

REVISTA DE CONTABILIDAD  
SPANISH ACCOUNTING REVIEW

Revista de Contabilidad

ISSN: 1138-4891

[rccsar@elsevier.com](mailto:rccsar@elsevier.com)

Asociación Española de Profesores  
Universitarios de Contabilidad  
España

TASCÓN FERNÁNDEZ, MARÍA T.; CASTAÑO GUTIÉRREZ, FRANCISCO J.  
VARIABLES Y MODELOS PARA LA IDENTIFICACIÓN Y PREDICCIÓN DEL FRACASO  
EMPRESARIAL: REVISIÓN DE LA INVESTIGACIÓN EMPÍRICA RECIENTE

Revista de Contabilidad, vol. 15, núm. 1, 2012, pp. 7-58

Asociación Española de Profesores Universitarios de Contabilidad  
Barcelona, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=359733642001>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en [redalyc.org](http://redalyc.org)

[redalyc.org](http://redalyc.org)

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

# VARIABLES Y MODELOS PARA LA IDENTIFICACIÓN Y PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL: REVISIÓN DE LA INVESTIGACIÓN EMPÍRICA RECIENTE\*

VARIABLES AND MODELS FOR THE IDENTIFICATION AND PREDICTION OF BUSINESS FAILURE: REVISION OF RECENT EMPIRICAL RESEARCH ADVANCES

MARÍA T. TASCÓN FERNÁNDEZ, Universidad de León, m.tascon@unileon.es

FRANCISCO J. CASTAÑO GUTIÉRREZ, Universidad de León

## RESUMEN

Este trabajo analiza la evolución en el tiempo de los estudios sobre fracaso empresarial. Con carácter general, partimos de la revisión crítica realizada en la literatura previa, y aportamos un análisis de la evidencia empírica adicional, con especial atención a la obtenida durante la última década. Pero además, para subsanar algunas deficiencias detectadas en las revisiones anteriores, nos ocupamos de tres aspectos, que pueden considerarse la principal contribución de este trabajo: primero, analizamos la evolución en las últimas décadas del concepto de fracaso empresarial o fallido, detectando cierta evolución desde la identificación hacia la predicción; segundo, analizamos las variables empleadas en los modelos, aportando un estudio de los rasgos empresariales que se representan con las variables (frente al tradicional análisis de frecuencia de las propias variables individuales), siendo los resultados más acordes con los planteamientos y desarrollos teóricos clásicos sobre el fracaso empresarial; y, finalmente, destacamos los puntos fuertes y débiles de las metodologías que, por su reciente aparición, no habían sido analizadas o muy poco por revisiones anteriores: las técnicas de inteligencia artificial y el análisis envolvente de datos (DEA). Adicionalmente, integramos en la revisión el numeroso grupo de trabajos empíricos publicados en España sobre la cuestión, y que no aparecían en ninguna de las revisiones previas analizadas.

**PALABRAS CLAVE:** fracaso empresarial, quiebra, análisis de variables, ratios financieros.

**Clasificación JEL:** G33, L25, M41

---

\* Los autores desean agradecer los comentarios y sugerencias aportados por los dos evaluadores anónimos y el editor asociado de RC-SAR, así como los recibidos de los participantes en el XV Congreso AECA, donde se presentó una versión previa del documento. El trabajo se ha beneficiado del apoyo financiero prestado por la Universidad de León (Proyecto de investigación ULE-2010-9).

**ABSTRACT**

This work analyzes the evolution of business failure literature. In it, we consider previous critical revisions, contributing with the analysis of additional empirical evidence, paying special attention to the last decade. In order to make up for some deficiencies detected in previous revisions, we deal with three aspects that can be considered the main contribution of this work. First, we analyze the business failure concept during the last decades, detecting, from identification to prediction, certain evolution. Second, we analyze the variables used in the different models, adding –to the traditional frequency analysis of the individual variables– a study of the business features proxied by the variables, obtaining rankings more in line with the classical theoretical approaches and developments on business failure. Finally, we illustrate the salient strengths and weaknesses of the recently, and scarcely analyzed methodologies, such as artificial intelligence techniques and data envelopment analyses (DEA). In addition, we incorporate a large group of empirical works on this matter published in Spain, missing in the previous revision works examined.

**KEY WORDS:** business failure, bankruptcy, variable analysis, financial ratios.

**JEL Classification:** G33, L25, M41

## 1 | INTRODUCCIÓN

En la actual situación financiera de incertidumbre, donde el riesgo de crédito parece seguir en una escalada creciente, el aumento de los derechos de cobro impagados es causa y efecto del fracaso empresarial. La crisis ha renovado el interés por estos aspectos del riesgo de crédito que en años de bonanza económica parecían superados por los modelos cuantitativos sofisticados para el cálculo de probabilidades de fallido y exposiciones al fallido. En este momento de cambios, el orden de prioridades es distinto y de nuevo tiene más sentido investigar sobre el fracaso empresarial: cómo detectarlo, para poder anticiparlo, y, en su caso, poner las medidas correctoras necesarias para evitar o minimizar sus efectos.

El cambio de normativa contable que se ha producido recientemente en España se enmarca en la adopción de las normas internacionales de contabilidad por parte de la Unión Europea, lo cual se suma a la creciente utilización de este grupo de normas por países de todo el mundo. Las normas internacionales de contabilidad se están convirtiendo en un potente instrumento de armonización internacional<sup>1</sup>, con las ventajas que ello supone a efectos de la comparabilidad de la información. Un marco común de normas contables para empresas cotizadas posibilita la extensión de las muestras a zonas geográficas amplias, permitiendo no sólo la comparación de empresas de varios países; y los estudios de verificación de diferencias entre países detectadas cuando las variables contables no eran homogéneas<sup>2</sup>; sino también los estudios por sectores y otro tipo de grupos de empresas, que no podían hacerse por países por el reducido número de empresas en ese sector o grupo concreto.

En el caso del riesgo de crédito, y concretamente del fracaso empresarial, el cambio de normas puede modificar la importancia de las variables contables dentro de los modelos, lo que requeriría como mínimo una serie de trabajos empíricos que validen o modifiquen las referencias anteriores. Pero la convergencia internacional de la normativa tiene un efecto aún más relevante. La posibilidad de realizar estudios para zonas supranacionales con normas contables homogéneas proporciona a los investigadores mejores condiciones para el análisis específico de sectores y subsectores concretos: entidades de depósito, empresas eléctricas, grandes superficies comerciales, empresas constructoras, etc. cuya población en muchos países no tiene el tamaño crítico suficiente para aplicar las metodologías cuantitativas y que los resultados sean estadísticamente significativos.

