

DETERMINACIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL MEDIANTE DEA: EL CASO DE LAS PYMEs GALLEGAS¹

Prof. Dr. Pablo de Llano Monelos 1, Prof. Dr. Carlos Piñeiro Sánchez 2, Prof. Dr. Manuel Rodríguez López 3

1 Universidad de A Coruña, Grupo de Investigación FYSIG, pdellano@udc.es

2 Universidad de A Coruña, Grupo de Investigación FYSIG, carpi@udc.es

3 Universidad de A Coruña, Grupo de Investigación FYSIG, marod@udc.es

RESUMEN

En el grupo de investigación FYSIG estamos trabajando para aportar mayor evidencia empírica del pronóstico del fracaso empresarial. La construcción de modelos de ajuste complejos. El estudio de variables tales como el impacto de la auditoría en el pronóstico del fracaso. El tratamiento de variables y ratios clásicas nos lleva a determinar un punto inicial de partida mediante la construcción de un modelo matemático que sirva de referencia. En este sentido, hemos reducido el ámbito de estudio a pymes no financieras gallegas. Lo anterior nos ha permitido desarrollar un modelo² que permite diagnosticar y pronosticar el fallo empresarial. Los modelos se han desarrollado con variables financieras, relevantes desde la óptica de la lógica financiera, y descriptivas de la tensión y del fracaso financiero, aplicando tres metodologías de análisis: discriminante, logit, y lineal multivariante. Por último, hemos cerrado el primer ciclo, utilizando la programación matemática, DEA (Data Envelopment Analysis), con el fin de fundamentar la determinación del fracaso. El uso simultáneo de los modelos se explica por la voluntad de comparar sus respectivas conclusiones y buscar complementariedades. La capacidad de pronóstico lograda, nos permite afirmar que los modelos obtenidos son satisfactorios.

Palabras y frases clave: Investigación Operativa DEA, Fracaso empresarial, Pronóstico.

1. INTRODUCCIÓN

El fracaso financiero en sus distintas manifestaciones – quiebra, insolvencias temporales, concurso, fusiones y escisiones – es una cuestión recurrente en la literatura financiera, por su importancia para la teoría y por la gravedad de sus consecuencias en la actividad económica. En la actualidad estamos asistiendo a una inexplicable oscilación y falta de control de la prima de riesgo País, que en principio se justificaría por la “supuesta” insolvencia el país analizado. Esta expectativa, promovida por determinados elementos del mercado, en ocasiones de carácter especulativo, y en otras por la no correcta catalogación por parte de las “compañías de rating”, sobre las que recae la sospecha de falta de objetividad, cuando no de total y absoluta incompetencia y cohabitación con los centros de poder económico y de decisión. Los modelos matemáticos desarrollados hasta la actualidad son capaces de realizar la distinción entre empresas fracasadas y no-fracasadas. La capacidad de pronosticar el fallo empresarial es importante desde la perspectiva del accionariado, acreedores, empleados, etcétera. Los costes directos asociados al fracaso empresarial ligados al ámbito judicial, representan en términos medios, un 5% del valor contable de la empresa. De otra parte, los costes indirectos asociados a la pérdida de ventas y beneficios, incremento del coste de crédito (prima de riesgo), imposibilidad de emisión de nuevas acciones, y la pérdida de oportunidades de inversión, elevan el coste anterior a cerca del 30%³. Por tanto, es importante detectar la posibilidad de insolvencia en los inicios de esta.

Las primeras aportaciones datan de Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980), quienes examinaron distintas alternativas metodológicas para el desarrollo de modelos explicativos y predictivos de estos eventos. El enfoque

¹ El presente trabajo se ha realizado al amparo y con financiación del PROGRAMA SECTORIAL DE INVESTIGACIÓN APLICADA DE I+D+SUMA, PROGRAMA INCITE, XUNTA DE GALICIA: Proyecto 10SEC100012PR: *Determinación de un Modelo de Previsión del Fracaso e Insolvencia Empresarial de las Pymes Gallegas*.

