

# Hacia una ordenación de las pequeñas empresas atendiendo a su posible situación de fracaso

ERNESTO JESÚS VERES FERRER

*Departamento de Economía Aplicada*

GREGORIO LABATUT SERER y JOSÉ POZUELO CAMPILLO

*Departamento de Contabilidad*

UNIVERSIDAD DE VALENCIA

e-mail: Ernesto.Veres@uv.es

## RESUMEN

En la literatura contable son muchos los trabajos que han intentado explicar el posible fracaso empresarial a partir de la información contable y poner de manifiesto la relación entre dicha información y la situación de fracaso. Sin embargo, los resultados obtenidos hasta ahora no son definitivos, en cuanto no existe un mínimo común en todos ellos que permita modelizar el comportamiento de dicho fracaso. Este trabajo pretende constatar, mediante la definición de un indicador en el que intervengan una gran batería de ratios contables, que efectivamente la información contable ofrece pistas sobre el posible fracaso de la empresa. Al canalizar toda la información de los ratios contables a través de un indicador global y único, puede clasificarse las empresas atendiendo a sus mayores o menores probabilidades de fracaso. La constatación de la no aleatoriedad en la clasificación resultante para una muestra de empresas confirmará la existencia de esa relación buscada.

*Palabras clave:* Fracaso empresarial, información contable, ratio contable, PYME.

## Towards a Ranking of Smaller Companies According to Their Failure Risk

### ABSTRACT

In the accounting literature, many papers intended to explain business failure by using accounting information. Therefore, they tried to show the link between accounting information and business failure. Nevertheless, results obtained so far are not definite, as long as no common pattern was found to model failure behaviour. This paper is intended to propose a ratio that summarises the information contained in many different accounting ratios. The overall information provide by this ratio allows to classify companies according to their failure probability. The classification of companies is meaningful.

*Keywords:* Managerial Failure, Accounting Information, Accounting Ratio, Small Bussines.

Clasificación JEL: M41, M21, C43.

---

Artículo recibido en noviembre de 2008 y aceptado en junio de 2009.

Artículo disponible en versión electrónica en la página [www.revista-eea.net](http://www.revista-eea.net), ref. @-27302.

## 1. INTRODUCCIÓN

En la línea de investigación iniciada en la segunda mitad de los años sesenta por Beaver (1966) y Altman (1968), son varios los trabajos que han intentado explicar el posible fracaso empresarial a partir de la información contable. En muchos de ellos se pone de manifiesto la existencia de algún tipo de relación entre dicha información y la confirmación de una situación de fracaso. Sin embargo, los resultados obtenidos son parciales, no existe un mínimo común que permita modelizar el comportamiento del fracaso empresarial con carácter general y aplicación universal. De hecho, los ratios que anuncian o confirman la delicada situación de una empresa son distintos según cada uno de los autores y cada una de las aplicaciones. Dependiendo de la técnica estadística utilizada, los resultados varían e, incluso, dependiendo del ámbito territorial y la muestra de empresas utilizada, también son diferentes las conclusiones finales y las descripciones obtenidas. La inexistencia de una teoría económica que la sustente ha sido determinante para que este planteamiento siga siendo un problema abierto, sin solución hasta ahora definitiva.

Existe una amplia literatura donde se recopilan, según diferentes criterios, los principales trabajos sobre predicción del fracaso empresarial y en los que, además, se abordan los principales problemas metodológicos que surgen en esta línea de investigación. Son destacables las aportaciones de autores como Einsenbeis (1977), Zmijewski (1984), Zopounidis and Doumpos (2002) y Altman and Sabato (2006).

A los primeros estudios que evaluaban la capacidad predictiva de una serie de ratios clave, como los de Beaver (1966) y Horrigan (1965), les sucedieron los trabajos basados en técnicas de tratamiento de datos más sofisticadas. Concretamente, los basados en análisis multivariante, como los modelos pioneros de Altman (1968), Deakin (1972), Edmister (1972) y Sinkey (1975). Con ellos se alcanzaron buenos resultados de clasificación, si bien las restricciones estadísticas de los modelos rebajaban su fiabilidad.

La búsqueda de otras técnicas menos exigentes en cuanto a su formulación estadística condujo a la aplicación de los modelos Logit. Trabajos pioneros fueron los de Martin (1977) y Ohlson (1980), a los que siguieron los de Keasey, McGuinness and Short (1990) y Platt and Platt (1991).

En los últimos años la literatura sobre el fracaso empresarial se ha fortalecido con la incorporación de técnicas de inteligencia artificial, con las que en algunos casos se han superado los resultados obtenidos con los métodos estadísticos y econométricos. Destacan el uso de *redes neuronales artificiales* —con las aportaciones de Tam and Kiang (2000), Wilson and Sharda (2000), Rahminian, Singh, Tcammachote and Virmani (2000)—; la metodología de los Conjuntos Aproximados, *Rough Sets* en terminología anglosajona —McKee (2000)—; y, desde principios de esta década, las técnicas de aprendizaje automático como *Adaboost* —Bauer and Kohavi (1999), Friedman, Hastie and Tibshirani (2000), Ravi and Ravi (2007), Schapire (2002) y Alfaro, E.; Gámez, M. y García, N. (2008)—.