---

<sup>1</sup> En la cumbre de Londres del G-20 celebrada en abril de 2009, se aprobó el apartado núm. 15 que solicita a los encargados de establecer normas contables que colaboren urgentemente con supervisores y reguladores para mejorar los criterios de valoración y provisión, y alcanzar un conjunto de normas contables mundiales de alta calidad.

<sup>2</sup> La línea de investigación contable sobre diferencias internacionales en las normas y en la aplicación de las mismas se ocupará de determinar si las normas internacionales comunes se aplican de formas distintas por áreas de influencia. Pero sin duda habrá un mayor grado de armonización.

En nuestra opinión, las razones antedichas van a dar lugar en los próximos años a una nueva etapa de trabajos sobre fracaso empresarial. Para afrontarla, parece necesario delimitar primero el estado de la cuestión. Aunque existen excelentes trabajos previos de revisión, tales como Zavgren (1983), Jones (1987), Keasey y Watson (1991), Altman (1993), Balcaen y Ooghe (2006), Ravi Kumar y Ravi (2007), y Bellovary *et al.* (2007), los cuatro primeros resultan parciales por no recoger las últimas dos (o incluso tres) décadas de evidencia, mientras que los tres últimos se ocupan de parcelas concretas de esa evidencia previa. Pretendemos que nuestro trabajo complementa los anteriores en varios aspectos que se señalan a continuación.

El primer objetivo de este trabajo es analizar la evolución en el tiempo de los estudios sobre fracaso empresarial. Para ello, partimos de la revisión crítica de la literatura que hacen los autores anteriormente citados, para poner de manifiesto los puntos fuertes y débiles de los modelos planteados. En este sentido, nuestra aportación consiste en la revisión de evidencia empírica adicional, con especial atención a la obtenida durante la última década. Nuestro segundo objetivo es subsanar algunas deficiencias detectadas en las revisiones anteriores. Así, nos ocupamos de tres aspectos, que pueden considerarse la principal aportación de este trabajo: primero, analizamos la evolución en las últimas décadas del concepto de fracaso empresarial o fallido; segundo, analizamos las variables empleadas en los modelos, lo que implica el cuestionamiento de su relación con una teoría cada vez más positiva y menos normativa del fracaso empresarial y, finalmente, prestamos especial atención a las metodologías que por su reciente aparición no habían sido analizadas o muy poco por revisiones anteriores, tales como las técnicas integradas dentro de la inteligencia artificial y el análisis envolvente de datos (DEA). Nuestro tercer objetivo es integrar en la revisión el numeroso grupo de trabajos empíricos publicados en España sobre la cuestión, y que no aparecen en ninguna de las revisiones citadas.

Una cuestión subyacente en este trabajo es la ausencia de una teoría firme sobre el fracaso empresarial. A pesar del profuso número de trabajos empíricos y teóricos sobre la cuestión, y de la creciente sofisticación de los métodos de medición, no se ha conseguido desarrollar el mapa conceptual de relaciones explicativas entre el comportamiento económico de las empresas, medido con variables internas, fundamentalmente contables, el efecto de los factores externos, tanto sectoriales como macroeconómicos, medidos todos ellos a través de las variables disponibles, y la quiebra efectiva o la posibilidad de quiebra de esas empresas. Nuestra intención al hacer el análisis de evolución en el tiempo del concepto de fracaso, y de su traducción en modelos y variables, es integrar los pasos que se han dado para la construcción de esa teoría. Si, pese a los cambios de escenario, en el tiempo y en el espacio, se pueden detectar elementos comunes y regularidades sobre qué origina, cómo y cuándo el fracaso, es posible situar algunos elementos en la base del mapa conceptual.

Como resultado del análisis, queda patente un elevado grado de dispersión en los tres apartados en los que se ha dividido nuestro objetivo de estudio, concepto de fracaso, variables y metodologías. Detectamos una cierta convergencia en las variables con poder explicativo,

en línea con trabajos anteriores: los ratios sobre rentabilidad seguidos de los ratios de endeudamiento. En el caso de las metodologías, se percibe una evolución dentro de cada una, pero no se puede hablar de abandono de unas a favor de otras, porque las metodologías que han ido apareciendo compensan carencias de las anteriores pero aportan nuevos problemas. Además, identificamos dos carencias comunes a todos los trabajos: por un lado, la utilización de un resultado dicotómico: empresa fallida, empresa no fallida; y por otro lado, la escasa consideración de factores ajenos a la propia empresa.

El trabajo se organiza como sigue. Tras la introducción, se hace un recorrido por los trabajos sobre fracaso empresarial, que nos permite revisar el concepto de fracaso empresarial, la teoría subyacente al planteamiento de los modelos y las variables con mayor poder explicativo según la evidencia encontrada en los trabajos analizados. El tercer apartado se ocupa de la evolución y comparación de las metodologías. Finalmente, se destacan las principales conclusiones del trabajo, junto con las limitaciones.

## 2 | FRACASO EMPRESARIAL, MODELOS Y VARIABLES EXPLICATIVAS

El concepto de fracaso, el planteamiento del modelo y las variables explicativas son elementos clave en la teoría sobre el fracaso empresarial. En los siguientes apartados tratamos de identificar los avances de la literatura previa en estos tres aspectos y las causas por las que no se ha conseguido construir un marco conceptual sobre la cuestión.

### 2.1. De la teoría a la evidencia empírica: el concepto de fracaso y el planteamiento de modelos

La definición de empresa fracasada y empresa sana determina a qué empresas se puede aplicar un modelo y qué papel pueden desempeñar en él. Haciendo una revisión de las distintas acepciones que los autores plantean para el fracaso empresarial, la quiebra o la empresa fallida, vemos idéntica diversidad en los trabajos españoles y extranjeros. En un trabajo reciente, Graveline y Kokalari (2008) mencionan tres grupos de conceptos: dejar de pagar una deuda; reunir las condiciones previstas en la normativa vigente sobre quiebra; o tener una situación patrimonial precursora del fracaso futuro; si bien ellos se inclinan por cualquiera de los dos primeros.