² De Llano, Piñeiro, Rodríguez; (2011a, 2011b, 2010), Piñeiro, de Llano, Rodríguez; (2010).

³ Warner, J. (1977)

más clásico, se ha enriquecido con el desarrollo de métodos alternativos, más fiables, y menos dependientes de condicionantes hipotéticos metodológicos; entre ellos destacan el análisis logit y probit. Las técnicas de particionamiento recursivo y distintas formas propias de la inteligencia artificial, tanto sistemas expertos como redes de neuronas artificiales así como máquinas de soporte vectorial. La naturaleza compleja y desestructurada del análisis justifica también la aplicación de métodos heurísticos como técnicas de decisión social asistidas por ordenador y, por supuesto, modelos de lógica difusa.

En los últimos años se ha venido desarrollando modelos basados en el Análisis de Envolvimiento de Datos (DEA) como herramienta que permita pronosticar el fallo empresarial y comparar estos resultados con los obtenidos mediante otras técnicas como el Z-Score (Altman) o el LOGIT (Olshon). La técnica de regresión logística utiliza la el punto de corte para la clasificación de 0'5 (probabilidad potencial de fallo, punto de corte para la clasificación de los casos), y supone que en términos de probabilidad a la hora de clasificar las empresas solventes si superan el punto de corte, y como no solventes si no lo superan. Según apunta Premachandra⁴ el punto de corte LOGIT del 0'5 no es apropiado en la clasificación de las empresas fracasadas y no fracasadas, cuando se utiliza el análisis de eficiencia DEA. Afirma que las puntuaciones de eficiencia en DEA pueden ser muy sesgadas, especialmente cuando se utilizan modelos DEA super-eficientes. Por tanto, se debe utilizar un análisis discriminante ajustado, o una función de valoración, si utilizamos el DEA como herramienta de pronóstico del fracaso, dando valores para el punto de corte entre 0'1 y 0'9. En la literatura existen numerosos estudios donde se utilizan la regresión logística, o probit, para la predicción del fracaso empresarial. Metodologías basadas en separar la muestra de ajuste de la muestra de contraste.

2. DATA ENVELOPMENT ANALYSIS

En 1993, Barr, Seiford y Siems, presentaron una herramienta de medición de la calidad de gestión bancaria, utilizando información financiera contable. El modelo utilizaba las funciones de intermediación financiera esenciales de un banco, para determinar una herramienta de medida de su productividad. La forma tradicional de medición de la productividad es el cociente entre los múltiples outputs e inputs.

En microeconomía se utilizan las DMUs (Decision Making Units) como unidades de toma de decisión. Supongamos que disponemos de m inputs y s outputs. La DMU explicará la transformación habida de las m entradas en las s salidas, como medida de productividad (eficiencia). La literatura en materia de inversiones se ha centrado en el estudio de los modelos cuyas variables son cuantificables. De ahí que en las últimas décadas hayan surgido modelos que den cobertura a la necesidad de la inclusión de todas aquellas variables, que intervienen en la toma de decisión en materia de inversiones, pero que por su naturaleza intangible no se tienen en cuenta.

En concreto⁵, el Análisis de Envolvimiento de Datos (Data Envelopment Analysis DEA) también se le conocido como análisis de frontera, es otra de las aplicaciones de la programación lineal. Se trata pues de una técnica de programación matemática que mide el desempeño de grupos de organizaciones económicas o sociales de un mismo ramo. La finalidad que se persigue es medir la eficiencia de cada unidad organizacional, al traducir los diferentes datos de partida en múltiples resultados que explican su eficiencia: grado de aprovechamiento de los inputs. Ante el número elevado de variables relevantes, al gestor le resulta difícil determinar cuál de los componentes de la organización es realmente eficiente. La eficiencia vendrá determinada por el cociente entre

valor monetario del output (O_j) y el valor monetario del input (I_i) :