Por otra parte, al revisar la literatura financiera sobre el fracaso empresarial en nuestro país, advertimos que la mayoría de las investigaciones tradicionalmente se han centrado en aquellos sectores formados por empresas de gran dimensión, que normalmente cotizan en Bolsa, y en aquellos que cuentan con regulaciones específicas, por ofrecer ambos un tipo de información contable fácil de conseguir para acometer este tipo de trabajos empíricos. En este sentido, destacan los trabajos pioneros de Laffarga, Martín y Vázquez (1985), Pina (1989) y Rodríguez (1989) en el sector bancario y de Rodríguez (1990) y Mora (1996) en el sector asegurador. En las dos últimas décadas se han realizado interesantes contribuciones que abordan la realidad de las PYMES en distintos ámbitos temporales, geográficos y sectoriales, como los trabajos realizados por Lizarraga (1997), López, Gandia y Molina (1998), Rodríguez (2000, 2004), Somoza (2001), De la Torre y Gómez (2005), Minguez (2006) y Gómez, de la Torre y Román (2008), entre otros.

Este trabajo pretende dar respuesta a la pregunta de si existe o no relación entre la información contable, canalizada a través de una gran batería de ratios, y el fracaso empresarial. Para la selección de los ratios —las variables independientes que explicarán el comportamiento del fracaso empresarial, en nuestro caso ratios económico-financieros—, dada la ausencia de una teoría general que guíe el proceso, se ha procurado conciliar la experiencia aportada por otros autores con el objetivo propuesto en este trabajo. Por ello, en la selección de ratios nos hemos basado en:

- 1º. Ratios tradicionales en la literatura sobre análisis contable.
- 2º. Frecuencia de aparición en estudios anteriores.
- 3º. Facilidad para ser calculados y definidos en función de la información contable disponible.

Respecto a la definición de fracaso, se ha optado por aquella que permite distinguir con claridad las empresas sanas de las que no lo son. Así, se ha equiparado el fracaso a las calificaciones jurídicas de suspensión de pagos y quiebra, según la legislación previa a la entrada en vigor el 1 de septiembre de 2004 de la nueva Ley Concursal 22/2003, de modo que una empresa se considerará fracasada si ha presentado un expediente concursal de suspensión de pagos o quiebra y sana en el caso contrario. Aunque este criterio, de marcado carácter jurídico, presenta algunos inconvenientes, como la reducción considerable de los tamaños muestrales, entendemos que son superados por las ventajas de objetividad y fijación de la fecha del fracaso que aporta en el proceso de selección de las empresas que integrarán las distintas muestras.

En definitiva, el presente trabajo no pretende diseñar un modelo de fracaso en el que sólo intervenga una selección de ratios, sino únicamente constatar, mediante la definición de un indicador en el que intervengan todos ellos, que efectivamente la información contable ofrece pistas sobre el posible fracaso de la empresa. La forma de abordar esta pregunta consiste en formular un indicador de fracaso, definido a partir de todos los ratios económico-financieros disponibles. Esto es, canali-

zar toda la información de los ratios contables a través de un indicador global y único, que permita una clasificación de las empresas atendiendo a sus mayores o menores probabilidades de fracaso. La constatación de la no aleatoriedad en la clasificación resultante para una muestra de empresas confirmará la existencia de esa relación buscada.

## 2. DEFINICION DEL INDICE DE CLASIFICACION IC

Partimos de 73 ratios  $R_i$  y de una doble muestra de empresas: las fracasadas  $Q_k$  (un censo en nuestra aplicación) y las sanas  $S_k$  ( $k$  denota la empresa  $k$ -ésima). En este trabajo se asimila la condición de fracaso a las situaciones de quiebra o suspensión de pagos. El hecho de que a efectos de la definición se equipare la suspensión de pagos con la quiebra se justifica en que, a pesar de ser dos figuras concursales distintas, habiendo estado prevista la primera para superar estados transitorios de dificultad financiera y reservando la quiebra para situaciones de gravedad estructural, lo cierto es que en la práctica en nuestro país, la suspensión de pagos ha sido utilizada por el deudor como un mecanismo de defensa, en situaciones de deterioro patrimonial prácticamente irreversible, para impedir la solicitud de quiebra por parte de algún acreedor y evitar así posibles responsabilidades penales. Es decir, tras la mayoría de solicitudes de suspensión de pagos se esconden verdaderas situaciones de quiebra.

Una amplia discusión sobre el alcance y limitaciones de esta interpretación para el fracaso empresarial puede verse en Pozuelo (2007), y en Labatut, Pozuelo y Veres (2008a), en donde también pueden encontrarse la relación y definición de los 73 ratios contables utilizados y que se recogen en el Anexo. Por otra parte, en Veres (2007) y en Labatut, Pozuelo y Veres (2008b) aparecen sendos intentos por formalizar la relación entre la información contable y el fracaso empresarial.

Calculamos para cada ratio y tipo de empresa ( $Q$  o  $S$ ), las correspondientes medias y desviaciones típicas:  $\bar{R}_{iQ}$ ,  $\bar{R}_{iS}$ ,  $\sigma_{iQ}$  y  $\sigma_{iS}$ . Denotamos por  $N_i$  el número total de empresas (activas y fracasadas) que proporcionan información sobre el ratio  $i$ -ésimo.

La información inicial sobre las empresas sólo las clasifica como sanas (con actividad) o fracasadas (situaciones de quiebra o suspensión de pagos). Pero la realidad demuestra que existen empresas sanas con algunos ratios cuyo comportamiento es más propio de las fracasadas y viceversa. Esto demuestra que la realidad empresarial, necesariamente compleja, no presenta límites nítidos en relación a las situaciones de fracaso, y que muchas veces es la misma actitud del empresario —más o menos cansado o con mayores o menores expectativas de futuro—, la que determina su decisión sobre continuar o no con la actividad empresarial. De ahí la necesidad de introducir una nueva categoría en las empresas y efectuar, con la información contable disponible, una nueva clasificación de las mismas en sanas,

fracasadas y dudosas ( $D_k$ ), contemplando de esta forma la existencia, para cada ratio, de una frontera difusa que no la identifique plenamente. El criterio que vamos a considerar es muy utilizado en Estadística: todo lo que se “aleje” de la media es significativo de un comportamiento lejano al descrito por la variable —en nuestro caso, el ratio contable— estudiada. El grado de alejamiento no va a ser exigente, de forma que el criterio de clasificación como empresa en situación dudosa será claramente conservador, esto es, solamente cuando el alejamiento entre las medias de un ratio sea grande, empresas con un valor del ratio cercano al de las medias respectivas de situación sana o de fracaso, quedarán clasificadas, inicialmente, como tales.