Como ejemplo del primer grupo podemos citar a Beaver (1966), Marais *et al.* (1984), Gabás (1990), García, Arqués y Calvo-Flores, (1995) o Westgaard y Wijst (2001), que definen el fracaso como la incapacidad de atender obligaciones financieras a su vencimiento.

En el segundo grupo se puede clasificar a Deakin (1972), que considera fracaso empresarial a las empresas en quiebra, suspensión de pagos o concurso de acreedores, al igual que hacen en

España Lizarraga (1997), Ferrando y Blanco (1998), López et al. (1998), Román *et al.* (2001), Gómez *et al.* (2008). Zmijewski (1984) toma solo aquellas que presentan quiebra; Taffler (1982) entiende la liquidación voluntaria, por orden legal o con intervención estatal como fracaso. Enlazando con este último, podemos incluir en este apartado el cese de actividad genérico que recogen Becchetti y Sierra (2003). Los autores que han estudiado el sector bancario estiman el fracaso por la intervención o no del Fondo de Garantía de Depósitos (Laffarga *et al.*, 1985 y Pina, 1989). De forma similar, para el sector asegurador, el trabajo de Mora (1994b) considera una compañía fracasada por la intervención o no de la Comisión Liquidadora de Entidades Aseguradoras.

Un buen representante del tercer grupo sería Altman (1981), que define el fracaso como insolvencia técnica o en el sentido de capital consistente en falta de liquidez; un grupo de autores se refiere al mantenimiento de pérdidas continuadas (Gilbert *et al.*, 1990; Hill et al., 1996); Gazengel y Thomas (1992) consideran empresa fracasada aquella que genera cíclicamente más carga financiera que ingresos; y más recientemente Davydenko (2007) plantea que cuando la situación patrimonial refleja un valor reducido en los activos o una escasez de tesorería se puede desencadenar el fracaso empresarial. Rubio (2008) y Correa *et al.* (2003) hablan de entidad fracasada cuando esta incurre en quiebra técnica, entendiendo como tal el patrimonio neto contable negativo.

En conjunto, se aprecia que en unos casos el fracaso es definitivo, mientras que en otros es temporal u ocasional, o bien solo relativo<sup>3</sup>. Pero ¿es muy diferente una empresa declarada en quiebra de una no declarada como tal que se encuentra en serias dificultades? Aunque Keasey y Watson (1991) afirman que la mayoría de los modelos predictivos consideran fracasada a la empresa en liquidación o quiebra, algunos trabajos empíricos demuestran estar usando esta definición de forma bastante más flexible, porque si bien seleccionan empresas fracasadas que cumplan esa condición para una parte de su muestra, evitan la selección de empresas en dificultades<sup>4</sup> para la parte de la muestra que debe contener empresas saludables y para la muestra de comprobación (Shrieves y Stevens, 1979; Taffler, 1982). Precisamente, para saber si un modelo es útil cuando se trata de distinguir empresas saludables de fracasadas, debería aplicarse a empresas no claramente saludables ni claramente fracasadas, tal como señala Jones (1987). Pero cuando se ha aplicado esto en la práctica los modelos han resultado ser muy poco precisos en la identificación (Gilbert *et al.*, 1990).

Así, tomar como empresas fracasadas aquellas que han sido declaradas oficialmente como tales tiene ventajas pero también inconvenientes. Las ventajas serían: poder identificar de

---

<sup>3</sup> Abad *et al.* (2004) denominan a estos niveles de fracaso: agujero negro, revés y crecimiento fracasado.

<sup>4</sup> Por ejemplo, la gran precisión del modelo de Wilcox (1976) debe tomarse con cautela porque no usó muestra de comprobación y muchas empresas tenían probabilidades de quiebra que estaban en los extremos de la distribución, esto es, cerca de cero o cerca del 100%. El modelo no parecía ser sensible al desempeño de la empresa fuera de los extremos.

forma objetiva el fracaso (es irreversible y hay un registro de empresas en esta situación); y situarlo en el tiempo de forma precisa. Los inconvenientes serían: que no haya diferencias claras con el grupo de empresas no declaradas todavía fallidas, pero en proceso de llegar a serlo<sup>5</sup>; y la posibilidad de que las normas recojan distintos criterios<sup>6</sup> en el tiempo, o distintos criterios por país, para el mismo tipo de situación de una empresa.

Mientras los dos primeros grupos de conceptos de fracaso hablan de la situación de la empresa a la fecha de estudio, el tercero, que aparece cronológicamente más tarde que los anteriores, trataría de detectar en la situación patrimonial actual el origen del futuro fracaso. Se percibe, pues, una evolución de los trabajos desde la identificación hacia la predicción del fracaso empresarial. Y esto es un cambio relevante desde el punto de vista teórico, que debe tenerse en cuenta en la aplicación de los modelos y en la interpretación de los resultados.

En primer lugar, un modelo de identificación compara empresas fracasadas (y no fracasadas), las que sirven para calibrar el modelo, con empresas que reúnen las mismas condiciones, en la parte que las variables seleccionadas son capaces de captar. Cuanta mayor proporción de estas condiciones se reúna, más cerca estará la entidad analizada del fracaso. Mientras que un modelo de predicción no debería comparar las empresas que se quiere evaluar con las empresas fracasadas una vez concluido el proceso, sino con las fases anteriores de deterioro. Algunos trabajos<sup>7</sup> han identificado la evolución de las variables en los años anteriores al fracaso, los problemas son: distinguir fases con diferentes denominaciones, que pueden estar fuertemente

---

<sup>5</sup> Que sean empresas en proceso de llegar a ser fallidas, no implica necesariamente que acaben siendo liquidadas o declaradas en quiebra. Cuanto más largo sea el proceso de deterioro más posibilidades hay de detectarlo y poner remedio, ya sea actuando sobre la parte operativa (cambios en el proceso productivo, restructuración de activos...), sobre la parte financiera (refinanciación, financiación adicional propia o ajena...) o entrando en procesos de concentración con empresas en mejor situación (como las fusiones). De hecho, tal como apuntan Keasey y Watson (1991), son precisamente las empresas que muestran señales de deterioro con suficiente antelación las que pueden beneficiarse de la aplicación de este tipo de modelos de predicción. Barniv *et al.* (1997) distinguen en su modelo empresas que tras la resolución del proceso de quiebra acaban siendo absorbidas, de otras que siguen funcionando como empresas independientes y de las que se liquidan.