$$0 \leq \text{eficiencia} = \frac{O_1 + O_2 + \dots + O_s}{I_1 + I_2 + \dots + I_m} \leq 1 \quad \text{Así}$$

definida la eficiencia, refleja la tasa de conversión de inputs en outputs. Cuanto más cercano a la unidad, mayor será el grado de eficiencia de la organización medida. Una limitación de este sistema de medición de la eficiencia, es que los precios han de ser idénticos caso contrario la comparación no es equitativa. La eficiencia de cada elemento analizado, deberá estar entre valores 0 y 1. La construcción del modelo de programación matemática, pasa por determinar la función objetivo, que consistirá en la maximización del valor total de los

productos finales⁶: $Max V = E_k = \frac{\sum O_{jk} u_j}{\sum I_{ik} v_i}$, donde u_j , v_i representa el valor del output (j), o input (i) que

maximiza la eficiencia de la empresa tipo con la que pretendemos realizar la clasificación/contraste ($E_k=1$). El modelo general solamente incluye una restricción, que iguala outputs a inputs para el conjunto de empresas

analizadas $E_d \leq 1; \frac{\sum O_{jd} u_j}{\sum I_{id} v_i} \leq 1$. Aparentemente se aleja del objetivo financiero de que una empresa será

⁴ Premachandra et al (2009).

⁵ De Llano, Piñeiro (2011); 221-225.

⁶ Charnes, Cooper, Rhodes (1978).

eficiente si el valor de sus Outputs (O_j) es mayor que el valor de sus Inputs (I_i). Lo que tratamos de determinar es el valor u_j, v_i que hace eficiente a la empresa ($E=1$), por lo que aquella que no sea eficiente tendrá un valor inferior ($E<1$). Dejando al margen la interpretación trivial de “¿cómo va a ser el output menor que el input”,

obviamente no nos encaja, que $\frac{O}{I} \leq 1$ pues significa que $O \leq I$ lo que, en términos de PL, equivale a afirmar

que $O + h = I$. El algoritmo de solución pretende agotar los límites de las restricciones, por tanto anular h , y en este caso el precio sombra asociado será (posiblemente) positivo. Sabemos también que eso significa que, si fuese posible aumentar en una unidad la disponibilidad del input correspondiente, podríamos aumentar en tal cantidad el volumen de output. Entonces:

1. Tiene sentido exigir $O \leq I$ porque eso es coherente con la lógica del modelo de PL de minimizar los excedentes, que en este caso representan una capacidad productiva ociosa, y se asocian con una holgura. La idea es coincidente con la que subyace en los modelos de inversiones: proyectos efectuados igual a recursos disponibles, y en medio las holguras que reflejan financiación ociosa (la cual intentamos minimizar).
2. El óptimo ideal se lograría con todas las holguras anuladas, lo que significaría maximizar el aprovechamiento de los recursos. Esta unidad productiva, digamos esta empresa, sería el paradigma de la eficiencia y se situaría en esa frontera imaginaria que resulta del modelo.
3. Pensando en términos de dualidad, ese óptimo ideal permite evaluar la mezcla y el grado de aprovechamiento de los recursos, asignándoles un precio. Y es interesante observar que, así planteadas, esas condiciones de óptimo tienen una cierta semejanza conceptual con la relación teórica de equilibrio entre ingresos y costes marginales (el coste marginal es el ocasionado por el aumento del límite de la restricción y el ingreso marginal el aumento del output, precisamente el precio sombra). Otra vez, el óptimo se corresponde con $I' = C'$, es decir, con output = input.

Incluyendo una medida de eficiencia complementaria, una segunda restricción que haga referencia a la eficiencia de la empresa analizada, o muestra $\sum I_{ik} v_i = 1$, sobre la que descansará la capacidad descriptiva y clasificatoria del modelo. Esta restricción nos permite construir una base unitaria que homogeneiza la eficiencia de los inputs y permite la comparación entre empresas. En la misma línea de homogeneización hemos incluido la siguiente restricción estructural, operativa: $\sum u_j + \sum v_i = 1$.

