

PROPUESTA DE UN INDICADOR DE SALUD FINANCIERA Y SU EFECTO EN LA PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL

Antonina Mónica-Milo, Universidad de Oriente-Venezuela

Juan Samuel Baixauli Soler, Universidad de Murcia-España

Susana Álvarez Díez, Universidad de Murcia-España

RESUMEN

Para las Pymes es difícil acceder al mercado de capitales, por lo que para determinar su probabilidad de fracaso sólo se utilizan modelos basados en información contable. Debido a que el riesgo sistemático afecta tanto a empresas cotizadas como no cotizadas, en este artículo se diseña un indicador de salud financiera (ISF) tomando como referencia la probabilidad de impago de empresas cotizadas calculadas a partir de distintos modelos estructurales. Este indicador, aplicado a empresas no cotizadas, garantiza la dicotomía de la muestra de estimación. Para validar la eficacia del ISF se evalúa cómo afecta a la capacidad predictiva de los modelos contables más utilizados en la práctica. Para ello, se construyen dos indicadores, que son el Cumulative Accuracy Profile (CAP) y el Receiver Operating Characteristics (ROC), recomendados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS). Los resultados que se obtienen muestran que el ISF que se propone contribuye a mejorar la capacidad predictiva de los modelos contables.

PALABRAS CLAVES: Quiebra, probabilidad de impago, modelos estructurales y modelos contables.

INDICATOR OF FINANCIAL HEALTH PROPOSAL AND ITS IMPACT ON PROBABILITY OF DEFAULT

ABSTRACT

In this paper, we develop a model for predicting a financial health (ISF) model based on the default probability of listed companies. Systematic risk affects both listed and unlisted companies. Our model can be applied to unlisted companies. To validate the effectiveness of the proposed ISF, we evaluate its effects using the predictive ability of most frequently used accounting models. For this purpose two indicators are constructed: the Cumulative Accuracy Profile (CAP) and the Receiver Operating Characteristics (ROC). These indicators are recommended by the Committee on Banking Supervision (BCBS). The results obtained show that the proposed ISF improves the predictive ability of accounting models.

JEL: C01, C50, G12, G17, G21, G32, G33

KEYWORDS: Bankruptcy, probability of failure, structural models and accounting-based models.

INTRODUCCIÓN

El problema del fracaso empresarial impacta en la actividad económica de una empresa y en la economía en general con independencia de si es una empresa cotizada o no. La actual crisis económica mundial se manifiesta por la gran cantidad de empresas quebradas y por las restricciones del crédito por parte de las instituciones financieras ante el nivel de riesgo. Esto ha impulsado el desarrollo de sistemas de alerta temprana más sofisticados y nuevos modelos para la evaluación de la calidad crediticia apoyados en el uso de la información de mercado. No obstante, la

dificultad de las Pymes para acceder al mercado de capitales limita el uso de estos nuevos modelos. Por esta razón, para la determinación de la probabilidad de fracaso de las Pymes se utilizan modelos basados sólo en información contable, cuya variable dependiente es cualitativa (empresa quebrada/empresa no quebrada). El inconveniente de estos modelos radica en que la variable dependiente es un fenómeno difícil de establecer en forma dicotómica. En este sentido, las empresas quebradas pueden identificarse perfectamente ya que la quiebra es un fenómeno directamente observable; mientras que la definición de empresa no quebrada es heterogénea porque el grado de salud financiera de una empresa no es directamente observable.

El objetivo de esta investigación consiste en identificar las características que definen el grado de salud financiera de Pymes no cotizadas. Para ello, se construye un Indicador de Salud Financiera (*ISF*) tomando como referencia la probabilidad de fracaso de empresas cotizadas calculada a partir de modelos estructurales que utilizan información de mercado. La información derivada de este indicador se puede extrapolar a Pymes no cotizadas porque contiene información adicional referente al riesgo sistemático que afecta tanto a empresas cotizadas como no cotizadas. El indicador de salud financiera garantiza la dicotomía de la muestra de estimación de modelos de predicción de fracaso basados en información contable.

Esta investigación se presenta organizada como sigue. En la sección de revisión de la literatura se plantean los argumentos que sustentan el uso de los modelos de predicción del fracaso empresarial basados en información de mercado y en información contable. Posteriormente se presenta la metodología utilizada, en donde describe el procedimiento para calcular las probabilidades de impago de las empresas cotizadas utilizando modelos estructurales; se identifican los ratios económicos-financieros que son utilizados para construir el *ISF* que mejor explique la probabilidad de impago de las empresas cotizadas, y se evalúa cómo contribuye el *ISF* en el diseño de la muestra de estimación y en la capacidad predictiva de los modelos basados en información contable. Seguidamente se presentan los resultados de la investigación. Finalmente, las conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación son presentadas.

REVISIÓN DE LITERATURA

El problema de predecir el fracaso empresarial se formula como un proceso de clasificación binaria de empresas fracasadas y no fracasadas. Para garantizar la capacidad predictiva de los modelos, esta clasificación se debe realizar de manera que ambos grupos sean representativos y excluyentes. La identificación de las empresas fracasadas es directa y depende de la definición de fracaso empresarial que se utilice. El fracaso empresarial puede referirse a la declaración de quiebra de las empresas (Fredland y Morris, 1976; Lowe, McKenna y Tibbits, 1991; Watson y Everett, 1996), a la discontinuidad en la propiedad (Stewart y Gallagher, 1986; Phillips y Kirchoff, 1989; Bruderl, Preisendorfe y Zielger, 1992; Watson y Everett, 1993), a la dificultad para atender las deudas (Beaver, 1966 ; Arques, 1997; García, Arques y Calvo-Flores, 1997; Antón, 2007 y Patel y Pereira, 2007) o a la suspensión de pagos (López, Gandía y Molina, 1998). Sin embargo, identificar las empresas no fracasadas, que garantice una dicotomía casi perfecta, no es directamente observable.

En general, en los estudios empíricos previos, tanto en el análisis discriminante (Beaver, 1966 y 1968; Altman, 1968; Deakin, 1972; Edmister 1972 y 1988; Blum, 1974; Altman, Haldeman y Narayanan, 1977; entre otros) como en el análisis logit (Ohlson, 1980; Zavgren, 1985; Platt y Platt, 1991; Peel, Pell y Pope, 1995; entre otros), en el proceso de selección de la muestra, primero seleccionan las empresas fracasadas y después se selecciona un número igual de empresas no fracasadas emparejadas de acuerdo al tamaño y al sector de actividad. Es usual elegir este procedimiento de emparejamiento por la dificultad que existe para construir una muestra que sea representativa de la población empresarial. Este procedimiento ha suscitado críticas por no constituir un proceso aleatorio y por eliminar los posibles

efectos relacionados con el tamaño y el sector como variables explicativas (Lizárraga, 1997). También presenta el inconveniente de que no se determina el grado de salud financiera que tienen las empresas clasificadas como sanas, lo que implica que no se garantiza la dicotomía de la muestra. Si se emparejan empresas fracasadas con empresas no fracasadas que tienen poca salud financiera las estimaciones de los modelos de predicción de quiebra están sesgadas y se reduce la capacidad predictiva de los modelos (Baixauli y Mónica-Milo, 2009). Por tanto, es indispensable clasificar como sanas a aquellas empresas no fracasadas con buena salud financiera; el problema radica en cómo identificarla. En tal sentido, es de esperar que un Indicador de Salud Financiera *ISF* que se construya con información contable que esté correlacionada con la probabilidad de impago calculada con modelos estructurales permita identificar las empresas no fracasadas con buena salud financiera.

El modelo de Merton (1974), pionero en los modelos estructurales basados en información de mercado, constituye una extensión del modelo de Black y Scholes (1973) para valorar los activos de una empresa (acciones y deuda). Merton (1974) plantea que una acción de una empresa se puede considerar como una opción de compra (*call*) sobre sus activos. Para ello, se establece como relación básica inicial que el valor de la empresa, V , es igual a la suma del valor de mercado de sus acciones, E , y el valor de mercado del total de la deuda emitida por la empresa, D . Si se supone que una empresa realiza una única emisión de deuda formada por un bono cupón cero que vence en T , en el momento de vencimiento de la deuda puede ocurrir que V esté por debajo del valor de amortización de la deuda, D , ($V < D$), o que esté por encima, ($V > D$). Si $V < D$, la empresa entra en un proceso de insolvencia y la propiedad de la empresa pasa a los acreedores. Por el contrario, si $V > D$, los accionistas pagan la deuda a los acreedores y recuperan los activos de la empresa, obteniendo como beneficio $V - D$. Entonces, en el momento de la amortización de la deuda los accionistas reciben un flujo monetario igual a cero si $V < D$ o igual a $(V - D)$ si $V > D$. Por tanto, los pagos que recibe un accionista son análogos a los de un inversor que compra una opción de compra (*call*) sobre V con precio de ejercicio igual al valor de amortización de la deuda, D . En consecuencia, a lo largo de la vida de la deuda, los accionistas son simplemente propietarios de una opción de compra sobre la empresa, por lo que, según plantea Merton (1974) el valor de los recursos propios de la empresa coincide con el valor de una opción de compra *call* cuyo activo subyacente es el valor de la empresa.

Otros autores como Black y Cox (1974), Geske (1976), Longstaff y Schwartz (1995), Leland y Toft (1996), Ericsson y Reneby (1998) y Collin-Dufresne y Goldstein (2001) han adicionado supuestos que aumentan la complejidad del modelo original de Merton (1974). La dificultad en implementar estos modelos radica en que el valor de mercado de los activos de la empresa, V , y su volatilidad, σ_V , son variables no observables. Esta limitación ha sido resuelta en la literatura previa utilizando los siguientes métodos: el método básico (Martín y Trujillo, 2005 y Patel y Pereira, 2007), el método de restricción de la volatilidad (Gordon y Geske, 2003; Badía, Galisteo y Preixens, 2007 y Samaniego, Trujillo y Martín, 2007), El método básico mixto (Eom, Helwege y Huang, 2004) y el método de máxima verosimilitud (Tudela y Young, 2003; Alonso, Forte y Marques, 2006; Bruche, 2006 y Dionne, Laajimi, Mejri y Petrescu, 2008). Asimismo, Li y Wong (2008) combina todos los métodos.