<sup>6</sup> Por ejemplo, de acuerdo con la normativa actual en España, una empresa puede solicitar voluntariamente la declaración de concurso de acreedores para beneficiarse de las ventajas que la normativa le ofrece para salir de una situación transitoria de dificultades, o bien, para evitar las consecuencias negativas de no haberlo hecho, si posteriormente llega a quebrar y se la declara en quiebra culpable.

<sup>7</sup> Shumway (2001) ataca los modelos estáticos atribuyéndoles estimaciones sesgadas, inconsistentes e ineficientes, por lo que propone el uso de modelos de riesgo para periodos discretos. Balcaen y Ooghe (2006) analizan el problema de no considerar la dimensión temporal del fracaso, porque la falta de consistencia de las señales en el tiempo, unida a la aplicación mayoritaria de modelos estáticos, genera muchos errores de clasificación y predicción. Laitinen (1993) pone de manifiesto cómo los coeficientes de los modelos van cambiando a medida que se toman las variables contables en periodos más alejados del fracaso. Jones y Hensher (2004) modelizan tres categorías diferentes de fracaso de la empresa (no fallidas, insolventes y en quiebra). Y en su trabajo de 2008 incorporan también empresas en dificultades en proceso de fusión o toma de control. Beaver *et al.* (2005; 2009) utilizan una aproximación logística multiperiodo que, a diferencia de los modelos estáticos, considera el riesgo de quiebra en varios años, incluidos los años en los que la empresa quebrada aún no lo estaba. Labatut *et al.* (2009) incorporan el tiempo como una variable fundamental en la detección del fracaso empresarial, para lo cual modelizan, con probabilidades el comportamiento de un sistema de control aplicado a ratios contables.



condicionadas por la normativa vigente; y que la velocidad de deterioro de las empresas no es homogénea, depende tanto de factores externos (restricciones al crédito, evolución negativa de la demanda, duración de los ciclos económicos...), como internos (problemas en la sucesión de la propiedad, en la dirección, conflictividad laboral...). Algunos autores creen que la definición de fracaso condicionará la elección de las variables (Balcaen y Ooghe, 2006), si bien otros encuentran una selección de variables similar en modelos formulados a partir de distintas definiciones (Hayden, 2003).

Otra cuestión importante, relacionada con la definición de empresa fracasada y no fracasada, atañe a la selección de la muestra. La necesidad en muchos modelos de formar dos submuestras, una de empresas fracasadas y otra de empresas sanas, plantea otro problema: que no se cumpla la teórica aleatoriedad de la muestra característica de un modelo estadístico. En la gran mayoría de trabajos empíricos sobre fracaso empresarial las muestras no son aleatorias. Esto se debe, en unos casos, a que el modelo se aplica emparejando cada empresa fallida con una no fallida, y suelen ser contemporáneas y similares en rasgos tales como el tamaño, el sector o la antigüedad (Altman, 1968; Blum, 1974; Ohlson, 1980; Zavgren, 1985; Tsukuda y Baba, 1994; Leshno y Spector, 1996; Piramuthu et al. 1998; Platt y Platt, 2002; Lee *et al.*, 2005). Otra causa habitual es la diferencia en la población de empresas fracasadas respecto a la de empresas sanas, lo que hace que la población menos frecuente quede sobrerrepresentada en el modelo (Zmijewski, 1984; Sueyoshi y Goto, 2009c). También se ha apuntado el sesgo de la muestra para dejar fuera a empresas que por su tamaño o juventud presentan datos incompletos (Taffler, 1982). El hecho de no seleccionar una muestra de forma aleatoria presenta los siguientes inconvenientes (Palepu, 1986): se sobreestima la capacidad predictiva del modelo; difícilmente se puede generalizar el modelo al resto de la población; y puede dificultar la interpretación económica de los resultados. En particular, si las muestras no son aleatorias en cuanto a características generales tales como el sector, el tamaño o la edad de la empresa, el modelo no será aplicable a las entidades infrarrepresentadas en la muestra (Balcaen y Ooghe, 2006).

En cuanto a la teoría que subyace a los modelos de fracaso empresarial, muy pocos autores que escriben sobre la cuestión, antes de proponer modelos, muestran su interés por identificar las causas y los síntomas de una empresa que fracasa. Para el planteamiento de los modelos, la mayoría de los autores parece basarse en alguna variante del modelo de flujos de efectivo de Beaver (1966) donde la empresa mantiene un remanente de efectivo como resultado de sus cobros y pagos por actividades operativas, y la empresa fracasa cuando ese remanente desaparece (Keasey y Watson, 1991).

Argenti (1976) identifica los defectos de las empresas que les llevan a cometer una serie de errores que desencadenan el fracaso. Estos defectos se producen por una mala gestión, deficiencias en el sistema contable, o una mala adaptación al cambio. En la segunda fase, los errores se producen por dejar aumentar en exceso el apalancamiento, seguir con negocios que

no generan beneficios, o iniciar un gran negocio que una mala racha convierte en una gran carga. En la tercera fase aparecen los síntomas, siendo los más importantes los financieros (deterioro de liquidez, aumento de apalancamiento, reducción de ventas sobre activos, reducción de tesorería sobre deuda, reducción de la cotización sobre beneficios, etc.), pero también el empleo de contabilidad creativa para ocultar la realidad, señales no financieras sobre el empeoramiento de la calidad, del mantenimiento de las instalaciones o de retrasos en el suministro de los proveedores. Otras causas apuntan a la mala suerte, el fraude o las restricciones impuestas desde diversos organismos públicos o privados, (sindicatos, gobierno, grupos de protesta...). Otro hallazgo importante de Argenti (1976) es que hay tres clases bien distintas de empresas que fracasan: las que nunca llegan a despegar después de su creación; las individuales que crecen demasiado y resultan inabarcables para su creador; y las empresas maduras que, sin una buena estructura de gestión, acaban quebrando tras varios años de deterioro gradual. Para estos tipos distintos de empresas los síntomas aparecen en diferente orden y el proceso de deterioro tiene una duración muy diferente.

Keasey y Watson (1991) se apoyan en el trabajo de Argenti (1976) y sostienen que la quiebra de una empresa depende no solo de sus deudas, sino también de los intereses económicos y el poder de sus partícipes (*stakeholders*), así como de la capacidad de los gestores para superar las dificultades para hacer frente a las deudas y para actuar con independencia de los intereses de los partícipes.