3. PROPUESTA

Para el contraste del modelo hemos tomados una muestra de empresas gallegas, de tamaño mediano y pequeño, las cuales hemos agrupado en dos categorías: fallidas y sanas. Este criterio, si bien no refleja detalladamente la muy distinta casuística de las empresas en dificultades financieras, presenta la fortaleza de ser objetivo y garantizar una clasificación exhaustiva para todas las empresas, algo que resulta imprescindible de cara a la aplicación de MDA. El uso de criterios más flexibles es sin duda una opción a considerar porque, en la medida en que refleja más fielmente situaciones puntuales de insolvencia como devoluciones de efectos, podría contribuir a refinar los modelos; no obstante la caracterización de estas situaciones introduce un elemento de subjetividad, tanto más cuanto existen diferentes fuentes de información (RAI, BADEXCUG, etc.) no del todo compatibles.

Hemos tenido acceso a la información contable oficial de 75.640 empresas gallegas; de ellas, trescientas ochenta y cuatro (384) están en situación concursal o liquidación, de las que han restado 298 con datos válidos. Estas 298 empresas, que en adelante denominaremos simplícidamente como *fallidas*, son las que nos interesan a efectos de modelizar el proceso de fallo e inferir criterios de previsión con base en la información contable y/o de auditoría. Sesenta y dos de estas empresas (aproximadamente, un 16% de las 384) recibieron al menos un informe de auditoría favorable con Salvedades en el período 1999 - 2009. En el mismo período, treinta y nueve empresas recibieron al menos un informe desfavorable, y cuarenta y cuatro más recibieron al menos un informe con opinión denegada. En el resto de los casos no se dispone del informe de auditoría correspondiente, ya sea porque la revisión de cuentas no tuvo lugar o porque, incluso habiendo existido, el informe no llegó a depositarse en el Registro Mercantil. De forma análoga, hemos recabado 107 empresas, *sanas*, que han sido las PYMES gallegas que en los últimos once años han tenido siempre una auditoría catalogada como “aprobado”, y que han servido para determinar los modelos LOGIT, MDA, y el contraste de eficiencia DEA.

En nuestro caso, DEA, las unidades que miden inputs y outputs se han determinado con base en la información financiera contable disponible de las 298 *fallidas* y 107 *sanas*, obteniendo las siguientes ratios⁷:

Inputs:

⁷ Premachandra et al (2009).

$$TDTA = \frac{TotalDeuda}{TotalActivo} \quad ECTA = \frac{ExigibleCorto}{TotalActivo} \quad ACTA = \frac{ActivoCirculante}{TotalActivo} \quad CCTA = \frac{CapitalCirculante}{TotalActivo}$$

Outputs:

$$INTA = \frac{IngresosNetos}{TotalActivo} \quad CFTA = \frac{CashFlow}{TotalActivo} \quad EBTA = \frac{BAIT}{TotalActivo} \quad EBGF = \frac{BAIT}{GastosFinancieros}$$

$$VAVL = \frac{ValorAgregado}{ValorLibros}$$

Por tanto el modelo queda:

$$\begin{aligned} Max V = E_k &= INTA_d u_1 + CFTA_d u_2 + EBTA_d u_3 + EBGF_d u_4 + VAVL_d u_5 \\ \text{Sujeto a:} \\ TDTA_d v_1 + ECTA_d v_2 + ACTA_d v_3 + CCTA_d v_4 &= 1 \\ \frac{\sum (INTA_d u_1 + CFTA_d u_2 + EBTA_d u_3 + EBGF_d u_4 + VAVL_d u_5)}{\sum (TDTA_d v_1 + ECTA_d v_2 + ACTA_d v_3 + CCTA_d v_4)} &\leq 1 \\ \sum u_j + \sum v_i &= 1 \\ d = 1 \cdot n, j = 1 \cdot s, i = 1 \cdot m, \forall u_j, v_i &\geq 0 \end{aligned}$$