Para clasificar una empresa fracasada como dudosa, según el ratio  $R_i$ , se considera el sencillo criterio siguiente:

$$\begin{cases} \text{Si } \bar{R}_{iQ} < \bar{R}_{iS} \rightarrow \text{si } R_{iQ} > \bar{R}_{iQ} + \sigma_{iQ} \text{ la empresa es dudosa} \\ \text{Si } \bar{R}_{iQ} > \bar{R}_{iS} \rightarrow \text{si } R_{iQ} > \bar{R}_{iQ} - \sigma_{iQ} \text{ la empresa es dudosa} \end{cases}$$

Análogamente para una empresa sana como dudosa:

$$\begin{cases} \text{Si } \bar{R}_{iS} < \bar{R}_{iQ} \rightarrow \text{si } R_{iS} > \bar{R}_{iS} + \sigma_{iS} \text{ la empresa es dudosa} \\ \text{Si } \bar{R}_{iS} > \bar{R}_{iQ} \rightarrow \text{si } R_{iS} > \bar{R}_{iS} - \sigma_{iS} \text{ la empresa es dudosa} \end{cases}$$

Suponiendo normalidad en el comportamiento del ratio —lo que no siempre es cierto—, el anterior criterio clasificaría como dudosas al menos al 15,87% de las empresas, tanto sanas como fracasadas. Evidentemente el criterio aquí empleado depende de la desviación típica, como medida de la dispersión de la distribución del ratio.

A cada empresa  $E_k$  se le asocia un vector de clasificación de  $i$  componentes, que recoge la situación de dicha empresa expresada en función de cada ratio:

$$V_k = \{a_{k1} = S_1 \text{ ó } D_1 \text{ ó } Q_1; a_{k2} = S_2 \text{ ó } D_2 \text{ ó } Q_2; \dots; a_{ki} = S_i \text{ ó } D_i \text{ ó } Q_i; \dots \\ \dots; a_{k73} = S_{73} \text{ ó } D_{73} \text{ ó } Q_{73}\}$$

Siempre que exista información inicial se realiza, para cada ratio  $R_i$ , sendos análisis discriminantes utilizando como variable de clasificación la variable que define la situación de sana, dudosa o fracasada de la empresa. Del resultado del análisis obtenemos sendas funciones de clasificación de Fisher (una para cada posible situación de la empresa,  $S$  ó  $D$  ó  $Q$ ) y una tabla que recoge el resultado de la clasificación:

Funciones discriminantes lineales de Fisher.

Ratio $R_i$	Situación		
	sana	dudosa	fracasada
Coefficiente	$C_{is}$	$C_{id}$	$C_{iq}$
(Constante)	$k_{is}$	$k_{id}$	$k_{iq}$

Resultado de la clasificación por aplicación del análisis discriminante.

Ratio $R_i$		Grupo de pertenencia pronosticado		
		sana	dudosa	fracasada
Grupo de pertenencia original	SANA	$S_{is}$	$S_{id}$	$S_{iq}$
	DUDOSA	$D_{is}$	$D_{id}$	$D_{iq}$
	FRACASADA	$Q_{is}$	$Q_{id}$	$Q_{iq}$

La primera tabla permitirá clasificar una empresa, cuya situación respecto a un posible fracaso es desconocida, en activa, dudosa o fracasada. La segunda tabla permitirá definir las probabilidades a posteriori de que una empresa determinada sea activa, dudosa o fracasada, una vez conocido el resultado de aplicar sobre ella la función discriminante.

Sea un conjunto de empresas de las que desconocemos su situación como sana o fracasada. Dada una empresa  $E_k$  la aplicación de las 73 funciones discriminantes a su información contable da lugar a un vector de clasificación pronosticado  $V_k$ :

$$V_k = (a_{k1}; a_{k2}; \dots; a_{ki}; \dots; a_{k73})$$

Para cada empresa  $E_k$  y vector correspondiente  $V_k$  se define el siguiente índice de clasificación:

$$\begin{aligned}
 IC_k &= CTE_k \times \frac{\sum_{i=1}^{73} P(Q/a_{ki}) \times \frac{S_{is} + Q_{iq}}{N_i}}{\sum_{i=1}^{73} P(S/a_{ki}) \times \frac{S_{is} + Q_{iq}}{N_i}} = \\
 &= CTE_k \times \frac{\sum_{i=1}^{73} \frac{Q_{a_{ki}}}{S_{a_{ki}} + D_{a_{ki}} + Q_{a_{ki}}} \times \frac{S_{is} + Q_{iq}}{N_i}}{\sum_{i=1}^{73} \frac{S_{a_{ki}}}{S_{a_{ki}} + D_{a_{ki}} + Q_{a_{ki}}} \times \frac{S_{is} + Q_{iq}}{N_i}} = CTE_k \times [1] = IC_k
 \end{aligned}$$

donde

$$0 \leq CTE_k = \frac{\sum_{i=1}^{73} \frac{S_{is} + Q_{iq}}{N_i}}{73 - n^{\circ} \text{ ratios con información}} \leq 1$$

Observemos que el  $IC$  así definido es una media agregativa ponderada definida sobre las probabilidades a posteriori de que la empresa sea fracasada (numerador) o sana (denominador), conocida la clasificación de la misma a través de las funciones discriminantes. La ponderación para cada ratio es el porcentaje de aciertos conjuntos en la clasificación como sana y fracasada deducida del análisis discriminante.