Wilcox (1971) se muestra crítico con autores como Beaver o Altman por su falta de marco conceptual. Su intención es desarrollar un modelo teórico para explicar mejor los resultados de Beaver y para generar hipótesis que llevaran a predictores de fallido potencialmente mejores. Para ello, adapta el clásico problema de la ruina del jugador fijándose en el valor de liquidación neto y los factores que causan su fluctuación. El primero es simplemente un nivel de dinero determinado por la entrada de liquidez y la tasa de salida. Asumiendo un “proceso estable”, Wilcox postula que la probabilidad de que el valor de liquidación neto se reduzca a cero (interpretado como quiebra o fallido definitivo) es una función de tres elementos: el valor de liquidación neto actual o riqueza actual, la media ajustada del flujo de efectivo, y la variabilidad del flujo de efectivo ajustado, medido por su varianza. El propio autor reconoce que el modelo es una gran simplificación, y sus desalentadores resultados empíricos le muestran el escaso significado de su probabilidad de fallido. Más tarde Wilcox (1976) abandona la estructura de la forma funcional y construye un modelo de predicción basado en las variables que sugería su primer modelo.

En cambio, la inmensa mayoría de autores parecen compartir la opinión de Altman, que desde sus primeros trabajos (en los años 60) admite que quizá hay diferentes causas para el fallido, pero que identificar las vinculaciones causales puede no ser muy útil para prevenir o predecir el fracaso. En esta línea, Scott (1981), tras un análisis comparativo de los modelos

empíricos propuestos hasta ese momento, concluye que aunque los modelos no se basan en teoría explícita, su éxito sugiere la existencia de una regularidad subyacente fuerte.

Y es en la búsqueda de esa regularidad subyacente donde los modelos estadísticos desempeñan su papel. Mediante una agregación estadística se resume la información contenida en los estados financieros de la empresa para determinar si el perfil financiero de la empresa se asemeja más a los perfiles financieros de las empresas que previamente han resultado fallidas o han estado en dificultades, o bien, a las que no han resultado fallidas ni han estado en dificultades. Por tanto, los modelos estadísticos no constituyen una teoría explicativa del fracaso, sino herramientas descriptivas para el reconocimiento de pautas, tal como señalan Keasey y Watson (1991).

Los escasos intentos de formular modelos desde el razonamiento económico se han encontrado con resultados desalentadores en la fase de contraste empírico, a causa de diversos inconvenientes para la generalización: hay distintos tipos de fracaso empresarial, con diferente velocidad de deterioro y con síntomas distintos; no hay una forma genérica buena de distinguir empresas fracasadas de empresas no fracasadas, salvo quizá en los extremos; las variables accesibles para el investigador reflejan fundamentalmente la situación económica y financiera de las empresas, pero difícilmente consiguen captar las características y el desempeño de los propietarios y gestores, que tanto tienen que ver con la forma de afrontar las crisis y la posibilidad de salir de ellas. Finalmente, para el planteamiento de los modelos es muy importante la finalidad que se les vaya a dar, a qué empresas se van a aplicar y con qué costes, lo cual depende subjetivamente del analista.

De manera que la incapacidad del marco conceptual (o la ausencia de este, en opinión de otros autores) para identificar variables, ya sea con carácter general, para cualquier tipo de fracaso, o con carácter específico, para clases de empresas o de situaciones económicas concretas, ha llevado a los autores a sustituir la teoría, sobre qué variables debe contener un modelo, por la regularidad estadística de las variables explicativas para el grupo específico objeto de análisis en el periodo de estudio y con los condicionantes que el analista incorpore. Si bien, el punto de partida para seleccionar las variables es una especie de fondo común de variables elegibles que, en unos casos, respetan el razonamiento económico y, en otros, el respaldo empírico de trabajos anteriores que, a su vez, se apoyan en el razonamiento económico o en resultados de trabajos anteriores.

## **2.2. Variables explicativas**

Como quedaba de manifiesto en el apartado anterior, la ausencia de un modelo teórico formal de las relaciones entre el fracaso de la empresa, los factores económico-financieros internos o externos a la empresa, los intereses económicos de los distintos agentes relacionados y las formas de actuar de los gestores, ha sido la causa de que las variables que se incluyen en

los modelos se seleccionen cada vez menos a partir del razonamiento económico y cada vez más a partir de la experiencia empírica previa en trabajos sobre la cuestión y a partir del uso de procedimientos estadísticos que seleccionen las variables más explicativas de entre una amplia variedad inicial (Scott, 1981). Esta es la norma actual en trabajos de acumulación de evidencia mediante el uso de una metodología previamente desarrollada y aplicada al fracaso empresarial.

En cambio, los trabajos que proponen nuevas metodologías, o innovaciones relevantes en alguna metodología ya empleada, tienden a seleccionar las mismas variables que se usan en los trabajos empíricos con los que quieren comparar el desempeño de su modelo. En la Tabla 1, se ofrecen varios ejemplos de criterios utilizados en la selección de ratios financieros, principal grupo de variables que se utilizan en el contraste de modelos de fracaso empresarial.

TABLA 1. EJEMPLOS DE CRITERIOS DECLARADOS PARA  
LA SELECCIÓN DE RATIOS FINANCIEROS

Criterio de selección de ratios	Autores
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Popularidad en la literatura.</li> <li>- Funcionamiento en estudios previos.</li> <li>- Relación del ratio con el concepto de <i>cash flow</i>.</li> </ul>	Beaver (1966)
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Ratios del estudio de Beaver (1966).</li> </ul>	Deakin (1972)
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Marco general para selección de variables, basado en el modelo de <i>cash flow</i>.</li> </ul>	Blum (1974)
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Parte de ratios usados por Deakin (1972).</li> <li>- Análisis de componentes principales.</li> </ul>	Libby (1975)
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Entre los cinco grandes bloques de información financiera (beneficio, <i>cash flow</i>, activo, pasivo patrimonio neto y fondo de maniobra), selecciona variables contables independientes y escoge los ratios formados con ellas.</li> <li>- Toma otras variables que la evidencia previa encuentra significativos.</li> </ul>	Lincoln (1984)
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Empleo frecuente en el análisis financiero.</li> <li>- Ratios computables según datos.</li> <li>- Criterio de investigadores y grado de significación estadística (test F).</li> </ul>	Laffarga, Martín y Vázquez (1985, 1986a, 1986b, 1991)
Juicio investigadores	Laffarga, Martín y Vázquez (1987)
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Los más comúnmente utilizados.</li> <li>- Emplea un modelo general de regresión y desecha los datos con un valor <math>t^2</math> poco significativo.</li> </ul>	Pina Martínez (1989)
Índices contables frecuentes.	Rodríguez Fernández (1986; 1987, 1989a, 1989b)
Ratios contables diversos y año de fundación.	Martínez, Navarro y Sanz (1989)