Que operando, quedará

$$\begin{aligned} Max V = E_k &= INTA_d u_1 + CFTA_d u_2 + EBTA_d u_3 + EBGF_d u_4 + VAVL_d u_5 \\ \text{Sujeto a:} \\ TDTA_d v_1 + ECTA_d v_2 + ACTA_d v_3 + CCTA_d v_4 &= 1 \\ \sum (INTA_d u_1 + CFTA_d u_2 + EBTA_d u_3 + EBGF_d u_4 + VAVL_d u_5) - \sum (TDTA_d v_1 + ECTA_d v_2 + ACTA_d v_3 + CCTA_d v_4) &\geq 0 \\ \sum u_j + \sum v_i &= 1 \\ d = 1 \cdot n, j = 1 \cdot s, i = 1 \cdot m, \forall u_j, v_i &\geq 0 \end{aligned}$$

La función objetivo maximiza el valor generado. La primera restricción, referida a la muestra-estándar, hace referencia a la eficiencia de los Inputs (ratios de referencia). La segunda restricción hace referencia a la actividad del proceso; la diferencia de output e input ha de ser positiva, ya que la medición de la Eficiencia se hace como cociente entre output e input (resultado / inversión). La tercera restricción limita la valoración de las variables objeto a determinar a que su suma sea unitaria. Resolviendo el modelo, podemos obtener un mapa o frontera eficiente productiva, que nos permita realizar el contraste y clasificación de las distintas empresas en fracasadas y no fracasadas. Este mapa de eficiencia vendrá determinado por la eficiencia de referencia determinada en la función objetivo.

4. RESULTADOS

Los resultados que hemos obtenido, en los cuatro años antes del fracaso (o no en las sanas), empresas no financieras, PYMEs, gallegas, fracasadas y no fracasadas, aplicando los modelos de regresión logística (LOGIT-Olshon) y discriminante (MDA-Z-Score-Altman) han sido resultados satisfactorios;

Tabla 1; Catalogación LOGIT y MDA, PYMEs Fallidas y Sanas.

Pronósticos Fallidas s/(S,F)	1aa	2aa	3aa	4aa	Pronósticos Sanas s/(S,F)	1aa	2aa	3aa	4aa
LOGIT 1 Año antes fallo	81,8%	87,3%	87,9%	87,5%	LOGIT 1 Año antes fallo	16,8%	20,6%	18,7%	18,7%
LOGIT 2 Año antes fallo	65,8%	58,2%	54,5%	54,3%	LOGIT 2 Año antes fallo	73,8%	81,3%	87,9%	91,6%
LOGIT 3 Año antes fallo	78,6%	70,8%	64,0%	62,3%	LOGIT 3 Año antes fallo	83,2%	81,3%	83,2%	86,9%
LOGIT 4 Año antes fallo	76,8%	81,8%	77,1%	76,6%	LOGIT 4 Año antes fallo	68,2%	71,0%	80,4%	80,4%
LOGIT GLOBAL	73,6%	70,6%	66,7%	66,3%	LOGIT GLOBAL	75,7%	77,6%	77,6%	77,6%
MDA 1 Año antes fallo	96,3%	94,6%	93,9%	92,3%	MDA 1 Año antes fallo	39,3%	37,4%	43,9%	43,9%
MDA 2 Año antes fallo	93,7%	94,0%	92,0%	90,4%	MDA 2 Año antes fallo	43,9%	36,4%	40,2%	36,4%
MDA 3 Año antes fallo	98,1%	98,8%	98,4%	98,1%	MDA 3 Año antes fallo	9,3%	11,2%	8,4%	5,6%
MDA 4 Año antes fallo	90,7%	90,6%	85,4%	85,8%	MDA 4 Año antes fallo	42,1%	33,6%	35,5%	24,3%
MDA GLOBAL	90,3%	84,8%	84,0%	82,8%	MDA GLOBAL	32,7%	26,2%	28,0%	23,4%

En cuanto al DEA, con base en las nueve ratios indicadas en el punto anterior, hemos realizado diversos ajustes en la función objetivo y en el conjunto de restricciones. La determinación de *fallida* vendrá determinada por la condición de empresa ineficiente, para los valores de las variables obtenidas.