Existen empresas en las que la clasificación correcta como sana o fracasada deducida de los respectivos análisis discriminantes es mayor que otras. Pero también influye el número de ratios que facilitan información de cada empresa. Su influencia sobre el  $IC$  anterior debe ser superior en estos casos, pues no es lo mismo un cociente de probabilidades [1] alto cuando el porcentaje de aciertos en la clasificación deducido del análisis discriminante es pequeño que cuando es alto, o cuando el número de ratios sobre las que se dispone de información es superior a los disponibles en otra empresa. Por ello la media agregativa ponderada está multiplicada por el coeficiente  $CTE_k$  definido como la media de los porcentajes de acierto en las clasificaciones discriminantes, y que, al tomar valores en el intervalo  $[0,1]$  puede ser considerado como un factor de elevación del grado de credibilidad de la media agregativa [1]. Dado que el objetivo del trabajo –realizar una ordenación–, hemos preferido utilizar directamente este coeficiente, sin necesidad de normalizarlo

según  $\frac{CTE_k}{\sum_{\forall k} CTE_k}$ , a fin de no recargar excesivamente la expresión resultante.

De esta forma se obtiene, finalmente, una medida de la mayor probabilidad de fracaso de una empresa respecto su posible situación de activa, una vez aplicada a su información contable las funciones discriminantes deducidas de la muestra original de empresas.

Otro aspecto a comentar es el que se refiere a la existencia probable de correlaciones entre los ratios. Como el indicador se ha definido como una media agregativa de probabilidades a posteriori, la posible correlación entre ratios afecta tanto al denominador como al denominador del mismo, por lo que su efecto queda compensado a la hora de efectuar comparaciones con el cociente obtenido. De ahí que su efecto pueda soslayarse, al afectar por igual a todas las empresas.

Por su misma construcción, la ordenación de las empresas según su  $IC_k$  da lugar a un posible ranking de las mismas atendiendo a sus mayores o menores posibilidades de fracaso empresarial, medido a través de ese indicador. Teniendo en cuenta esa ordenación, si existiera relación entre la información de los ratios contables y la situación de la empresa, deberán situarse en los primeros lugares de la ordena-

ción aquellas empresas con mayor probabilidad de estar fracasadas, pues en el numerador que define el índice de clasificación aparece la probabilidad de estar fracasada. Esta ordenación, pues, da pie a que la entidad auditora, de control o credicia observe con mayor cuidado las primeras empresas en la clasificación obtenida por el índice.

Nos planteamos, pues, hasta qué punto hay relación entre la información suministrada por los ratios contables, canalizada a través del índice de clasificación anterior, y la situación de fracaso de una empresa. La aplicación del apartado siguiente confirma esta apreciación.

## 2. APLICACIÓN

Se obtienen sendas muestras de empresas, una para definir el índice de clasificación y otra para validar los resultados obtenidos con éste. Las características de la muestra inicial de empresas utilizada en la definición del *IC* se recogen en la Tabla 1. En ella se especifican los tamaños máximo, mínimo y errores muestrales asociados para las correspondientes ratios que satisfacen esos tamaños y cuyas definiciones se explicitan en el anexo. Destacamos que inicialmente se seleccionan todas las empresas fracasadas en el año de referencia considerado, puesto que su pequeño número, respecto al conjunto de empresas con actividad, aconseja su consideración censal.

**TABLA 1**  
Muestra de empresas para la definición del índice de clasificación.

Tipo de empresa	Fracasadas	Sanas
Referencia temporal	Quebradas o en suspensión de pagos en 2003-2004	Activas en 2003-2004
Tamaño	191	500
Tamaño mínimo	120 para ROT8	201 para ROT8
Error muestral máximo (confianza 95,5 %)	0 (Censo)	7,05 % para ROT8
Tamaño máximo	190 para EF2	499 para EF7 y 10; SOLV5
Error muestral mínimo (confianza 95,5 %)	0 (Censo)	4,47% para EF7 y 10; SOLV5

En la tabla anterior se han explicitado tres tamaños muestrales. Ello se debe a que la información contable no siempre es de gran calidad. Incluso, en ocasiones presenta problemas de homologación de unidades. De ahí que existan valores, para algunos ratios o empresas, que sospechosamente permanecen fuera de rango. Hacemos una selección de valores de  $R_i$  fuera de rango. Para cada ratio y para cada tipo de empresa ( $Q$  ó  $S$ ) se excluyen aquellos valores que están fuera del intervalo  $\bar{R}_i + 1,96 \times \sigma_i$ . Suponiendo normalidad —no siempre satisfecha para todos los ra-



tios—, la condición anterior implicaría excluir el 5% de los valores extremos de cada ratio, a los que se les considera como ausencia de información.

Para confirmar la bondad del *IC* trabajamos con una muestra de validación, sobre la que también se suprimen los valores fuera de rango con los mismos criterios anteriores. Las características de la muestra de validación son las de la tabla 2. También en ella se especifican los tamaños máximo, mínimo y errores muestrales asociados para las correspondientes ratios que satisfacen esos tamaños y cuyas definiciones se explicitan en el anexo.

