting and auditor independence". *Journal of Accounting Research*, 22: 679-702.
- Slowinski R.; and Zopounidis, C. (1995). "Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk". *International Journal of Intelligent Systems In Accounting, Finance & Management*, 4 (1): 27-41.
- Somoza, A. (2001). "La Consideración de Factores Cualitativos, Macroeconómicos y Sectoriales en los Modelos de Predicción de la Insolvencia Empresarial. Su Aplicación al Sector Textil y Confección de Barcelona (1994-1997)", *Papeles de Economía Española*, 89-90: 402-426.
- Sun, J.; and Li, H. (2009). "Financial distress early warning based on group decision making". *Computers & Operations Research*, 36: 885-906.
- Venuti, E. (2004). "The going-concern assumption revisited: assessing a company's future viability". *The CPA Journal*, Mayo: 40-44.
- Wilkins, M. (1997). "Technical default, auditors' decisions, and future financial distress". *Accounting Horizons*, 11 (4): 40-48.
- Zhang, J.; and Mani, I. (2003). "KNN approach to unbalanced data distributions: A case study involving information extraction". *Proceedings of the 20th ICML Workshop on Learning from Imbalanced Data Sets*, Washington, DC, 42-48.
- Zmijewski, M. E. (1984). "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models". *Journal of Accounting Research*, Supplement: 59-82.