Obteniendo un nivel de eficiencia con base en estos estadísticos, de que tal manera que el contraste de la catalogación de empresa fracasada, viene determinado por el valor de la variable de holgura de las ecuaciones estructurales de eficiencia:

Tabla 2: Catalogación empresas fallidas utilizando DEA.

DEA base MRL	Aj1	Aj2	Aj3	Aj4	Aj5
Fallidas	82%	86%	83%	78%	74%

DEA base LOGIT	Años 0 a 7	Años 0 a 3	Año 0
Fallidas	85%	82%	88%

Tabla 3: Punto de corte LOGIT 0'1 a 0'9.

Punto de corte	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Fallidas años 0 a 7	0,62	0,8	0,84	0,83	0,82	0,8	0,79	0,77	0,72
Fallidas años 0 a 3	0,7	0,82	0,85	0,84	0,83	0,82	0,81	0,79	0,75
Fallidas año 0	0,81	0,86	0,88	0,88	0,89	0,88	0,86	0,86	0,82

La demostración de la robustez del ajuste viene determinada por el contraste de los distintos modelos desarrollados. Clasificados, los modelos DEA ajustados LOGIT, en función de las tasas de corte (0'1 a 0'9), nos permite observar la precisión y distribución de los distintos ajustes realizados:

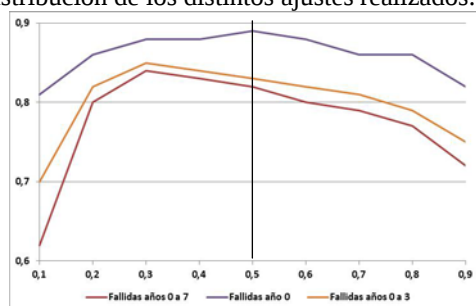


Figura 1: Frontera eficiente.

5. CONCLUSIONES

Este trabajo pretende aportar evidencia acerca de la posibilidad de que los modelos estadísticos actualmente utilizados para inferir situaciones de tensión financiera y pronosticar un eventual fracaso financiero tiendan a sobreestimar la probabilidad de fallo. Nuestros trabajos anteriores nos han permitido aportar evidencias respecto de los modelos MDA, logit y de regresión capaces de reconocer eficazmente a las empresas fallidas e insolventes, los cuales se han aplicado a continuación sobre una muestra aleatoria de contrastación formada exclusivamente por empresas sanas, a efecto de verificar la posible existencia de sesgos sistemáticos en la predicción. Del mismo modo, el presente trabajo permite aportar evidencias razonables de fiabilidad de la aplicación del modelo DEA para el pronóstico del fracaso empresarial. Los resultados que mostramos en la Tabla 4, son los correspondientes a la aplicación del DEA, sobre el último año disponible. Por tanto, DEA es capaz de indicar si la empresa es fallida, con un nivel satisfactorio. Con carácter general, los resultados indican que los modelos DEA, MDA y LOGIT son capaces de clasificar correctamente a una proporción significativa de las empresas, que suponemos fallidas, como tal.

Esta primera aportación DEA, se centra en un modelo de regresión lineal simple de determinación de los coeficientes de valor directo, apunta la capacidad del mismo. Estamos trabajando en la actualidad en modelos de regresión logística y discriminante, con el fin de obtener los coeficientes de valor directo de la función objetivo, y restricción de inputs, respecto de los últimos 8 años, por disponer de información financiera suficiente para este fin. Por razones de tiempo, y de contraste de los resultados, no podemos aportar al presente trabajo datos a este respecto.