Los modelos de predicción del fracaso empresarial se basan en información contable y en información de mercado. El problema radica en que la aplicación de los modelos que utilizan información de mercado se limitan a las empresas cotizadas. La información contable tiene la desventaja de ser extemporánea y puede estar sujeta a manipulación contable; mientras que, la información de mercado ofrece información continua, en tiempo real y contiene información adicional a la reflejada en la información contable. La información de mercado es importante para determinar el grado de salud financiera de una empresa ya que contiene información adicional a la reflejada en los estados financieros y que está relacionada con las expectativas del mercado y con variables macroeconómicas que pueden alertar sobre los problemas financieros que preceden al fracaso empresarial. Bajo la premisa de que el riesgo sistemático afecta tanto a empresas cotizadas como no cotizadas es de esperar que la probabilidad de impago de empresas cotizadas calculadas con los modelos estructurales pueda ser extrapolada a las empresas no cotizadas.

METODOLOGÍA

El estudio es desarrollado en tres fases: La primera fase consiste en determinar la probabilidad de impago de empresas cotizadas utilizando modelos estructurales. En la segunda fase se identifican los ratios económicos-financieros candidatos que mejor explica la probabilidad de impago de las empresas cotizadas y que serán utilizados para construir el *ISF*. En la tercera fase se evalúa cómo afecta el diseño de la muestra, utilizando el *ISF*, en la capacidad predictiva de los modelos basados en información contable aplicados a Pymes no cotizadas.

En este estudio se utilizan dos muestras, la primera es una muestra de empresas cotizadas y la segunda de Pymes no cotizadas, ambas pertenecientes al mercado español. La muestra de empresas cotizadas está formada por 60 empresas españolas que cotizan en el mercado continuo y que no pertenecen al sector financiero ni de seguros y que disponen de información continua en el periodo (1999-2006). Esta muestra se utiliza para construir el Indicador de Salud Financiera *ISF* en el año 2002. La información de las empresas cotizadas se obtiene de la base de datos OSIRIS (fuente: Bureau Vann Dyck Electronic Publishing).

La muestra de Pymes españolas no cotizadas se extrae de la base de datos SABI (fuente: Bureau Vann Dyck Electronic Publishing). La definición de Pymes fue tomada de la Comisión Europea que exige que deben cumplirse al menos dos de los siguientes criterios para que una empresa sea considerada como Pyme: (i) menos de 250 empleados; (ii) ventas inferiores a 50 millones €; y (iii) activo total inferior a 43 millones €. Excluimos el sector financiero y exigimos que todas las empresas dispongan de información continua desde Enero de 1997 a Diciembre de 2005. Eliminamos de la muestra a las empresas con información incompleta y aquellas cuyos valores pueden contener errores al exceder los límites de más o menos cuatro desviaciones típicas. En nuestro estudio utilizamos la definición de fracaso que se refiere a que una empresa ha sido declarada en quiebra, en suspensión de pagos o a que presenta una discontinuidad en el tiempo por haber sido absorbida, disuelta o extinguida con un ratio de cobertura de intereses inferior a 2. La Tabla 1 contiene la muestra total de pymes en el periodo (2002-2005).

Tabla 1: Muestra de Pymes Españolas No Cotizadas

ESTADO	2002	2003	2004	2005	TOTAL
Fracasadas	66	59	74	147	346
No Fracasadas	1822	1951	1932	2438	8143
Total Empresas	1888	2010	2006	2585	8489

En esta tabla se describe la muestra de empresas pymes españolas fracasadas y no fracasadas en el periodo (2002-2005). Fuente: Elaboración propia.

En la primera fase, calculamos la probabilidad de impago con los modelos estructurales de (ME) Merton (1974), (B&C) Black y Cox (1974), (GE) Geske (1976), (L&S) Longstaff y Schwartz (1995), (L&T) Leland y Toft (1996), (E&R) Ericsson y Reneby (1998), y (C&G) Collin-Dufresne y Goldstein (2001). A continuación se presentan las expresiones utilizadas para determinar la probabilidad de impago de cada uno de los modelos estructurales [1], [2], [3], [4], [5], [6] y [7] respectivamente:

$$\rho[V_T < D|V_0] = N(-d_2) = 1 - N(d_2) \quad [1]$$

$$\rho = 1 - N\left(\frac{\ln V - \ln K + (r - \delta - 0.5\sigma_v^2)T}{\sqrt{\sigma_v^2 T}}\right) + \left(\frac{V}{K}\right)^{1 - \left(\frac{2(r - \delta - \gamma)}{\sigma_v^2}\right)} N\left(\frac{\ln K - \ln V + (r - \delta - 0.5\sigma_v^2)T}{\sqrt{\sigma_v^2 T}}\right) \quad [2]$$

$$\rho_{(T_1, T_2)} = 1 - \left[\frac{N_2(k_1, k_2, \rho)}{N(k_1)} \right] \quad [3]$$

$$\rho(X, r, T) = \sum_{i=1}^n q_i \quad [4]$$

$$\rho = N\left(\frac{-\ln(V/K) - (\mu - \delta - 0.5\sigma_v^2)\tau}{\sigma_v\sqrt{\tau}}\right) + e^{\left(\frac{-2\ln(V/K)(\mu - \delta - 0.5\sigma_v^2)}{\sigma_v^2}\right)} N\left(\frac{-\ln(V/K) + (\mu - \delta - 0.5\sigma_v^2)\tau}{\sigma_v\sqrt{\tau}}\right) \quad [5]$$

$$\rho = G^B \{V_T | t \leq \infty\} (1 - Q^G \{t > T, V_T > K\}) \quad [6]$$

$$Q(\ell_0, t_j) = \sum_{i=1}^j q_i \quad [7]$$

Previamente a implementar estos modelos, se han estimado el valor de mercado de los activos de la empresa, V , y el riesgo de estos activos, σ_v , con el método de restricción de la volatilidad. Este método consiste en resolver numéricamente, mediante un algoritmo, un sistema de ecuaciones no lineales en el que se relaciona el valor de la empresa y su volatilidad.

La ecuación [8] relaciona V y σ_v a través del valor de la opción de compra que representa el valor de mercado de las acciones y [9] representa la relación de la volatilidad del precio de la acción, σ_E , con la volatilidad de los activos de la empresa, σ_v , cuando se aplica el Lema de Ito. Resolvemos el sistema de ecuaciones no lineales para cada uno de los modelos estructurales.

$$E = c(V, D, r, T, \sigma_v) \quad [8]$$

$$\sigma_E = \sigma_v \frac{V}{E} \frac{\partial E}{\partial V} \quad [9]$$

Para calcular las probabilidades de impago de los modelos estructurales consideramos que el valor de las acciones, E , es la cotización de las acciones en la fecha de implementación del modelo, estimamos la volatilidad de las acciones, σ_E , a partir de las cotizaciones diarias calculando la desviación típica de las rentabilidades diarias correspondientes a los últimos doce meses y posteriormente el valor se anualiza. El tiempo al vencimiento de la deuda, T , y al que se calcula la probabilidad de impago, τ , es de un año. Cuando en el modelo estructural se especifica deuda a largo plazo y deuda a corto plazo se considera que el vencimiento de la deuda a largo plazo, T_2 , coincide con T y el vencimiento de la deuda a corto plazo, T_1 , es de medio año. La tasa de rendimiento libre de riesgo es de 2.58% y se obtiene como la media del Euribor a un año en el periodo de estimación. En el modelo de Longstaff y Schwartz (1995) se estima el modelo de Vasicek (1977) para describir el comportamiento del tipo de interés. Se obtiene una velocidad de reversión a la media igual a $\alpha=0.68$, un valor medio de reversión del tipo de interés de $\lambda=0.045$ y una desviación típica instantánea del tipo de interés $\sigma_r=0.037$. Calculamos el valor de amortización de la deuda, D , como la suma del valor contable de la deuda a corto más la deuda a largo plazo en aquellos modelos que no distinguen entre ellas. Las consideramos por separado en el modelo de Geske (1977), siendo D_1 y D_2 los valores nominales de la deuda a corto y a largo plazo respectivamente. Cuando la barrera K se determina de manera exógena, la suponemos igual al valor de amortización de la deuda. En

el modelo de Collin-Dufresne y Goldstein (2001) la velocidad de ajuste al nivel de endeudamiento, κ , y el grado de reversión al nivel de endeudamiento, ε , las fijamos iguales a los valores que proponen los autores en su simulación, $\kappa = 0.16$ y $\varepsilon = 0.6$. Hallamos el ratio de pay-out, δ , de los activos de la empresa como los dividendos pagados a los accionistas más los intereses sobre el activo total. Calculamos el pago anual en concepto de intereses cupón, C , como el pago en concepto de intereses sobre la deuda total y lo utilizamos como tasa de descuento, γ , en el modelo de Black y Cox (1976). El tipo impositivo de la empresa, η , es igual al pago en concepto de impuestos dividido por el beneficio neto y la tasa de rendimiento esperada de los activos de la empresa, μ , es la variación anual en el valor de mercado de la empresa. Fijamos el coste en caso de quiebra, ω , en 50% debido a que la mayoría de los estudios empíricos fijan tasas constantes en torno a dicho valor.

Una vez obtenida la probabilidad de impago de cada uno de los modelos estructurales, utilizamos la técnica de análisis factorial para determinar un factor, Pf , que resuma toda la información de mercado en una única variable. El factor Pf recoge las correlaciones entre las probabilidades de impago de los distintos modelos estructurales utilizados. En la segunda fase diseñamos nuestro Indicador de Salud Financiera (ISF). Para determinar los ratios económico-financieros candidatos que mejor explican el factor Pf y que serán utilizados para construir el ISF , hemos tomado en consideración un conjunto inicial de 84 ratios económico-financieros más sus variaciones respecto al año anterior. En la Tabla se muestran las magnitudes utilizadas para construir los ratios y en la Tabla 3 se describen los ratios.