**TABLA 2**  
Muestra de validación.

Tipo de empresa	Fracasadas	Sanas
Referencia temporal	Quebradas o en suspensión de pagos en 2005-2006	Activas en 2005-2006
Tamaño	76	200
Tamaño mínimo	34 para REN17	133 para ROT8
Error muestral máximo (confianza 95,5 %)	0 (Censo)	8,67 % para ROT8
Tamaño máximo	76 para REN1, 2, 3, 5,8, 10, 11, 14, 15, 18 y 21; EF1, 2, 3, 6, 7, 10 y 11; ROT1, 4 y 7; SOL5; SOLVLP1; CF2, 4, 5, 6 y 7	200 para REN8, 10 y 18; EF1, 2, 3 y 11; SOLVLP1
Error muestral mínimo (confianza 95,5 %)	0 (Censo)	7,07 % para 200 para REN8, 10 y 18; EF1, 2, 3 y 11; SOLVLP1

Ambas muestras se obtienen de la última actualización —junio de 2007— de la base de datos financieros SABI (*Sistema de Análisis de Balances Ibéricos*). Sobre ambas muestras de empresas se aplica el *IC* definido en el apartado anterior obteniéndose una clasificación de las mismas atendiendo a su mayor o menor probabilidad de fracaso.

Conseguida la ordenación de empresas según el *IC* para ambas muestras de empresas, los resultados de la clasificación se recogen en la Tabla 3 siguiente, en donde aparecen los porcentajes de ubicación de las empresas fracasadas dentro de la ordenación. Se han elegido como puntos de comparación los tres cuartiles, que serán los utilizados en los contrastes posteriores. Y como medida descriptiva adicional, también se ha considerado como punto de comparación el respectivo número de empresas fracasadas (191 sobre un total de 691 empresas para la muestra que define el *IC*, lo que supone el 27,64% de las primeras empresas en la ordenación; y 76 sobre un total de 276 empresas para la muestra de validación, lo que supone el 27,54% de las primeras empresas en la ordenación).

**TABLA 3**  
Ubicación de las empresas fracasadas en la ordenación según el IC.

Cuartil	Muestra que define el IC	Muestra de validación
Antes del cuartil primero	Están el 62,30% de las fracasadas	Están el 52,63% de las fracasadas
Antes del número de empresas fracasadas de la muestra	Están el 65,97% de las fracasadas	Están el 56,58% de las fracasadas
Antes de la mediana	Están el 80,10% de las fracasadas	Están el 76,32% de las fracasadas
Antes del cuartil tercero	Están el 93,72% de las fracasadas	Están el 88,16% de las fracasadas

Se deduce, por ejemplo, que dentro de las primeras 191 de las empresas ordenadas según el *IC* en la muestra que lo define (y que representan el 27,64% del total de dichas empresas), el 65,97% son empresas fracasadas; o que, en la muestra de validación, el 76,32% de las empresas fracasadas se sitúan antes de la mediana.

Se confirma que la mayor cantidad de empresas fracasadas se ubican en los primeros lugares de la ordenación. Este porcentaje es mayor para la muestra que define el *IC*, resultado totalmente esperado pues la definición del índice se ha realizado a partir de las empresas de esa muestra. Pero lo destacable es el buen porcentaje de empresas fracasadas ubicadas en los primeros lugares de la ordenación en el caso de la muestra de validación, si tenemos en cuenta que son empresas cuya información es posterior uno o dos años a la utilizada en la muestra de definición. Se confirma, pues, el carácter predictivo del *IC*, cuya estructura, definida con la información de uno o dos años anteriores, es capaz de detectar mayores probabilidades de fracaso en las empresas efectivamente fracasadas uno o dos años más tarde.

Otras medidas estadísticas confirman las apreciaciones anteriores. En efecto, la Tabla 4 recoge la distribución de *unos* (presencia de fracaso) y *ceros* (ausencia de fracaso) de ambas muestras, una vez se agrupan las empresas por cuartiles y se ordenan según su *IC*:

**TABLA 4**  
Prueba  $\chi^2$  para tablas de contingencia.

	Muestra de validación		Muestra que define el IC	
	0	1	0	1
Hasta 1º cuartil	29	40	54	119
Del 1º al 2º cuartil	51	18	139	34
Del 2º al 3º cuartil	60	9	146	26
Desde 3º cuartil	60	9	161	12
Total	200	76	500	191

Para la muestra de validación, el estadístico  $\chi^2_3 = 46,629$  rechaza la hipótesis de independencia entre la ordenación por cuartiles y la situación de posible fracaso de la empresa para una significación del 0,000. Análogamente para la muestra que define el *IC*. En este caso, el valor del estadístico es  $\chi^2_3 = 202,520$ , nuevamente con significatividad nula del 0,000. Los respectivos *coeficientes de contingencia* para ambas muestras son 0,380 y 0,476, y los *coeficientes de contingencia cuadrática media o fi-cuadrado* y la *V de Cramer*, que coinciden en este caso, son 0,411 y 0,541 respectivamente. Todos ellos confirman la existencia de asociación.

Un resultado paralelo confirma la relación entre la ordenación obtenida por el *IC* y la situación de fracaso empresarial. Para ambas muestras de empresas —tanto para la muestra de empresas que da lugar a la definición del *IC*, como para las de la muestra de validación— es conocida la situación real de las mismas, por lo que la clasificación a partir del *IC* da lugar a una racha de 0 (situación *S*) y 1 (situación *Q*). Sendos tests de rachas aplicadas sobre ellas demuestra la significatividad nula de las mismas, confirmando la existencia de relación entre la clasificación por el *IC* y la situación de fracaso de una empresa.