Criterio de selección de ratios	Autores
Ratios utilizados por Pina (1989), previa comprobación de su poder discriminatorio.	Serrano Cinca (1994, 1997); Serrano y Martín (1993); Mar Molinero y Serrano Cinca (2001); Fernández y Olmeda (1995); Serrano Cinca y Martín del Brío (1993); Bonsón, Escobar y Martín (1997a; 1997b); De Andrés Sánchez (2005)
Ratios utilizados en literatura previa. Selección a partir de los criterios CAMEL ( <i>Capital, Asset, Management, Equity and Liquidity</i> ), muy utilizado en la banca en USA.	Tam (1991); Tam y Kiang (1992); Swicegood y Clark (2001)
Ratios efectivos para la predicción en literatura previa. Aplicación de contrastes de significación estadística y análisis <i>cluster</i> .	Tsukuda y Baba (1994)
Variables utilizadas en Altman (1968).	Serrano-Cinca (1996); Zhang et al (1999); Lee et al. (2005)
Ratios utilizados por Ohlson (1980).	Barniv et al. (1997)
Diversidad de ratios utilizados en la literatura y en estudios teóricos.	López González y Flórez López (2000)
Variables que captan la fortaleza de una empresa y apoyan la evidencia previa.	Cielen et al. (2004) Beaver, McNichols y Rhie (2005); Gómez, De la Torre y Román (2008)
Ratios utilizados en Beaver, McNichols y Rhie (2005).	Beaver, Correia y McNichols (2009)

Cuando se seleccionan las variables estadísticamente, el inconveniente apuntado por varios autores (Edmister, 1972; Keasey y Watson, 1991; Zavgren, 1983) es que los resultados no se puedan extrapolar a otras muestras de la población. Por otro lado, una selección estadística de variables puede incluir factores interrelacionados, generando problemas de correlación que explicarían por qué en algunos modelos los signos de una parte de las variables sean contrarios al razonamiento económico (Balcaen y Ooghe, 2006). También puede ocurrir que queden fuera del modelo factores que a priori parecerían relevantes, tales como liquidez, endeudamiento, rentabilidad o actividad (Dambolena y Khoury, 1980).

Para analizar las variables relevantes en los estudios sobre fracaso empresarial y los principales factores económicos que subyacen a tales variables, hemos seleccionado una muestra de 40 trabajos empíricos que abarcan desde 1966 hasta 2009 y utilizan una amplia variedad de las metodologías mencionadas en esta revisión. Las variables que se consideran significativas para incluir en los modelos se recogen en la Tabla 5 (en un Anexo al final del trabajo, por su gran extensión). En ella, las variables pueden buscarse por orden alfabético y los autores por

orden cronológico. La última columna representa el número de trabajos de la muestra que considera explicativa cada variable, y la última fila indica el número de variables consideradas explicativas en cada uno de los trabajos analizados. Ambas líneas de totales presentan gran dispersión: los trabajos por variables varían entre 1 y 18; en tanto que las variables por trabajo varían entre 1 y 34. La Tabla 2 muestra los 8 ratios que se repiten con mayor frecuencia en la muestra de trabajos seleccionada. Revisiones similares sobre frecuencia de ratios se han hecho en Dimitras *et al.* (1996), en Daubie y Meskens (2002) y en Bellovary *et al.* (2007). Los ratios más frecuentes para Dimitras *et al.* (1996) son: fondo de maniobra/activo total, deuda total/activo total, activo circulante/pasivo circulante, BAIT/activo total y beneficio neto/activo total. Daubie y Meskens (2002) obtienen similares resultados en diferente orden: activo circulante/pasivo circulante, fondo de maniobra/activo total, BAIT/activo total, activos líquidos/pasivo circulante y beneficio neto/activo total. Por su parte, Bellovary *et al.* (2007) obtiene que los cinco más frecuentes son: beneficio neto/activo total, activo circulante/pasivo circulante, fondo de maniobra/activo total, beneficio retenido/activo total y BAIT/activo total. Si comparamos nuestros ratios más frecuentes con los identificados en estos dos trabajos, vemos que entre nuestros 5 primeros ratios cuatro son los mismos (y en el mismo orden) que en Dimitras *et al.*; y tres coinciden con Daubie y Meskens (también en el mismo orden) y otros tres con Bellovary *et al.* Tres ratios aparecen en común en todos los estudios, dos de rentabilidad económica y uno de equilibrio económico-financiero. Aunque los otros ratios que aparecen como más frecuentes a estos autores aparecen en nuestro estudio, las frecuencias encontradas son mucho menores. Sin duda, la muestra de trabajos empleada en cada caso está sesgando las frecuencias<sup>8</sup>.

TABLA 2. RATIOS MÁS FRECUENTES

Variables explicativas	n° de trabajos
Deuda Total / Activo total	18
Activo circulante / Pasivo circulante	14
BAIT / Activo Total	14
Beneficio Neto / Activo Total	14
Activo circulante / Activo Total	10
Beneficios no distribuidos / Activo Total	7
Gastos financieros / Pasivo exigible	7
Recursos generados / Pasivo exigible	7

<sup>8</sup> Por ejemplo, el ratio activo circulante/activo fijo que se sitúa en quinto lugar en nuestro estudio, y que ya aparecía en los trabajos pioneros de Beaver o Altman, es muy utilizado en trabajos publicados en España, que no se recogen en las otras dos revisiones.