Tabla 3: Ratios Preseleccionados y Ratios de los Modelos Contables Utilizados

No.	Variable	Ratio	No.	Variable	Ratio
1	ACT01	(GP+DA)/VA	30	EST04	(IM + AC) / DT
2	ACT02	GF / V	31	EST05	(IM + IF) / AT
3	ACT03	GF / VA	32	EST06	AC / AT
4	ACT04	GP / VA	33	EST07	AD / AT
5	ACT05	V / GE	34	EST08	DA / (IM + IF)
6	ACT06	VA / V	35	EST09	IM / PC
7	END01	(DA+RN)/DT	36	LIQ01	TÉRV.S/CRÉD
8	END02	AF / FP	37	LIQ02	AC / DT
9	END03	DIV / FP	38	LIQ03	AC / PC
10	END04	DLP / AT	39	LIQ04	AD / AC
11	END05	DLP / FP	40	LIQ05	AD / PC
12	END06	DLP / PC	41	LIQ06	CC / (IM + AC)
13	END07	DT / AT	42	LIQ07	CC / AT
14	END08	DT / FP	43	LIQ08	CC / DT
15	END09	FP / AF	44	LIQ09	CC / PC
16	END10	FP / AT	45	LIQ10	T / AC
17	END11	FP / DT	46	LIQ11	T / PC
18	END12	FP / V	47	RENT01	(DA + RN) / V
19	END13	PC / AT	48	RENT02	(GF + DA) / VA
20	END14	PC / E	49	RENT03	BR / AT
21	END15	PC / FP	50	RENT04	CFT / AT
22	END16	RAIT / GF	51	RENT05	CFT / DT
23	END17	RF / GF	52	RENT06	CFT / PC
24	END18	RP / AF	53	RENT07	CFT / V
25	END19	RP / PC	54	RENT08	GF / PT
26	END20	RP / PT	55	RENT09	RAIT / AT
27	EST01	AF / AT	56	RENT10	RAIT / FP
28	EST02	(FP+DLP)/DT	57	RENT11	RAIT / GF
29	EST03	(FP+DLP)/IM	58	RENT12	RAITy Ext./ AT

Tabla 3: (continua)

No.	Variable	Ratio	Variable	Ratio
59	RENT13	RAIT y Ext/V	BEAVER4	CC / AT
60	RENT14	RAT/AT	BEAVER5	AC / PC
61	RENT15	RAT/ FP	BEAVER6	INTERV.S/CRED
62	RENT16	RAT/PC	ALTMAN68_1	CC / AT
63	RENT17	RAT/V	ALTMAN68_2	RN / AT
64	RENT18	RF / V	ALTMAN68_3	RAIT /AT
65	RENT19	RN / AT	ALTMAN68_4	FP / DT (5 años)
66	RENT20	RN / CC	ALTMAN68_5	V / AT
67	RENT21	RN / DT	ALTMAN77_1	RAII / AT
68	RENT22	RN / FP	ALTMAN77_2	σ RAII / AT (10 AÑOS)
69	RENT23	RN / PC	ALTMAN77_3	RAII / GF
70	RENT24	RN / V	ALTMAN77_4	BR / AT
71	RENT25	VA / AT	ALTMAN77_5	CC / AT
72	RENT26	VA / GF	ALTMAN77_6	FP / AT
73	ROT01	AC / V	ALTMAN77_7	Ln (AT)
74	ROT02	AD / V	OHLSON1	Log (AT / Índice PIB)
75	ROT03	CC / V	OHLSON2	DT / AT
76	ROT04	D / V	OHLSON3	CC / AT
77	ROT05	E / V	OHLSON4	PC / AC
78	ROT06	T / V	OHLSON5	1 DT > AT; 0 DT < AT
79	ROT07	V / AC	OHLSON6	RN / AT
80	ROT08	V / AF	OHLSON7	VA / DT
81	ROT09	V / AT	OHLSON8	1 $RN_{n-2} < 0$; 0 $RN_{n-2} > 0$
82	ROT10	V / DT	OHLSON9	$(RN^n - RN_{n-1}) / (IRN^n - IRN_{n-1})$
83	ROT11	V / FP	GARCIA1	(CC - E) / PC
84	ROT12	V / PC	GARCIA2	(AF + AC) / DT
	BEAVER1	CFT DT	GARCIA3	GF / V
	BEAVER2	RN / AT	GARCIA4	DA / (IF + IM)
	BEAVER3	DT AT	GARCIA5	RAT / DT

En esta tabla se describen los 84 ratios preseleccionados. También se presentan los ratios de los modelos contables de Beaver (1966 y 1968), Altman (1968), Altman et al. (1977), Ohlson (1980) y García et al. (1997). Fuente: Elaboración propia.

Estos ratios se han agrupado en seis categorías: Los ratios de actividad (ACT) ilustran la capacidad de los activos totales de la empresa para generar ventas y son uno de los grupos de ratios que miden la capacidad gerencial de enfrentarse con las condiciones cambiantes referentes a las ventajas y debilidades del mercado competitivo. Los ratios de endeudamiento (END) miden la relación que hay entre los distintos componentes del pasivo y los recursos propios, así como el grado de exigibilidad y coste de la deuda. Los ratios de estructura (EST) miden la proporcionalidad que existe entre las masas patrimoniales del activo y las del pasivo, así como el grado de crecimiento y la acumulación de beneficios. También reflejan el capital sin vencimiento del que dispone la empresa y, por tanto, el incremento o decremento de la solvencia de la empresa. Los ratios de liquidez (LIQ) hacen referencia al grado en que los activos liquidables a corto plazo de la empresa serán suficientes para afrontar los pagos provenientes de las deudas contraídas a corto plazo. Los ratios de rentabilidad (RENT) comparan el beneficio obtenido, en sus distintos niveles, con las magnitudes que lo han generado. Finalmente, los ratios de rotación (ROT) son una medida del dinamismo de la actividad empresarial en relación con la estructura de la empresa.

Los ratios candidatos a formar parte del indicador financiero son aquellos ratios preseleccionados y sus variaciones respecto al año anterior que no presentan problemas de multicolinealidad con los ratios de los modelos contables de Beaver (1966 y 1968), Altman (1968), Altman et al. (1977), Ohlson (1980), García et al. (1997). Para determinar la correlación, regresamos cada uno de ellos sobre los ratios de los modelos

contables utilizados y se halló el R^2 corregido seleccionando aquellos con R^2 más cercanos a cero. La ecuación de regresión utilizada es:

$$X_i^{168} = \beta_1 Y_1 + \beta_2 Y_2 + \beta_3 Y_3 + \dots + \beta_n Y_n + \varepsilon_i \quad [10]$$

donde, $X_i, i=1, \dots, 168$, son los ratios candidatos, y $Y_i, i=1, \dots, n$, son las variables independientes de los modelos de Beaver (1966 y 1968), Altman (1968), Altman *et al.* (1977), Ohlson (1980), García *et al.* (1997).

Posteriormente, para obtener los ratios que intervienen en el *ISF* seleccionamos los ratios con la mayor correlación con el factor *Pf*. Para determinar la correlación, regresamos el factor *Pf* sobre los ratios candidatos y seleccionamos aquellos que son significativos individualmente. La ecuación de regresión es:

$$Pf = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon_i \quad [11]$$

donde, $X_i, i=1, \dots, n$, son los ratios preseleccionados, después de descartar aquellos muy correlacionados con los modelos contables, a formar parte del *ISF*.

El indicador de salud financiera, *ISF*, que permite identificar la situación financiera de la empresa no fracasada *i* viene dado por la siguiente expresión:

$$ISF_i = -(\hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \hat{\beta}_3 X_3 + \dots + \hat{\beta}_r X_r) \quad [12]$$

donde, $r=1, \dots, n$ y $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_r$ son las estimaciones de los coeficientes que acompañan a los *r* ratios que mejor explican *Pf* y, que por tanto, forman parte de *ISF*. El signo negativo que precede a la expresión indica que a mayor valor de *ISF* menor probabilidad de impago, por ende mayor salud financiera.

Tabla 2: Magnitudes Utilizadas para Calcular los Ratios

Nomenclatura	Descripción	Nomenclatura	Descripción
AC	Activo Circulante	GF	Gastos Financieros
AD	Activos Defensivos = AC - E	GP	Gastos de Personal
AF	Activo Fijo = Inmovilizado	IF	Inmovilizado Financiero
AT	Activo Total	IM	Inmovilizado Material
BR	Beneficio Retenido	INTERV.S/CRED	Intervalo sin Crédito = (AC - E - PC) / (Gastos de Explotación - DA - Provisión .de Tráfico)
CC	Capital Circulante = AC - PC	PC	Pasivo Circulante
CFT	Cash Flow Tradicional = RN + DA + Provisión. LP	PT	Pasivo Total
D	Deudores	RAIT	Resultado antes de Intereses e Impuestos
DA	Dotación para Amortizaciones de Inmovilizado	RAIT y EX.	Resultado antes de Intereses, Impuestos y Extraordinarios
DIV	Dividendos	RAT	Resultado antes de Impuestos
DLP	Deuda a Largo Plazo	RF	Resultado Financiero
DT	Deuda Total	RN	Resultado Neto
E	Existencias	RP	Recursos Permanentes
FP	Fondos Propios = Patrimonio Neto	T	Tesorería
GE	Gastos de Explotación	V	Ventas
GF	Gastos Financieros	VA	Valor Añadido = Ingresos Explotación - Consumos Explotación - Otros Gastos. Explotación

En esta tabla se detalla la nomenclatura de las variables que son utilizadas para construir los ratios económicos-financieros. Fuente: Elaboración propia.