Los resultados de los correspondientes tests de rachas son los de la Tabla 5:

**TABLA 5**  
Prueba de rachas.

	Muestra de validación	Muestra que define el <i>IC</i>
Valor de prueba <sup>(a)</sup>	1,000	1,000
Casos en total	276,000	691,000
Número de rachas	91,000	191,000
Z	-3,047	-8,227
Significatividad asintótica bilateral	0,002	0,000

<sup>(a)</sup> Especificado por el usuario.

La significatividad nula del test de rachas para ambas muestras confirma la existencia de relación entre la clasificación por el *IC* y la situación de fracaso de una empresa. Como éstas se ubican con preferencia en los primeros lugares, la ordenación puede utilizarse para establecer más controles sobre éstas que sobre las que ocupan los últimos lugares. En efecto, para la muestra de validación la secuencia de rachas obtenida —en la que el 1 indica situación de fracaso y el 0 la ausencia del mismo— es la siguiente:

1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1
1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1
0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1				

Observando la secuencia deducimos que el mayor peso de “unos” se sitúa al principio de la misma. No obstante, el hecho de que en la segunda parte de la secuencia sigan apareciendo empresas fracasadas —de hecho, la última empresa de la secuencia lo es—, o que en la primera parte existan empresas con actividad —la segunda y tercera empresas en la ordenación son activas—, da pie a pensar que los datos contables, que según se ha visto proporcionan información significativa sobre el fracaso empresarial, son de compleja modelización para el objetivo propuesto. Es decir, en la decisión sobre cuándo finalizar la actividad de una empresa, por mala situación económica o por falta de expectativas de futuro, no sólo influyen aspectos meramente técnicos o de gestión, sino que hay una clara componente subjetiva del empresario que le lleva a adoptar una u otra decisión. Esta componente, cuya existencia es real como se aprecia en la secuencia de la tabla anterior, es de imposible cuantificación y, de resultas, de difícil concreción en una posible modelización. Así pues, la psicología empresarial se confirma como un importante factor descriptivo del fracaso empresarial.

### 3. CONCLUSIONES

El índice de clasificación para las empresas se ha construido a partir de las probabilidades de clasificación como empresa sana o fracasada, condicionadas al conocimiento de su situación según funciones discriminantes deducidas para cada ratio contable. La importancia de cada ratio es respetada a través del porcentaje de aciertos conjuntos en la clasificación como sana y fracasada deducida del análisis discriminante. También se tiene en cuenta el número de ratios que facilitan información de cada empresa. El *IC* definido proporciona una medida de la posible

probabilidad de fracaso para una empresa de forma que la ordenación de las empresas según su  $IC_k$  da lugar a un ranking de fracaso empresarial.

La aplicación confirma la existencia de relación estadística entre la información contable, canalizada por el índice de clasificación, y la situación de fracaso empresarial. El correspondiente test de rachas aplicado a la ordenación de las empresas según su  $IC$  determina la no aleatoriedad de la clasificación, ocupando las empresas fracasadas los primeros lugares de la ordenación.

Sin embargo, el hecho de que en ciertas posiciones primeras existan empresas sanas, coexistiendo con empresas fracasadas, mientras que en las últimas posiciones de la ordenación existan empresas fracasadas, coexistiendo con empresas sanas, sugiere que la modelización del fracaso empresarial es, necesariamente, compleja. En efecto, en la decisión de finalizar la actividad de una empresa, además de los aspectos técnicos o de gestión, influyen criterios subjetivos del empresario de muy difícil integración en un modelo de fracaso.

El anterior resultado apunta a una limitación de la modelización del fracaso empresarial a través de la información contable. En efecto, confirmándose la existencia de relación entre información contable y fracaso empresarial, su concreción en un criterio de clasificación de empresas puede fallar cuando se aplica a una empresa concreta, restando valor a la aplicabilidad de un posible modelo *fracaso empresarial/información contable* cuando su uso se restringe a la decisión sobre una posible situación individual.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

---

- ALFARO, E.; GÁMEZ, M. y GARCÍA, N. (2008): "Linear discriminant analysis versus ada-boost for failure forecasting" en *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. XXXVII. Nº 137: pp. 13-32.
- ALTMAN, E.I. (1968): "Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy" en *Journal of Finance*, Vol. 23, nº 4: pp. 589-609.
- ALTMAN, E.I. and SABATO, G. (2006): "Modeling credit risk for SMEs: Evidence from the US market" en *Abacus*, Vol. 1, nº 6: pp. 716-723.
- BAUER, E. and KOHAVI, R. (1999): "An empirical comparison of voting classification algorithms: Bagging, boosting, and variants" en *Machine Learning*, 36: pp. 105-142.
- BEAVER, W.H. (1966): "Financial Ratios as Predictors of Failure" en *Journal of Accounting Research*, Vol. 4: pp. 71-111.
- DE LA TORRE, J.M. y GÓMEZ, M.E. (2005): "Análisis de la sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: Una aplicación a las pymes industriales", Comunicación en *XIII Congreso de A.E.C.A. (Armonización y Gobierno de la Diversidad)*, Oviedo. Actas.
- DEAKIN, E.B. (1972): "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure" en *Journal of Accounting Research*, Vol. 10, nº 1: pp. 167-179.
- EDMISTER, R. (1972): "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction" en *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 7, nº 2: pp. 1477-1493.