Pero las variadas alternativas para formular ratios que miden un mismo aspecto de la empresa (como liquidez, endeudamiento, rentabilidad, etc.) hacen que los resultados de la tabla comprensiva recogida en el anexo, e incluso los resumidos en la Tabla 2 sobre los ocho ratios más repetidos, resulten difíciles de interpretar. Por ello, hemos agrupado las variables en bloques homogéneos por su significado económico y presentamos un resumen de los resultados en la Tabla 3. Así, podemos identificar qué aspectos de la empresa han resultado relevantes con mayor frecuencia en la muestra para la identificación o predicción del fracaso empresarial. En la Tabla 5 también se puede apreciar si los factores analizados han variado o no con el tiempo.

TABLA 3. FACTORES ECONÓMICOS SUBYACENTES A LAS VARIABLES

Categorías de ratios	Items	% s/Total	Ratios distintos
Rentabilidad	64	17,44 %	16
Endeudamiento	55	14,99 %	20
Equilibrio Económico-Financiero	42	11,44 %	12
Estructura Económica	38	10,35 %	15
Margen	35	9,54 %	16
Rotaciones	32	8,72 %	17
Otros ratios	76	20,71 %	37
Variables	25	6,81%	21
Totales	367	100%	154

La Tabla 3 muestra que el rasgo de la empresa más repetido en los estudios de fracaso seleccionados para la muestra es la rentabilidad (64 items) y que ese rasgo se ha medido con 16 ratios diferentes. Consideramos ratios de rentabilidad aquellos que relacionan partidas de resultado con partidas de balance, ya sean económicas o financieras. En segundo lugar se sitúan los ratios de endeudamiento, donde hemos recogido todos aquellos que relacionan dos masas patrimoniales de financiación (al menos una de ellas de deuda). El tercer rasgo es el equilibrio económico-financiero, donde incluimos ratios que relacionen masas de activo con masas de financiación. El cuarto es la estructura económica, donde los ratios comparan dos masas patrimoniales del activo. El quinto es el margen, donde incluimos la relación entre partidas de resultados y otros componentes de la cuenta de pérdidas y ganancias. El sexto es la rotación donde se compara una partida de la cuenta de pérdidas y ganancias con una masa patrimonial del balance. Al final de la tabla se puede ver que los estudios han utilizado otros 37 ratios que no encajan en las categorías anteriores, y para los que cualquier grupo homogéneo alcanzaría mucha menor frecuencia que los cinco anteriores. También se han utilizado 21

variables sin forma de ratio. Como norma general, cada variable de estas solamente aparece en un trabajo.

La primera conclusión es que los trabajos empíricos han combinado todos los ratios posibles que pudieran aportar información adicional sobre el buen o mal funcionamiento de la empresa. La segunda conclusión es que los factores que la teoría apunta como factores fundamentales, y que se pueden aproximar con datos contables, son los que subyacen a los ratios más utilizados: rentabilidad, endeudamiento y equilibrio económico-financiero. Tanto en la Tabla 2 como en la recogida en el anexo (Tabla 5), se puede apreciar que la inmensa mayoría son ratios calculados a partir de información contable de la empresa que se quiere analizar; y casi todas son variables referidas a la empresa en cuestión. Utilizar datos contables tiene dos inconvenientes básicos: la influencia que sobre las variables ejercen las políticas contables de la empresa (problema más acusado con empresas pequeñas y medianas) (Balcaen y Ooghe, 2006); y las diferencias en la normativa contable entre distintos países, o bien en el mismo país entre distintos periodos, cuando se ha producido un cambio de normas.

De forma complementaria a los ratios contables, y con escasa frecuencia, se han utilizado datos no procedentes de los estados financieros, aunque parte de esa información se calcule a partir de los anteriores o proceda de los informes anuales de las empresas. Por ejemplo, Dambolena y Khouri (1980) incluyen medidas de estabilidad de los ratios, tales como la desviación típica, el error estándar de la media y el coeficiente de variación de la función discriminante, obteniendo una gran mejora<sup>9</sup> en la clasificación de empresas fracasadas y no fracasadas. Barniv *et al.* (1997) incorporan la complejidad de la estructura de capital medida por el número de tipos principales de deuda. Algunas variables no financieras con capacidad explicativa incremental han resultado ser, por ejemplo, la existencia de salvedades en el informe de auditoría (Peel y Peel, 1987) sobre todo si en empresas pequeñas varían de unos ejercicios a otros (Keasey y Watson, 1987), el retraso en la publicación de las cuentas (Ohlson, 1980; Whittred y Zimmer, 1984; Peel *et al.*, 1986; Peel y Peel, 1987; Keasey y Watson, 1988; Somoza, 2002), la diferencia de tiempo entre el final del ejercicio y la fecha de publicación de los estados contables (Peel *et al.*, 1986) o la existencia de incidencias de pago (Román *et al.* 2001).

Otro grupo de trabajos incorpora información de mercado para complementar la información contable. Marais *et al.* (1984) encuentran que una serie de variables de mercado, tales como las cotizaciones de las acciones o las calificaciones crediticias de los bonos, incorpora tanta información sobre el fracaso como los ratios contables. Barniv *et al.* (1997) incluyen los resultados anormales acumulados, ponderados por el precio de mercado, de los 60 días anteriores a la declaración de quiebra. Atiya (2001) utiliza la tasa de cambio de los precios de mercado, el precio sobre el *cash flow* y la volatilidad de los precios de mercado. Zavgren

---

<sup>9</sup> Según Keasey y Watson (1991) estos resultados deberían interpretarse con cautela, ya que la mejora podría deberse a que las medidas de estabilidad incorporan más años de información para su cálculo.



(1988) y Hillegeist *et al.* (2004) argumentan que las variables de mercado contribuyen a los modelos mejorando la oportunidad de la información.