En la tercera fase utilizamos el *ISF* para diseñar la muestra de estimación de los modelos de predicción del fracaso empresarial. Para validar nuestra propuesta de procedimiento de muestreo realizamos un análisis comparativo considerando tres muestras de diferentes características: (i) Muestra A: nuestra

propuesta consistente en emparejar las empresas fracasadas con las empresas no fracasadas con alta puntuación de *ISF*; (ii) Muestra B: creada a partir de emparejar las empresas fracasadas con empresas no fracasadas según tamaño del activo y sector de la industria; y (iii) Muestra C: las empresas fracasadas se emparejan con empresas no fracasadas con baja puntuación de *ISF*. Utilizamos las variables independientes de los modelos contables de Beaver (1966 y 1968), Altman (1968), Altman *et al.* (1977), Ohlson (1980) y García *et al.* (1997); así como otro modelo que construimos a partir de las variables contenidas en los modelos anteriores aplicando el método “paso a paso hacia atrás” usando como criterio de selección el contraste de Wald. En este modelo intervienen las variables explicativas más significativas de los cinco modelos contables señalados.

Aplicamos la técnica de probabilidad condicional logit para la estimación de los modelos, debido a que no presentan restricciones respecto a la no normalidad de las variables independientes. Con el análisis logit el resultado que se obtiene es la estimación de la probabilidad de que una empresa pertenezca al grupo de empresas fracasadas o empresas sanas, en función del comportamiento de los ratios económicos-financieros considerados. Al tratarse de un análisis de regresión también permite identificar los ratios más importantes que explican las diferencias entre ambos grupos. La especificación de un modelo logit requiere el empleo de la función de probabilidad logística acumulada, que se expresa como:

$$P_{ij} = \frac{1}{1 + e^{-\beta X}} \quad [13]$$

donde, P_{ij} es la probabilidad que la empresa i fracase, X es el vector de atributos de medidas para la empresa i y β es el vector de parámetros desconocidos. El método que utilizamos para estimar los parámetros es el de máxima verosimilitud, utilizando el programa estadístico SPSS.

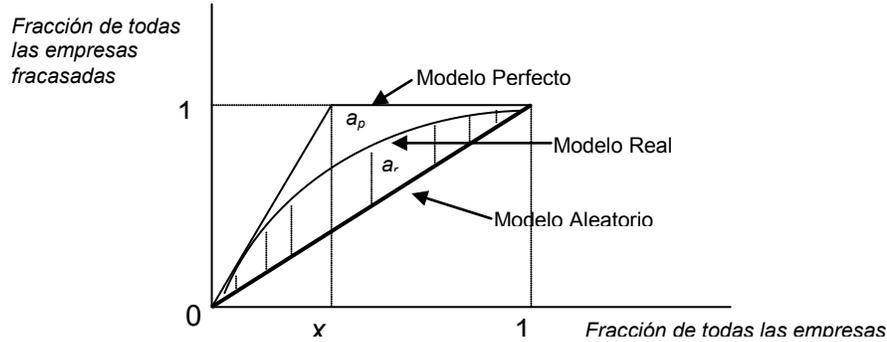
Para clasificar las empresas de la muestra según las probabilidades de fracaso calculadas establecemos un punto de corte igual a 0.5 considerando que la muestra es emparejada por igual número de empresas fracasadas y no fracasadas. Utilizamos este punto de corte en todos los casos para poder comparar los resultados de predicción. Calculamos los errores de tipo I, tipo II y el total. El error tipo I recoge el porcentaje de empresas sanas que se clasifican como fracasadas; mientras que el error tipo II es el porcentaje de empresas fracasadas que se clasifican como sanas. El error total se obtiene ponderando el error tipo I y tipo II.

El periodo de estudio es (2002-2005). En los años 2002 y 2003 se estiman los modelos de predicción del fracaso. Los modelos estimados en 2002 se validan para la muestra de estimación (muestra interna) y para una muestra externa desde 2002 hasta 2005 y los estimados en 2003 se validan para la muestra de estimación (muestra interna) y se validan para la muestra externa desde 2003 hasta 2005.

Además, aplicamos las medidas de evaluación recomendadas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS): *Cumulative Accuracy Profile (CAP)* y *Receiver Operating Characteristics (ROC)*. Estos indicadores permiten evaluar de forma integral la capacidad predictiva de un modelo porque consideran múltiples puntos de corte. Hemos aplicado un algoritmo utilizando 10000 puntos de corte.

Para obtener el indicador *CAP*, en primer lugar se ordenan todas las empresas en forma descendente según su puntuación o probabilidad de riesgo de quiebra. Para una determinada fracción x del número total de empresas, la curva del *CAP* se construye calculando el porcentaje $d(x)$ de empresas quebradas que tienen una probabilidad de quiebra mayor o igual que la mínima probabilidad de la fracción x . Esto se repite para x variando entre 0% y 100%. La Figura 1 representa la curva del *CAP*.

Figura 1: Curvas del indicador CAP



En esta figura se muestra la representación gráfica de la aplicación del indicador CAP. En general un modelo real de predicción de quiebra se encuentra entre un modelo perfecto y uno aleatorio. En un modelo de predicción de quiebra perfecto, el CAP incrementa linealmente a uno y después permanece constante ya que asigna la mayor probabilidad de quiebra a las empresas quebradas. En un modelo aleatorio, el CAP se corresponde con la bisectriz: la fracción x de todas las empresas contendrá un porcentaje de todas las empresas quebradas igual a x . Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 1 se identifican las áreas que permiten calcular el Accuracy Ratio para el indicador CAP (AR_{CAP}). El AR_{CAP} se define como el cociente del área comprendida entre el modelo real y el aleatorio (a_r), y el área comprendida entre el modelo perfecto y el aleatorio (a_p).

$$AR_{CAP} = \frac{a_r}{a_p} \quad [14]$$

Si el valor del AR_{CAP} es próximo a uno, se entiende como el mejor modelo.

Sobehart, Keenan y Stein (2000) y Stein (2005) aportan evidencia empírica sobre la utilidad del ROC para determinar el punto de corte óptimo en los modelos de predicción. En este caso, el punto de corte óptimo es aquél que minimiza los costes de los errores comparado con el resto de los posibles puntos de cortes.

Fijado un punto de corte C , las empresas con una probabilidad de quiebra o puntuación menor que C se clasifican como empresas que no quebrarán y las empresas con una probabilidad de quiebra mayor que C se clasifican como empresas que sí quebrarán. Para cada valor de C se define la fracción de empresas quebradas que se clasifican correctamente o *hit rate*, $HR(C)$:

$$HR(C) = \frac{H(C)}{N_B} \quad [15]$$

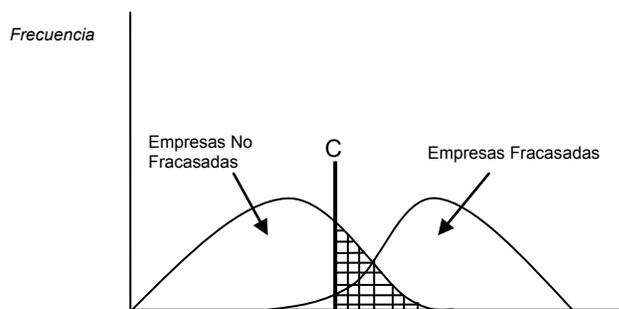
donde, $H(C)$ es el número de empresas quebradas clasificadas correctamente y N_B es el número total de empresas quebradas de la muestra.

Además para cada valor de C se calcula el ratio de falsa alarma, $FAR(C)$:

$$FAR(C) = \frac{F(C)}{N_{NB}} \quad [16]$$

donde, $F(C)$ es el número de empresas no quebradas que fueron clasificadas incorrectamente como empresas quebradas y N_{NB} es el número total de empresas no quebradas. (Ver Figura 2).

Figura 2: Distribución de la probabilidad de quiebra para empresas quebradas y no quebradas

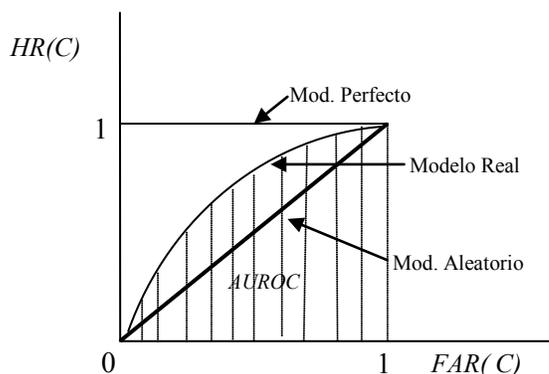


En esta figura se muestra la representación gráfica de la aplicación del indicador ROC. Identifica gráficamente los valores de $HR(C)$ y $FAR(C)$ para un C dado. $HR(C)$ es el área a la izquierda de C bajo la distribución de probabilidad de las empresas fracasadas mientras $FAR(C)$ es el área a la derecha de C bajo la distribución de probabilidad de las empresas no fracasadas (zona rayada). Fuente: Elaboración propia.

La curva ROC es la curva de $HR(C)$ frente a $FAR(C)$ para distintos valores de C en un rango de 0 a 1. El área es conocida como $AUROC$. (Ver Figura 3). En un modelo aleatorio sin poder de discriminación, el área bajo la curva es igual a 0.5 y representa un modelo que no es capaz de diferenciar el fracaso del no fracaso ofreciendo probabilidades que solapan completamente las muestras de empresas fracasadas y no fracasadas. En un modelo perfecto, el valor del $AUROC$ es igual a 1, ofrece probabilidades que separan las muestras de empresas fracasadas y no fracasadas de forma perfecta. En un modelo real, cuanto más cóncava sea la curva ROC mayor es el valor del Accuracy Ratio. Se calcula para el indicador ROC un Accuracy Ratio análogo al AR_{CAP} . Se denota como AR_{ROC} y viene dado por:

$$AR_{ROC} = 2 \cdot AUROC - 1 = 2 \int_0^1 HR(FAR) d(FAR) - 1 \quad [17]$$

Figura 3: Curva ROC



En esta figura se muestra la representación gráfica del cálculo del indicador ROC. En la Figura se ilustran tres posibles curvas, que corresponden a un modelo real, otro aleatorio y otro perfecto. Para construir la curva ROC, $HR(C)$ y $FAR(C)$ se calculan para distintos valores del punto de corte en un rango de cero a uno. Al igual que la curva del CAP, cuanto mayor sea el área bajo la curva ROC mejor es el modelo. Fuente: Elaboración propia.