- EINSENBEIS, R.A. (1977): "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics" en *The Journal of Finance*, Vol. 32, nº 3: pp. 875-900.
- FRIEDMAN, J.; HASTIE, T. and TIBSHIRANI, R. (2000): "Additive logistic regression: a statistical view of boosting" en *Annals of Statistics* Vol. 38, nº 2: pp. 337-407.
- GÓMEZ, M.E.; DE LA TORRE, J.M. y ROMAN, I. (2008): "Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales" en *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. 37, nº 137: pp. 85-111.
- HORRIGAN, J.O. (1965): "Some empirical bases of financial ratio analysis", en *Accounting Review*, nº 40, pp. 558-568.
- KEASEY, K.; McGUINNES, P. and SHORT, H. (1990): "Multilogit Approach to Predicting Corporate Failure: Further Analysis and the Issue of Signal Consistency" en *Omega*, Vol. 18, nº 1: pp. 85-94.
- LABATUT, G.; POZUELO, J. y VERES, E.J. (2008a): "La insolvencia empresarial en las microempresas valencianas. Un estudio mediante metodología univariante" en *Partida Doble*, nº 201: pp. 68-77.
- LABATUT, G.; POZUELO, J. y VERES, E.J. (2008b): "Los ratios contables como sistemas de control del fracaso empresarial en la PYME española" en *Revista Española de Financiación y Contabilidad* (aprobada su publicación).
- LAFFARGA, J.; MARTÍN, J. y VÁZQUEZ, J. (1985): "El Análisis de la Solvencia en las Instituciones Bancarias: Propuesta de una Metodología y Aplicaciones a la Banca Española" en *Esic Market*, nº 48: pp. 51-83.
- LIZARRAGA, F. (1997): "Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: Análisis del sector industrial de la mediana empresa española" en *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. 26, nº 93: pp. 871-915.
- LÓPEZ, J.; GANDÍA, J.L. y MOLINA, R. (1998): "La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica" en *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. 27, nº 94: pp. 71-97.
- MARTIN, D. (1977): "Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach" en *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, nº 3: pp. 249-276.
- McKEE, T. (2000): "Developing a Bankruptcy Prediction Model via Rough Sets Theory" en *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, nº 9: pp. 159-173.
- MÍNGUEZ, J.L. (2006): "Factores explicativos de la insolvencia empresarial: una aplicación a la pequeña y mediana empresa constructora", Comunicación en *VI Jornadas sobre Predicción de Insolvencia Empresarial*, Carmona (Sevilla). Actas.
- MORA, A. (1996): *El contenido informativo de los datos contables para la toma de decisiones de inversión*. Madrid: Ed. ICAC.
- OHLSON, J.A. (1980): "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy" en *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, nº 1: pp. 109-131.
- PINA, V. (1989): "La información contable en la predicción de la crisis bancaria" en *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. 18, nº 58: pp. 309-338.
- PLATT, H.D. and PLATT, M.B. (1991): "A note in the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction" en *Journal of Banking and Finance*, Vol. 15, nº 6: pp. 1183-1194.
- POZUELO, J. (2007): *La Predicción del Fracaso Empresarial: Un Estudio Empírico de la Pequeña Empresa de la Comunidad Valenciana*. Tesis Doctoral. Universidad de Valencia.
- RAHMINEAN, E.; SINGH, S.; THAMMACHOTE, T. and VIRMANI, R. (2000): "Bankruptcy prediction by neural networks". *Neural Networks in Finance and Investing* (Trippi R.R. and Turban, E., Editors), pp. 175-332, Homewood: ILL., Irwin.

- RAVI, P. and RAVI, V. (2007): "Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques - A review" en *European Journal of Operational Research*. Vol. 180, nº 1: pp. 1-28.
- RODRÍGUEZ, J.M. (1989): "Análisis de las insolvencias bancarias en España: Un modelo empírico" en *Moneda y Crédito*, nº 189: pp. 187-227.
- RODRÍGUEZ, M. (2000): *Métodos y Modelos de Pronóstico del Fracaso Empresarial. Una Aproximación Empírica a la Realidad Empresarial de la Comunidad Autónoma de Galicia*. Tesis Doctoral. Universidad de La Coruña.
- RODRÍGUEZ, M. (2004): "Análisis de Sensibilidad del Modelo de Redes Neuronales Artificiales para la Predicción de la Insolvencia Empresarial. Una métrica para superar la solución de *Caja Negra*", Comunicación en *V Jornadas sobre la Predicción de la Insolvencia Empresarial: la gestión del riesgo financiero y la Nueva Ley Concursal*, AECA-Oviedo. Actas.
- RODRÍGUEZ, M.C. (1990): *La predicción de las crisis empresariales: Modelos para el sector de seguros*. Departamento de Publicaciones. Universidad de Valladolid.
- SCHAPIRE, R.E. (2002). "The Boosting Approach to Machine Learning An Overview" en *Workshop on NonLinear Estimation and Classification*, MSRI.
- SINKEY, J.F. (1975): "A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Bank" en *The Journal of Finance*, Vol. 30, nº 1: pp. 21-36.
- SOMOZA, A. (2001): "La consideración de factores cualitativos, macroeconómicos y sectoriales en los modelos de predicción de la insolvencia empresarial. Su aplicación al sector textil y confección de Barcelona (1994-1997)" en *Papeles de Economía Española*, nº 89/90: pp. 402-413.
- TAM, K.Y. and KIANG, M. (2000): "Predicting bank failures: a neural network approach". *Neural Networks in Finance and Investing* (Trippi R.R. and Turban, E., Editors), pp. 267-301, Homewood: ILL., Irwin.
- VERES, E.J. (2007): "Clasificación de empresas según su solvencia a partir de información contable", Comunicación en *XXI Reunión Anual de ASEPELT-España*, Valladolid. Actas.
- WILSON, R.L. and SHARDA, R. (2000): "Bankruptcy prediction using neural networks". *Neural Networks in Finance and Investing* (Trippi R.R. and Turban, E., Editors), pp. 367-394, Homewood: ILL., Irwin.
- ZMIJEWSKI, M. (1984): "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models" en *Journal of Accounting Research*, Vol. 22, Supplement.: pp. 59-86.
- ZOPOUNIDIS, C. and DOUMPOS, M. (2002): "Multicriteria classification and sorting methods: A literature review" en *European Journal of Operational Research*, Vol. 138, nº 2: pp. 229-246.