Por último corroboramos la existencia de un sesgo sistemático a favor de las situaciones de insolvencia: los modelos se desenvuelven más eficazmente cuando se trata de identificar a empresas potencialmente fallidas y cometen, en promedio, mayores errores cuando se emplean para evaluar empresas solventes. Esta propensión parece ser más acusada en los modelos discriminantes, quizá porque su aplicación supone imponer un tratamiento discreto para una realidad, la insolvencia, difusa y susceptible de matizaciones; en nuestra opinión los modelos logit son capaces de captar más fidedignamente las distintas realidades que conviven en el seno del concepto genérico de *solvencia*, de ahí que se desenvuelvan con relativa eficacia también entre empresas financieramente sanas.

Parece razonable concluir que los modelos DEA (basado en LOGIT), MDA y LOGIT, deben interpretarse no como alternativas excluyentes, sino como métodos complementarios cuya aplicación conjunta puede ayudar a suplir sus respectivas carencias.

Por otra parte, parece necesario enriquecer los factores empleados como variables predictivas. Las ratios demuestran ser un excelente instrumento, sin embargo la relevancia de los modelos puede mejorar con información complementaria que pueda corroborar – y lo que nos parece más importante: *matizar* - el pronóstico. En este sentido la información de auditoría parece tener un especial contenido informacional, a través de indicadores indirectos como la tasa de rotación de auditores, la duración media de los contratos o la proporción de informes con salvedades.

REFERENCIAS

Altman, E. (1968): “Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy”. *Journal of Finance*: 589 – 609.

Barr, R. S., Seiford, L. M., and Siems, T. F. (1993); “An Envelopment-Analysis Approach to Measuring the Management Quality of Banks”, *Annals of Operations Research*, 1993, 38, 1-13.

Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E. (1978); “Measuring the efficiency of decision making units”, *European Journal of Operations Research*, 2, 429-444.

de Llano, P.; Piñeiro, C. (2011): “Elementos fundamentales de dirección financiera”. Andavira Editorial.

de Llano, P.; Piñeiro, C.; Rodríguez, M. (2011a): “Contraste de los modelos de pronóstico del fallo empresarial en las pymes sanas gallegas”. XXV Congreso de AEDEM. Valencia.

de Llano, P.; Piñeiro, C.; Rodríguez, M. (2011b): “Modelos de pronóstico del fallo empresarial en las pymes sanas gallegas”. XXV Congreso de AEDEM. Valencia.

de Llano, P.; Piñeiro, C.; Rodríguez, M. (2011c): “A model to forecast financial failure, in non financial Galician SMEs”. XII Iberian-Italian Congress of Financial and Actuarial Mathematics. Lisbon.

de Llano, P.; Rodríguez, M.; Piñeiro, C. (2010): “Bankruptcy Prediction Models in Galician companies. Application of Parametric Methodologies and Artificial Intelligence”. *International Conference on Applied Business & Economics*. A Coruña.

Ohlson, J. (1980), “Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, Spring 80, Vol. 18, Issue 1.

Piñeiro, C.; de Llano, P.; Rodríguez, M. (2011): “Fracaso empresarial y auditoría de cuentas”. XXV Congreso de AEDEM. Valencia. (Premio FESIDE a la mejor ponencia de Investigación en Finanzas).

Premachandra IM, Bhabra GS, Sueyoshi T. “DEA as a tool for bankruptcy assessment: a comparative study with logistic regression technique”. *European Journal of Operational Research* 2009;193:412–24.

Rodríguez, M., Piñeiro, C., de Llano, P. (2010); Contraste de la Capacidad Predictiva de la Opinión Técnica de Auditoría Frente a Modelos Paramétricos Multivariantes de Predicción de Insolvencia y Fracaso Empresarial. XIV Encuentro ASEPUC.

Warner, J. (1977); “Bankrupting costs; some evidence”. *Journal of Finance* 1977: 32: 337-347.