RESULTADOS

Aplicando la metodología descrita en la primera fase hemos obtenido las probabilidades de impago de cada uno de los modelos estructurales y mediante un análisis factorial seleccionamos un factor Pf que presenta un valor propio mayor que uno y que explica el 71.84% de la variabilidad del conjunto de dichas

probabilidades. La Tabla 4 presenta los estadísticos descriptivos de las probabilidades de impago así como la correlación existente entre ellas y el factor *Pf*. Los resultados de la segunda fase se describen a continuación: de los 168 ratios considerados inicialmente hemos seleccionado los ratios candidatos que están más correlacionados con el factor *Pf* que resume la probabilidad de impago y que, a su vez, están menos correlacionados con las variables independientes contenidas en los modelos de predicción a utilizar en la tercera fase. Se han estimado 840 modelos al aplicar la ecuación [10]. Los ratios seleccionados se muestran en la Tabla 5.

Tabla 4: Estadísticos Descriptivos y Correlación de Pearson

MODELOS	MEDIA	DESVIACIÓN STANDAR	FACTOR <i>Pf</i>	ME	B&C	GE	L&S	L&T	E&R	C&G
ME	0,0021	0,008	0,970**	1						
B&C	0,0032	0,017	0,962**	0,980**	1					
GE	0,0002	0,001	0,955**	0,970**	0,998**	1				
L&S	0,0452	0,028	0,745**	0,602**	0,610**	0,608**	1			
L&T	0,0241	0,019	0,407**	0,325**	0,290**	0,278**	0,248*	1		
E&R	0,0026	0,009	0,923**	0,961**	0,894**	0,875**	0,537**	0,384**	1	
C&G	0,0233	0,022	0,823**	0,692**	0,697**	0,696**	0,796**	0,289**	0,650**	1

** y * significativo al 5% y al 10% respectivamente. estadísticos descriptivos de las probabilidades de impago (ME): Merton (1968), (B&C): Black y Cox (1974), GE: Geske (1977), (L&S): Longstaff y Schwartz (1995), (L&T): Leland y Toft (1996), (E&R): Ericsson y Reneby (1998) y (C&G): Collin-Dufresne y Goldstein (2001). Así como la correlación existente entre ellas y el factor *Pf*. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5: Ratios Seleccionados para el ISF

	Δ END03	Δ RENT18	ROT04	Δ LIQ05	Δ END20	Δ LIQ04
R² CORREGIDO						
BEAVER (1966 y 1968)	-0,03	0,22	0,28	0,15	0,17	0,00
ALTMAN (1968)	0,04	0,10	0,11	0,04	0,12	-0,02
ALMANT <i>et al.</i> (1977)	0,01	0,11	0,07	-0,10	0,06	-0,07
OHLSON (1980)	-0,01	0,11	0,28	0,09	0,19	-0,07
GARCÍA <i>et al.</i> (1997)	-0,01	0,12	0,11	0,15	0,09	-0,06
FACTOR <i>Pf</i>						
Pearson Correlation y Sig.	0.460 (0.000)	-0.190 (0.175)	-0.190 (0.171)	-0.210 (0.141)	-0.230 (0.104)	-0.240 (0.082)

Esta tabla muestra los ratios candidatos más correlacionados con el factor *Pf* y que no presentan problemas de multicolinealidad con los ratios de los modelos contables según refleja el valor del R² corregido. Fuente: Elaboración propia.

Antes de construir el ISF analizamos la existencia de relaciones lineales entre los ratios candidatos para evitar problemas de multicolinealidad que den lugar a una estimación imprecisa e inestable del factor *Pf*. La Tabla 6 recoge la relación lineal que hay entre los ratios candidatos cuantificada mediante el coeficiente de determinación de pearson.

Tabla 6: Relación Lineal Entre los Ratios Seleccionados

Correlación de Pearson	ROT04	Δ END03	Δ END20	Δ LIQ04	Δ LIQ05	Δ RENT18
ROT04	1					
Δ END03	0,017	1				
Δ END20	0,261*	-0,192	1			
Δ LIQ04	0,066	0,0118	-0,036	1		
Δ LIQ05	0,1681	-0,087	0,524**	0,489**	1	
Δ RENT18	0,201	-0,242*	0,114	0,032	0,128	1

En esta tabla se muestra el coeficiente de correlación de pearson de los ratios candidatos para construir el ISF. ** y * significativo al 5% y al 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la Tabla 6 la colinealidad entre los ratios $\Delta LIQ05$ y $\Delta END20$ y entre $\Delta LIQ05$ y $\Delta LIQ04$ es significativa al 5% lo que puede provocar problemas de multicolinealidad. Esto se traduce en que pequeños cambios en la muestra de empresas pueden producir grandes variaciones en los estimadores de los parámetros (estimaciones poco estables) y los coeficientes pueden tener errores estándar muy elevados y niveles de significación bajos aun cuando todas las variables (ratios) conjuntamente sean significativas. Además los coeficientes podrían tener signo opuesto al esperado. Para solucionar el problema de multicolinealidad eliminamos de la regresión del factor Pf sobre los ratios preseleccionados la variable independiente $\Delta LIQ05$. Al aplicar la ecuación [11], los resultados de la regresión aparecen en la Tabla 7.

Tabla 7: Resultados de Regresar Pf Sobre los Ratios Candidatos

	ROT04	$\Delta END03$	$\Delta END20$	$\Delta LIQ04$	$\Delta RENT18$	R ² Corregido
Modelo 1	-0.185 (0.675)	1.488** (0.002)	-1.423 (0.299)	-3.471** (0.046)	-0.078 (0.716)	0.230
Modelo 2		1.602** (0.000)		-3.456** (0.044)		0.245

En esta tabla se muestran los resultados de los modelos estimados para construir el ISF. ** Significativo al 5%. Fuente: Elaboración propia.

Hemos descartado los ratios no significativos del modelo 1 y estimado nuevamente el modelo. En el modelo 2, los ratios, que intervienen en el ISF, $\Delta END03$ y $\Delta LIQ04$ son significativos individualmente al 5%. Un incremento en el ratio $\Delta END03$ significa un incremento en el pago de dividendos o una disminución en los fondos propios, lo que se traduce en una descapitalización de la empresa y, en consecuencia, en un aumento en la probabilidad de impago. Por otra parte, un incremento en el ratio $\Delta LIQ04$ representa un aumento en los activos defensivos (activos más líquidos) o una disminución de las existencias como parte del activo circulante, lo que implica menor probabilidad de impago.

La expresión del ISF propuesto, después de aplicar la ecuación [12], para la empresa i viene dada por:

$$ISF_i = -(1.602\Delta END03_i - 3.456\Delta LIQ04_i) \quad [18]$$

A continuación, de acuerdo a la metodología planteada en la tercera fase, presentamos los resultados del análisis comparativo para validar nuestra propuesta para diseñar la muestra de estimación con Pymes no cotizadas para estimar los modelos de predicción en el año 2002 y 2003. En 2002, las muestras A, B y C están formadas por 132 empresas (66 fracasadas y 66 no fracasadas) y, en 2003, por 118 empresas (59 fracasadas y 59 no fracasadas). Las pymes no fracasadas con la mayor puntuación del ISF, obtenido de la ecuación [18], son seleccionados para conformar la muestra A. Asimismo, la muestra C contiene a las pymes no fracasadas con la menor puntuación del ISF. Los modelos son estimados con la técnica logit aplicando la ecuación [13].

En las tablas 8, 9, 10, 11 y 12 se muestran los resultados de estimar los modelos contables utilizando las variables independientes de los modelos de Beaver (1966 y 1968), y García *et al.* (1997), Altman (1968), Altman *et al.* (1977) y Ohlson (1980), así como la validación de su capacidad predictiva para la muestra de estimación (muestra interna) y para la muestra externa. Aplicando un algoritmo se han calculado los indicadores de evaluación AR_{CAP} y AR_{ROC} para 10.000 puntos de corte. La Tabla 13 presenta los resultados que se obtienen con un modelo que hemos construido con los ratios de los modelos contables que han sido significativos individualmente en cada una de las muestras. A este modelo lo llamamos “modelo conjunto”.

Tabla 8: Estimación y Validación del Modelo de Beaver (1966 y 1968)

	MODELO AÑO 2002			MODELO AÑO 2003		
	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C
	> ISFI	CONTROL	< ISFI	> ISFI	CONTROL	< ISFI
Constante	0,7615 (1.5450)	-3,6212** (1.7510)	-0,9468 (1.4520)	-0,5655 (1.3620)	-2,1538* (1.2940)	-0,7627* (1.1020)
BEAVER1	3,8805 (3.4670)	-4,102** (2.0070)	-2,0593 (3.2610)	-2,0161 (2.3640)	-1,2152 (1.9360)	-0,4250 (1.7880)
BEAVER2	-40,757** (10.720)	1,4579 (2.9430)	-10,900* (5.7210)	-12,817* (7.0090)	-2,7118 (3.2830)	-5,8204 (3.7110)
BEAVER3	2,7090* (1.5810)	2,6408** (1.3360)	1,4735 (1.4280)	2,1784 (1.3890)	1,6545 (1.0850)	1,4818 (1.0010)
BEAVER4	5,5414** (2.0100)	-1,9800 (2.573)	1,9966 (1.6020)	0,4992 (2.0580)	-2,0828 (2.2880)	-0,1279 (1.9280)
BEAVER5	-2,2875** (0.7940)	1,7148 (1.1860)	-0,1661 (0.6520)	-0,3073 (0.6190)	1,0113 (0.8180)	-0,1197 (0.6190)
BEAVER6	-0,0073 (0.0100)	0,0076 (0.0140)	0,0058 (0.0110)	-0,0074 (0.0130)	-0,0071 (0.0120)	-0,0044 (0.0160)
	VALIDACIÓN INTERNA 2002			VALIDACIÓN INTERNA 2003		
% Clasificación	78,03%	69,70%	70,45%	75,42%	62,71%	66,95%
Error Tipo II	21,21%	27,27%	40,91%	20,34%	39,66%	32,20%
Error Tipo I	22,73%	33,33%	18,18%	28,81%	35,00%	33,90%
AR_{CAP}	0,918	0,867	0,848	0,906	0,835	0,802
AR_{ROC}	0,713	0,625	0,613	0,673	0,572	0,561
	VALIDACIÓN EXTERNA 2002			VALIDACIÓN EXTERNA 2003		
2003	AR_{CAP}	0,838	0,820	0,698	-	-
	AR_{ROC}	0,682	0,572	0,557	-	-
2004	AR_{CAP}	0,860	0,835	0,737	0,854	0,847
	AR_{ROC}	0,747	0,607	0,563	0,724	0,619
2005	AR_{CAP}	0,783	0,769	0,708	0,790	0,778
	AR_{ROC}	0,714	0,627	0,598	0,720	0,633