## ANEXO

Se consideran 73 ratios  $R_i$  agrupadas en siete categorías según la finalidad contable de las mismas: rentabilidad, estructura financiera, actividad, rotación, liquidez, solvencia a largo plazo y estructura económica. En su conjunto describen suficientemente la situación financiera y contable de la empresa. Reúnen tres condiciones esenciales: *identidad de componentes*, que permite que todo usuario del ámbito empresarial conozca el significado de cada uno de los componentes de los ratios; *existencias de normas contables* para homogeneizar el contenido; y *comparabilidad* para poder determinar la evolución de los valores a lo largo de los años estudiados. La tabla siguiente recoge su definición.

Ratios contables.

RATIO	DEFINICIÓN
<i>Rentabilidad</i>	
REN1	Resultado antes de intereses e impuestos / Activo total
REN2	Resultado del ejercicio / Activo total
REN3	Resultado del ejercicio / Fondos propios
REN4	Resultado del ejercicio / Pasivo total
REN5	Resultado de actividades ordinarias / Activo total
REN6	Resultado antes de intereses e impuestos / Ventas
REN7	Resultado de actividades ordinarias / Pasivo total
REN8	Resultado de actividades ordinarias / Fondos propios
REN9	Resultado del ejercicio / Ventas
REN10	Cash Flow recursos generados / Fondos propios
REN11	Cash Flow recursos generados / Activo total
REN12	Cash Flow recursos generados / Pasivo total
REN13	Cash Flow recursos generados / Pasivo circulante
REN14	Resultado antes de impuestos / Activo total
REN15	Resultado neto – Realizable – Existencias / Activo total
REN16	Cash Flow recursos generados / Ventas
REN17	Resultado antes de intereses e impuestos / Gastos financieros
REN18	Resultado antes de impuestos / Fondos propios
REN19	Resultado antes de impuestos / Ventas
REN20	Resultado antes de impuestos / Pasivo total
REN21	Resultado antes de int. e imp. / Gastos financieros + Pasivo circulante
REN22	Pasivo fijo / Cash Flow recursos generados
REN23	Resultado de actividades ordinarias / Ventas



<b>RATIO</b>	<b>DEFINICIÓN</b>
<i>Estructura financiera</i>	
EF1	Pasivo total / Fondos propios
EF2	Pasivo fijo / Fondos propios
EF3	Pasivo circulante / Fondos propios
EF4	Gastos financieros / Pasivo total
EF5	Pasivo circulante / Pasivo total
EF6	Pasivo fijo / Activo total
EF7	Pasivo circulante / Activo total
EF8	Fondos propios / Pasivo total
EF9	Gastos financieros / Ventas
EF10	Pasivo total / Activo total
EF11	Pasivo fijo / Capital social
<i>Actividad</i>	
ACT1	Valor añadido / Ventas
ACT2	Gastos de personal / Valor añadido
ACT3	Gastos financieros / Valor añadido
ACT4	Ingresos de explotación / consumos de explotación
ACT5	Resultado del ejercicio / Valor añadido
ACT6	Pasivo fijo / Ventas
ACT7	Gastos de personal / Ventas
ACT8	Gastos de personal / Activo fijo
<i>Rotación</i>	
ROT1	Ventas / Activo total
ROT2	Ventas / Activo circulante
ROT3	Ventas / Activo fijo
ROT4	Ventas / Fondos propios + Pasivo fijo
ROT5	Ventas / Pasivo circulante
ROT6	Activo total / Ingresos de explotación
ROT7	Ventas / Capital circulante
ROT8	Ventas / Existencias
ROT9	Ventas / Realizable
<i>Solvencia (liquidez)</i>	
SOLV1	Activo circulante / Pasivo circulante
SOLV2	Activo circulante – Existencias / Pasivo circulante
SOLV3	Disponible / Pasivo circulante
SOLV4	Capital circulante / Pasivo circulante

<b>RATIO</b>	<b>DEFINICIÓN</b>
<i>Solvencia (liquidez)</i>	
SOLV5	Capital circulante / Activo total
SOLV6	Capital circulante / Ventas
SOLV7	Realizable / Capital circulante
SOLV8	Activo circulante – Existencias / Ventas
SOLV9	Recursos generados antes de impuestos / Pasivo circulante
SOLV10	(Activo circulante – Existencias) – Pasivo circulante / Gastos de explotación – Amortizaciones – Provisiones (Intervalo sin crédito)
SOLV11	Capital circulante / Ingresos de explotación
SOLV12	Realizable / Ingresos de explotación
<i>Solvencia a largo plazo</i>	
SOLVLP1	Activo fijo / Fondos propios
SOLVLP2	Recursos generados antes de impuestos / Pasivo total
SOLVLP3	Activo total neto / Pasivo total
<i>Estructura económica</i>	
CF1	Existencias / Activo circulante
CF2	Activo circulante / Activo total
CF3	Activo circulante / Activo fijo
CF4	Existencias / Capital circulante
CF5	Existencias / Activo total
CF6	Realizable / Activo total
CF7	Disponible / Activo total