Se muestran seis modelos estimados con las variables independientes contenidas en los modelos de Beaver (1966 y 1968). Para cada año 2002 y 2003 se utilizan las muestras obtenidas con el ISF y la muestra de control. Para la validación interna se muestran el porcentaje de clasificación y los errores tipo I y II. Los indicadores AR_{CAP} y AR_{ROC} son utilizados en la validación interna y externa. Los resultados son (** y *) significativo al 5% y 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 9: Estimación y Validación del Modelo de García et al. (1997)

	MODELO AÑO 2002			MODELO AÑO 2003		
	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C
	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I
Constante	1,6886 (1.0330)	1,0272 (0.7980)	0,6783 (0.7040)	0,0482 (0.7130)	-0,2415 (0.6310)	-0,4272 (0.6270)
GARCIA1	-0,2111 (0.4900)	1,0968 (0.6800)	0,8511* (0.4980)	-0,2671 (0.3060)	0,1497 (0.3350)	-0,2144 (0.2760)
GARCIA2	-0,0782 (0.6660)	-1,3138** (0.6170)	-0,9569** (0.4010)	-0,1132 (0.2920)	-0,1268 (0.3000)	-0,0545 (0.2450)
GARCIA3	-5,8329 (11.856)	-22,3540 (10.102)	-5,1325 (10.515)	46,118** (19.126)	-6,4181 (5.7360)	29,749** (11.754)
GARCIA4	2,0993 (2.7710)	1,3108 (2.3160)	-0,2335 (2.2840)	2,3049 (2.2040)	3,5075* (2.0100)	3,0197 (2.0330)
GARCIA5	-31,568** (6.6180)	-5,8309** (1.5770)	-9,8540** (2.5470)	-6,3428** (1.8500)	-2,8175** (1.1400)	-1,9779** (0.7740)
	VALIDACIÓN INTERNA 2002			VALIDACIÓN INTERNA 2003		
% Clasificación	83,33%	73,48%	74,24%	80,51%	69,49%	66,10%
Error Tipo II	15,15%	22,73%	28,79%	22,03%	25,86%	37,29%
Error Tipo I	18,18%	30,30%	22,73%	16,95%	35,00%	30,51%
AR_{CAP}	0,962	0,889	0,857	0,974	0,933	0,843
AR_{ROC}	0,814	0,797	0,657	0,841	0,741	0,599

Tabla 9: (continúa)

		VALIDACIÓN EXTERNA 2002			VALIDACIÓN EXTERNA 2003		
2003	AR _{CAP}	0,891	0,880	0,859	-	-	-
	AR _{ROC}	0,744	0,661	0,554	-	-	-
2004	AR _{CAP}	0,942	0,904	0,886	0,908	0,907	0,899
	AR _{ROC}	0,842	0,692	0,599	0,841	0,752	0,625
2005	AR _{CAP}	0,814	0,729	0,669	0,806	0,755	0,708
	AR _{ROC}	0,719	0,558	0,469	0,719	0,535	0,483

Se muestran seis modelos estimados con las variables independientes contenidas en el modelo de García et al. (1997). Para cada año 2002 y 2003 se utilizan las muestras obtenidas con el ISF y la muestra de control. Para la validación interna se muestran el porcentaje de clasificación y los errores tipo I y II. Los indicadores AR_{CAP} y AR_{ROC} son utilizados en la validación interna y externa. Los resultados (** y *) significativo al 5% y 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 10: Estimación y Validación del Modelo de Altman (1968)

	MODELO AÑO 2002			MODELO AÑO 2003			
	MUESTRA A > ISF _I	MUESTRA B CONTROL	MUESTRA C < ISF _I	MUESTRA A > ISF _I	MUESTRA B CONTROL	MUESTRA C < ISF _I	
Constante	-0,4120 (0.6040)	-1,0742* (0.4920)	-0,2864 (0.4440)	0,2059 (0.6410)	-0,5889 (0.3950)	-0,0914 (0.3780)	
ALTMAN68_1	-1,0689 (1.1870)	-0,4310 (1.1010)	0,2668 (1.0820)	0,3596 (1.4630)	0,8419 (1.0450)	-0,4693 (0.8330)	
ALTMAN68_2	1,8929 (1.7770)	1,2822 (1.2110)	1,2315 (1.3440)	1,4564 (2.244)	-1,5322** (3.7540)	-0,7885** (1.1350)	
ALTMAN68_3	-52,111** (11.721)	-6,5208** (2.5050)	-12,014** (3.5540)	-83,419** (21.373)	-13,270** (5.0440)	-8,2217 (2.9310)	
ALTMAN68_4	6,9969 (12.316)	-10,874 (6.937)	-3,1526 (7.8430)	3,4038 (16.669)	10,482* (0.1810)	2,4524 (5.8900)	
ALTMAN68_5	0,6740** (0.3440)	0,7056 (0.2830)	0,0130 (0.214)	0,7093* (0.2850)	0,3986* (0.1810)	0,1686 (0.1590)	
		VALIDACIÓN INTERNA 2002			VALIDACIÓN INTERNA 2003		
% Clasificación	84,09%	71,21%	67,42%	94,92%	75,42%	76,27%	
Error Tipo II	18,18%	28,79%	45,45%	6,78%	24,14%	23,73%	
Error Tipo I	13,64%	28,79%	19,70%	3,39%	25,00%	23,73%	
AR _{CAP}	0,951	0,863	0,850	0,983	0,890	0,876	
AR _{ROC}	0,768	0,616	0,600	0,858	0,641	0,608	
		VALIDACIÓN EXTERNA 2002			VALIDACIÓN EXTERNA 2003		
2003	AR _{CAP}	0,906	0,872	0,752	-	-	-
	AR _{ROC}	0,806	0,591	0,571	-	-	-
2004	AR _{CAP}	0,928	0,908	0,831	0,935	0,919	0,868
	AR _{ROC}	0,860	0,658	0,647	0,906	0,642	0,640
2005	AR _{CAP}	0,817	0,796	0,722	0,825	0,819	0,754
	AR _{ROC}	0,788	0,650	0,638	0,825	0,641	0,618

Se muestran seis modelos estimados con las variables independientes contenidas en el modelo de Altman (1968). Para cada año 2002 y 2003 se utilizan las muestras obtenidas con el ISF y la muestra de control. Para la validación interna se muestran el porcentaje de clasificación y los errores tipo I y II. Los indicadores AR_{CAP} y AR_{ROC} son utilizados en la validación interna y externa. Los resultados son (** y *) significativo al 5% y 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 11: Estimación y Validación del Modelo de Altman *et al.* (1977)

	MODELO AÑO 2002			MODELO AÑO 2003		
	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C
	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I
Constante	-17,940 (5.6160)	-9,9122 (4.5000)	-31,1347 (6.1800)	-20,5396 (4.1430)	-1,2661 (4.3520)	-22,6945 (4.7950)
ALTMAN77_1	-51,925** (12.490)	-6,4790** (2.5460)	-10,309** (3.9380)	-53,520** (16.580)	-12,438** (3.6670)	-6,1939** (2.8690)
ALTMAN77_2	-16,686* (8.7920)	-3,8619 (3.8350)	2,0190 (7.1720)	-4,4435 (8.6400)	-0,0179 (3.9450)	-0,2555 (5.4770)
ALTMAN77_3	0,0020 (0.0020)	0,0002 (0.0010)	0,0006 (0.0010)	0,0003 (0.0010)	0,0001 (0.0010)	0,0032 (0.0050)
ALTMAN77_4	2,3711 (2.3500)	1,3863 (1.2460)	0,9989 (1.7150)	3,5918 (2.7420)	-1,3751 (1.1840)	-0,5275 (1.4950)
ALTMAN77_5	-0,9228 (1.3070)	-0,0004 (1.0630)	1,2911 (1.3020)	0,2864 (1.6530)	0,7068 (1.0260)	-0,5329 (1.0390)
ALTMAN77_6	12,0171 (15.801)	-12,396* (7.0800)	-7,6819 (9.7630)	-20,0231 (18.325)	10,0188* (5.1230)	0,4301 (6.9800)
ALTMAN77_7	1,2068** (0.3580)	0,6309** (0.2830)	1,9895** (0.3940)	1,4411** (0.4780)	0,0843 (0.2760)	1,4923** (0.3140)
	VALIDACIÓN INTERNA 2002			VALIDACIÓN INTERNA 2003		
% Clasificación	86,36%	75,00%	85,61%	89,83%	75,42%	79,66%
Error Tipo II	10,61%	24,24%	10,61%	8,47%	25,86%	22,03%
Error Tipo I	16,67%	25,76%	18,18%	11,86%	23,33%	18,64%
AR_{CAP}	0,963	0,869	0,838	0,977	0,924	0,885
AR_{ROC}	0,810	0,762	0,620	0,857	0,731	0,621
	VALIDACIÓN EXTERNA 2002			VALIDACIÓN EXTERNA 2003		
2003	AR_{CAP} 0,909	0,896	0,879	-	-	-
	AR_{ROC} 0,745	0,685	0,556	-	-	-
2004	AR_{CAP} 0,933	0,929	0,915	0,948	0,915	0,891
	AR_{ROC} 0,833	0,740	0,641	0,927	0,753	0,643
2005	AR_{CAP} 0,801	0,782	0,722	0,826	0,802	0,718
	AR_{ROC} 0,674	0,512	0,436	0,787	0,620	0,481

Se muestran seis modelos estimados con las variables independientes contenidas en el modelo de Altman *et al.* (1977). Para cada año 2002 y 2003 se utilizan las muestras obtenidas con el ISF y la muestra de control. Para la validación interna se muestran el porcentaje de clasificación y los errores tipo I y II. Los indicadores AR_{CAP} y AR_{ROC} son utilizados en la validación interna y externa. Los resultados son (** y *) significativo al 5% y 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 12: Estimación y Validación del Modelo de Ohlson (1980)

	MODELO AÑO 2002			MODELO AÑO 2003		
	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C
	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I
Constante	-9,6750 (5.9930)	-11,134 (4.7690)	-39,427 (8.5170)	-25,5963 (6.9750)	-4,4195 (4.9320)	-21,2535 (5.2130)
OHLSON1	1,9670* (0.7940)	1,4650** (0.6670)	5,2000 (1.0900)	3,8200** (0.9850)	0,5753 (0.6380)	3,3035** (0.7140)
OHLSON2	-0,0820 (2.3370)	2,1720 (1.5130)	6,4190** (2.4570)	-0,2850 (2.1660)	0,8220 (1.2420)	1,3203 (1.3430)
OHLSON3	-2,8310 (2.5190)	-0,109 (1.5780)	3,2300 (2.8400)	2,2289 (3.1160)	-0,2634 (2.0130)	-3,1591 (2.6840)
OHLSON4	-1,4260 (1.2270)	-0,3630 (0.4070)	-0,6670 (1.2850)	0,8487 (1.3780)	-0,7313 (1.1220)	-2,0164 (1.8530)
OHLSON5	-0,6530 (1.7160)	0,3320 (1.0740)	-0,7580 (1.3590)	44,7315 (6219.26)	0,7574 (0.9580)	1,0408 (1.4010)
OHLSON6	-20,059 (14.617)	2,613 (2.6360)	-9,7860 (7.4100)	-54,1700** (22.4411)	-0,9157 (2.4800)	-3,8825 (3.5950)
OHLSON7	-24,413** (7.8130)	-4,500* (2.3140)	1,6180 (3.5410)	2,2478* (1.2970)	-0,3918 (0.9980)	0,6512 (0.8690)
OHLSON8	-1,1340 (0.7820)	-0,3980 (0.6070)	0,0890 (0.8150)	1,7539* (1.0610)	1,2529** (0.5180)	1,3773** (0.6000)
OHLSON9	0,4480 (0.6300)	-1,1900** (0.4630)	-0,9900* (0.5470)	0,0038 (0.6930)	-0,4406 (0.3720)	-0,4521 (0.4760)

Tabla 12: (continúa)

VALIDACIÓN INTERNA 2002				VALIDACIÓN INTERNA 2003			
% Clasificación	87,88%	79,55%	86,36%	87,29%	69,49%	78,81%	
Error Tipo II	12,12%	19,70%	12,12%	13,56%	34,48%	20,34%	
Error Tipo I	12,12%	21,21%	15,15%	11,86%	26,67%	22,03%	
AR _{CAP}	0,941	0,872	0,839	0,919	0,847	0,819	
AR _{ROC}	0,762	0,636	0,631	0,680	0,575	0,572	
VALIDACIÓN EXTERNA 2002				VALIDACIÓN EXTERNA 2003			
2003	AR _{CAP}	0,883	0,841	0,759	-	-	-
	AR _{ROC}	0,761	0,594	0,589	-	-	-
2004	AR _{CAP}	0,937	0,894	0,823	0,891	0,846	0,816
	AR _{ROC}	0,869	0,665	0,644	0,740	0,645	0,604
2005	AR _{CAP}	0,820	0,778	0,693	0,809	0,764	0,686
	AR _{ROC}	0,790	0,634	0,583	0,738	0,617	0,561

Se muestran seis modelos estimados con las variables independientes contenidas en el modelo de Ohlson (1980). Para cada año 2002 y 2003 se utilizan las muestras obtenidas con el ISF y la muestra de control. Para la validación interna se muestran el porcentaje de clasificación y los errores tipo I y II. Los indicadores AR_{CAP} y AR_{ROC} son utilizados en la validación interna y externa. Los resultados son (** y *) significativo al 5% y 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 13: Estimación y Validación del Modelo Conjunto

	MODELO AÑO 2002			MODELO AÑO 2003		
	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C	MUESTRA A	MUESTRA B	MUESTRA C
	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I	> ISF _I	CONTROL	< ISF _I
Constante	-14.166** (5.1300)	-12.890** (4.666)	-28.299** (5.9510)	-16.030** (5.6210)	-0.4430 (0.3670)	-24.060** (4.5400)
BEAVER01		-5.034** (1.326)				
ALTMAN68_3	-25.663** (12.249)			-53.007** (1.1480)	-9.1860** (2.5310)	
ALTMAN77_7	0.9780** (0.3250)	0.7780** (0.288)	1.9360** (0.4630)	1.1480** (0.3720)		1.5210** (0.2880)
GARCIA02			-1.1250** (0.3410)			
GARCIA04		6.667** (2.459)			3.1740* (2.0450)	5.2290** (2.3440)
GARCIA05	-13.836* (7.5540)		-5.1170** (2.0870)			
OHLSON09			-1.3210** (0.4630)			
VALIDACIÓN INTERNA 2002				VALIDACIÓN INTERNA 2003		
% Clasificación	85,61%	72,73%	84,85%	92,37%	71,19%	76,27%
Error Tipo II	13,64%	25,76%	10,61%	6,78%	31,03%	22,03%
Error Tipo I	15,15%	28,79%	19,70%	8,47%	26,67%	25,42%
AR _{CAP}	0,956	0,869	0,851	0,976	0,895	0,866
AR _{ROC}	0,798	0,782	0,630	0,851	0,683	0,607
VALIDACIÓN EXTERNA 2002				VALIDACIÓN EXTERNA 2003		
2003	AR _{CAP}	0,913	0,881	0,878		
	AR _{ROC}	0,762	0,659	0,576		
2004	AR _{CAP}	0,953	0,919	0,519	0,951	0,906
	AR _{ROC}	0,870	0,709	0,499	0,924	0,683
2005	AR _{CAP}	0,832	0,720	0,442	0,836	0,806
	AR _{ROC}	0,733	0,682	0,497	0,791	0,639

Se muestran seis modelos estimados con las variables más significativas de todos los modelos anteriores. Para cada año 2002 y 2003 se utilizan las muestras obtenidas con el ISF y la muestra de control. Para la validación interna se muestran el porcentaje de clasificación y los errores tipo I y II. Los indicadores AR_{CAP} y AR_{ROC} son utilizados en la validación interna y externa. Los resultados son (** y *) significativo al 5% y 10% respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la validación interna, como se observa en las tablas anteriores el porcentaje de clasificación total más alto corresponde al que se realiza con la muestra A, sea cual sea el modelo contable utilizado. En general, el porcentaje de clasificación total es mayor con la muestra C que con la muestra B, excepto cuando se usan los modelos de Altman (1968) para 2002 y García *et al.* (1997) para 2003. En relación a

los errores de tipo I y II se observa que son más pequeños cuando se emplea la muestra A con todos los modelos contables, excepto el error de tipo I con el modelo de Beaver (1966 y 1968) en el 2002 y el error de tipo II con el modelo conjunto para el 2002.

La validación externa se realiza para el periodo 2003-2005 cuando la muestra de estimación es la del año 2002 y para los años 2003 y 2004 cuando los modelos se estiman en 2003. Los resultados de las medidas de evaluación AR_{CAP} y AR_{ROC} muestran que todos los modelos contables presentan una mayor capacidad predictiva del fracaso empresarial cuando se utiliza la muestra A en lugar de las muestras B y C. Por su parte, la muestra B mejora la capacidad predictiva de los modelos contables que se obtiene con la muestra C. Estos resultados son consistentes tanto en la validación interna como en la externa.

Por tanto, se deduce que nuestra propuesta de procedimiento para el diseño de la muestra de estimación permite clasificar mejor una Pyme en fracasada o no fracasada tanto dentro como fuera de la muestra de estimación que el procedimiento tradicional de emparejar por tamaño y sector. El empleo del *ISF* para determinar el grado de salud financiera de una Pyme no fracasada permite depurar la submuestra de Pymes no fracasadas, logrando mayor capacidad predictiva de los modelos contables que la que se obtiene si se utiliza una muestra creada a partir de emparejar las Pymes fracasadas con no fracasadas según tamaño del activo y sector de la industria.

CONCLUSIONES

En esta investigación se propone una metodología para construir un Indicador de Salud Financiera (*ISF*) que es utilizado para diseñar la muestra de estimación. Con esta metodología propuesta se demuestra que la capacidad predictiva de los modelos estimados es superior a la técnica de emparejamiento tradicional utilizada en la evidencia empírica previa.

En este trabajo hemos analizado el problema del fracaso en Pymes no cotizadas. El problema del fracaso empresarial se trata como un problema binario de clasificación de una empresa en el grupo de empresas fracasadas o en el grupo de empresas sanas. Para garantizar la dicotomía de la muestra hemos diseñado un indicador de salud financiera *ISF* tomando como referencia la probabilidad de impago basada en información de mercado de empresas cotizadas. Este indicador se puede extrapolar a las Pymes no cotizadas porque el riesgo sistemático afecta tanto a empresas cotizadas como no cotizadas. Permite identificar a las Pymes no fracasadas con buena salud financiera para formar la submuestra de empresas no fracasadas que se emparejan con Pymes fracasadas, garantizando así la dicotomía de la muestra de estimación y por ende, una mejora en la capacidad predictiva de los modelos de predicción del fracaso empresarial.

La validación interna y externa de nuestra propuesta de procedimiento de muestreo se ha realizado a través de una comparación de la capacidad predictiva del fracaso empresarial de distintos modelos contables cuando se emparejan las Pymes fracasadas con Pymes no fracasadas con alta puntuación de *ISF* (Muestra A), lo que indica gran fortaleza financiera y escasa probabilidad de impago. Las Pymes fracasadas con Pymes sanas según tamaño del activo y sector de la industrial (Muestra B) y Pymes fracasadas con Pymes no fracasadas con baja puntuación de *ISF* (Muestra C). La conclusión que se deduce de nuestros resultados es que el *ISF* que se construye a partir de empresas cotizadas identifica el grado de salud financiera de Pymes no cotizadas. Esto permite construir una muestra emparejando Pymes fracasadas con Pymes no fracasadas que presentan un grado alto de salud financiera cuyo empleo implica una mejora significativa en la capacidad predictiva de los modelos de estimación basados en información contables.

Dentro de las limitaciones hay que resaltar, por una parte, el número reducido de empresas quebradas; y, por otra parte, los resultados pueden estar influenciados por el periodo y la muestra de estudio. Futuras

investigaciones podrán evaluar la estabilidad del Indicador de Salud Financiera *ISF* en distintos periodos y mercados. El *ISF* podría ser utilizado en combinación con la técnica de emparejamiento tradicional para evaluar su impacto en la capacidad predictiva de los modelos estimados. Asimismo, esperamos que la metodología propuesta para construir el *ISF* y diseñar la muestra de estimación sea replicada para darle validez en cuanto a la consistencia de los resultados de esta investigación.

BIBLIOGRAFÍA

Alonso F., Forte S. y Marques J. (2006), "Implied default barrier in credit default swap premia". Working Paper: 0639, Banco de España.

Altman E. I. (1968), "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *Journal of Finance*, September, pp. 589-609.

Altman E. I.; E. Haldeman y P. Narayanan (1977), "Z Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations", *Journal of Banking and Finance*, vol. 1(1) (Junio), pp. 29-54.

Antón R., M. (2007), "Una propuesta en la valoración del riesgo de fracaso empresarial a través de la elaboración y aplicación a priori de modelos de predicción de alerta de crisis", *Revista de Contabilidad y Tributación*, vol. 288, pp. 111-162.

Arques A. (1997), "La predicción del fracaso empresarial. aplicación al riesgo crediticio bancario", Tesis Doctoral de la Universidad de Murcia; pp. 440.

Badía C., Galisteo M. y Preixens T. (2007), "Un modelo de riesgo de crédito basado en opciones compuestas con barrera. aplicación al mercado continuo español", *Revista de Economía Financiera*, vol. 11(abril), pp. 64-86.

Baixaui S. y A. Mónica-Milo (2009). The bias of unhealthy SMEs in bankruptcy prediction models. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 17(1), pp. 60-77.

Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) (2005), Working Paper No. 14.

Beaver (1966), "Financial Ratios as predictor of failure", *Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research*, pp. 71-111.

Beaver (1968), "Alternative accounting measures as predictor of failure", *The Accounting Review*; January, pp. 112-122.

Black F. y J. Cox (1976), "Valuing corporate securities: some effects of bond indenture provisions", *The Journal of Finance*, vol. 31(May), pp. 351-367.

Black F. y M. Scholes (1973), "The Pricing of Options and Corporate Liabilities", *Journal of Political Economy*, vol. 81 (May/Jun), pp. 637-654.

Blum M. (1974), "Failing company discriminant analysis", *Journal of Accounting Research*, primavera, pp. 1-25.

Bruche M. (2006), "Estimating structural models of corporate bond prices", Working Paper, Financial Markets Group, FMG Discussion Papers. pp. 1-61.

- Bruderl J., P. Preisendorfer y R. Ziegler (1992), "Survival chances of newly founded business organization", *American Sociological Review*, vol. 57, pp. 227-242.
- Collin-Dufresne P. y R. S. Goldstein (2001), "Do credit spreads reflect stationary leverage ratios?", *The Journal of Finance*, vol. 56(5), pp. 1929-1957.
- Deakin B. (1972), "A discriminant analysis of predictors of business failure", *Journal of Accounting Research*, vol. X (1), pp. 167-179.
- Dionne G., Laajimi S., Mejri S. y Petrescu M. (2008), "Estimation of the default risk of publicly traded companies: evidence from canadian data", *Canadian Journal of Administrative Sciences*, vol. 25(2), pp. 134-152.
- Edmister R. (1972), "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, (March), pp.1477-93.
- Edmister R. (1988), "Combining human credit analysis and numerical credit scoring for business failure prediction", *Akron Business and Economic Review*, vol. 19 (3), pp. 6-14.
- Eom Y. H., Helwege J. y Huang J. Z. (2004), "Structural models of corporate bond pricing: an empirical analysis", *Review of Financial Studies*, vol. 17, pp. 499-544.
- Ericsson J. y I. Reneby (1998), "A framework for valuing corporate securities", *Applied Mathematical Finance*, vol. 5. pp. 143-163.
- Fredland J. y E. Morris (1976), "A cross section analysis of small business failure", *American Journal of Small Business*, vol.1 (July), pp. 7-18.
- García D., A. Arques y A. Calvo-Flores (1997), "Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. 24(82), pp. 175-200.
- Geske R. (1977), "The valuation of corporate liabilities as compound options", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 12 (November), pp.541-552.
- Gordon D. y Geske R. (2003), "Credit risk and risk neutral default probabilities: information about rating migrations and defaults", *EFA 2003 Annual Conference Paper No. 962*.
- Leland H. y K. Toft (1996), "Optimal capital structure, endogenous bankruptcy, and the term structure of credit spreads", *The Journal of Finance*, vol. 51(Jul), pp. 987-1019.
- Li K. L. y Wong H. Y. (2008), "Structural models of corporate bond pricing with maximum likelihood estimation", *Journal of Empirical Finance*, vol. 15, pp. 751-777.
- 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*, vol. XXVI, 92, pp. 871-915.
- Longstaff F. y E. Schwartz (1995), "A simple approach to valuing risky fixed and floating rate debt", *The Journal of Finance*, vol. 3(Jul), pp. 789-819.

- López J., L. Gandía y R. Molina (1998), "La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXVII, No. 94, pp. 71-97.
- Lowe J., J. McKenna y G. Tibbits (1991), "Small firm growth and failure; public policy issues and practical problems", *Economic Papers*, vol. 10(2), pp. 69-81.
- Martín J. L. y Trujillo A. (2005), "Structural models and default probability: application to the spanish stock market", *Investment Management and Financial Innovations*, vol. 2(2), pp. 18-29.
- Merton R. (1974), "On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates", *Journal of Finance*, vol. 29(May), pp. 449-470.
- Ohlson A. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, vol. 18(1), pp. 109-131.
- Patel K. y R. Pereira (2007), "Expected default probabilities in structural models: empirical evidence", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, vol. 34(1), pp. 107-133.
- Peel M., Peel D. y P. Pope (1985), "Some evidence on corporate failure and the behaviour of non-financial ratios", *The Investment Analyst* (January), pp. 3-12.
- Phillips D. y A. Kirchoff (1989), "Formation, growth and survival; small firm dynamics in the us economy", *Small Business Economics*, vol.1, pp. 65-74.
- Platt D. y B. Platt (1991), "A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction", *Journal of Banking and Finance*, vol. 15 (6), pp. 1183-94.
- Samaniego R., Trujillo A. y Martín J. L. (2007), "Un análisis de los modelos contables y de mercado en la evaluación del riesgo de crédito: aplicación al mercado bursátil español", *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 16(2), pp. 93-110.
- Sobehart J. R., Keenan S. C. y Stein R. M. (2000), "Benchmarking quantitative default risk models: a validation methodology", New York: Moody's Investors Service.
- Stein R. M. (2005), "The relationship between default prediction and lending profits: integrating ROC analysis and loan pricing", *Journal of Banking and Finance*, vol. 29, pp. 1213-1236.
- Stewart H. y C. Gallagher (1986), "Business death and firm size in the uk", *International Small Business Journal*, vol. 4(1), pp. 42-57.
- Tudela M. y Young G. (2003), "A Merton-model approach to assessing the default risk of uk public companies", *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, vol. 8(6), pp. 737-761.
- Watson J. y J. Everett (1993), "Definition small business failure", *International Small Business Journal*, vol. 11(3), pp. 35-48.
- Watson J. y J. Everett (1996), "Do small business have high failure rates?", *Journal of Small Business Management*, vol. 34(4), pp.45-52.
- Zavgren V. (1985), "Assessing the vulnerability to failure of american industrial firms: A logistic analysis", *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 12(1), pp. 19-45.

BIOGRAFIA

Antonina Mónica-Milo, es Licenciada en Administración Comercial, Mcs en Ciencias Administrativas Mención Finanzas y Doctora en Ciencias de la Empresa por la Universidad de Murcia (España). Profesora Asociado en la Universidad de Oriente–Venezuela, adscrita a la Cátedra de Finanzas Internacionales. Se puede contactar en la Escuela de Administración del Núcleo de Sucre de la UDO, Av. Universidad, Cerro del Medio, Cumaná - Estado Sucre. 6101 Venezuela. Correo: antoninamodica@hotmail.com.

Juan Samuel Baixauli Soler, Doctor en Administración y Dirección de Empresas por la Universidad de Valencia (España). Es profesor titular de la Universidad de Murcia (España). Cuenta con numerosas participaciones con ponencias en congresos y publicaciones de artículos en el ámbito nacional e internacional en temáticas relacionadas con su formación. Se puede contactar en la Facultad de Economía y Empresa, Departamento de Organización de Empresas y Finanzas., Campus de Espinardo. 30100 Murcia - España. Correo: sbaixaul@um.es

Susana Álvarez Díez, Doctora en Economía Cuantitativa por la Universidad de Alicante (España). Es profesora titular de la Universidad de Murcia (España). Cuenta con numerosas participaciones con ponencias en congresos y publicaciones de artículos en el ámbito nacional e internacional en temáticas relacionadas con su formación. Se puede contactar en la Facultad de Economía y Empresa, Departamento de Métodos Cuantitativos para la Economía, Campus de Espinardo. 30100 Murcia - España. Correo: salvarez@um.es