Otros estudios destacan la utilidad de incluir variables cualitativas ajenas a los informes anuales de las empresas. El trabajo pionero de Argenti (1976), si bien no puede considerarse un trabajo estrictamente empírico, propone incluir en los modelos de fracaso cuestiones como la estructura de gestión, la inadecuación del sistema de información contable o la manipulación de los estados financieros publicados, todas ellas pertenecientes al ámbito interno, sobre el que la dirección puede influir. Stein y Ziegler (1984) comprueban el efecto de la gestión sobre el fracaso de empresas de tamaño mediano, usando variables tales como: el despido de empleados, el cambio de forma legal, algunos detalles de la producción y el perfil de los gestores, además de variables externas como las reducciones de la demanda y el aumento de la competencia. Keasey y Watson (1987) se basan en el modelo de Argenti y encuentran significativo para pequeñas empresas incluir variables como el número de directivos o los cambios en las salvedades de los auditores, esta última para aproximar la posible “contabilidad creativa” de las empresas en dificultades. Para McGahan y Porter (1997) y Rumelt (1997) los factores externos son los que mejor explican el fracaso empresarial, si bien la empresa puede ejercer escaso control sobre ellos. Entre estos factores estarían las variaciones de la estructura de la demanda, los cambios en los gustos de los consumidores, la rivalidad entre los competidores, tanto actuales como futuros, el declive de la demanda y la incertidumbre tecnológica. Barniv *et al.* (1997), tratando de identificar distintas formas de resolver la declaración de quiebra, incorporan factores como: el grado de competitividad, el comportamiento fraudulento, los cambios en la dirección, la concentración de la propiedad o la edad de la empresa. Becchetti y Sierra (2003), consideran conveniente incluir variables relacionadas tanto con la estrategia de la organización (la posición competitiva o el nivel de exportación) como con las características del sector (grado de concentración del mercado). Grunert *et al.* (2005) consideran factores como la edad, el tipo de negocio o el sector en combinación con los ratios financieros. Madrid y García (2006) utilizan factores internos: la posición tecnológica débil, las escasas actividades de innovación y la calidad. En el caso de Japón (Xu y Zhang, 2009), la capacidad predictiva de los modelos mejora al incorporar la dependencia bancaria y la dependencia de los grupos de empresas (*Keiretsu*), dos variables que representan rasgos institucionales del país.

Altman (1983) y Mensah (1984) muestran que diferentes entornos macroeconómicos afectan a la precisión de los modelos de predicción del fracaso empresarial. Somoza (2001) incluye como variables independientes externas algunas macroeconómicas y sectoriales llegando a resultados decepcionantes, ya que las mismas no parecen incrementar la capacidad predictiva de los modelos obtenidos. Esas variables son: el tamaño de la empresa deflactado por el PIB, la variación de la producción sectorial y la ponderación de cada ratio por la media de la muestra. Jones y Hensher (2008) no encuentran significativo ninguno de los factores macroeconómicos considerados para una muestra de empresas australianas (evolución del mercado bursátil, variación de tipos de interés y variación del producto interior bruto). El estudio de Jacobson

*et al.* (2008) con empresas suecas sí muestra que la información macroeconómica puede resultar útil para complementar la información de las empresas tanto cotizadas como no cotizadas. En tanto que para empresas del Reino Unido, la evidencia muestra un poder explicativo relativamente bajo en el trabajo de Liou y Smith (2006).

En síntesis, se utilizan una gran cantidad de variables, aunque las más frecuentes son ratios contables que aproximan unos pocos aspectos del desempeño de la empresa: rentabilidad, endeudamiento, equilibrio económico-financiero y estructura económica. Destaca la escasa utilización de variables no contables, aunque los resultados apuntan en general a una mejora en la capacidad explicativa de los modelos cuando algunas de estas variables se incorporan. Por un lado, esta mejora puede deberse al hecho de que los gestores no puedan o no tengan interés en ajustar sus valores, como sucede con determinados ratios<sup>10</sup>. Por otra parte, se confirma el razonamiento sobre las causas del fracaso, que (además de los factores económicos financieros de la propia empresa) apunta a factores del entorno sectorial y macroeconómico, así como a factores internos relativos al desempeño del elemento humano de la empresa, fundamentalmente los gestores. Ninguno de estos elementos se refleja directamente en los estados financieros, sino que su efecto va apareciendo con el tiempo. Por ello, incluir variables no procedentes de los informes anuales que capten esos factores debería proporcionar una mejora en la oportunidad de la información recogida por el modelo.

En cuanto a las variables macroeconómicas, destacamos su ausencia casi completa en los estudios analizados y que la evidencia encontrada varía por países, por lo que no resulta concluyente con carácter general. En nuestra opinión, para que las variables macroeconómicas puedan desempeñar su papel en los modelos de fracaso hay que tener en cuenta los ciclos económicos, lo cual requiere aplicar los modelos a series temporales amplias. En cambio, gran parte de los trabajos sobre fracaso no dispone de series temporales superiores a cinco años. Por otra parte, Keasey y Watson (1991) aconsejan diferenciar los modelos de identificación de los modelos de predicción, porque en estos últimos también sería necesario estimar los valores futuros (para el horizonte temporal de predicción) de las variables macroeconómicas que incluya el modelo.

Finalmente, en este apartado dedicado a las variables, hemos de señalar que para modelos de predicción no solo las variables macroeconómicas plantean problemas, todas las variables independientes deberían mantener una relación estable entre ellas y con la variable dependiente (Edmister, 1972; Zavgren, 1983; Mensah, 1984; Jones, 1987), especialmente si los modelos se aplican a un *pool* de datos (Zmijewski, 1984). Pero el entorno económico no permite que esas condiciones de estabilidad y no estacionariedad se cumplan. Los ciclos

---

<sup>10</sup> En referencia al efecto que la propia información contable puede tener sobre la capacidad predictiva de los modelos, Beaver *et al.* (2009) miden las diferencias en los atributos de la información financiera y Abad *et al.* (2004) la calidad de la información contable, encontrándose, en ambos casos, un efecto significativo sobre los resultados empíricos.

económico-financieros que vienen acompañados de cambios en la inflación, la demanda y los tipos de interés, cambios en la competitividad o en la tecnología del sector y en la estrategia competitiva de la empresa contribuyen a esa falta de estabilidad (Balcaen y Ooghe, 2006). Y el problema se agudiza precisamente en las empresas con dificultades, próximas al fracaso (Dambolena y Khoury, 1980), lo que se traduciría en estimaciones de coeficientes inconsistentes y en niveles de precisión bajos en los modelos (Platt *et al.*, 1994).

Estas dificultades para la generalización de las variables apoyan el establecimiento de modelos *ad hoc* para las condiciones que requiera el analista, de acuerdo con su población objeto de estudio. Si hay unas variables básicas en las que los investigadores convergen y que son las que el razonamiento económico aconseja, a partir de ahí se añadirán unas u otras variables, las que funcionen mejor en cada caso.

### 3 METODOLOGÍAS

Dado que varios trabajos de revisión bien conocidos (Zavgren, 1983; Jones, 1987; Altman, 1993; Balcaen y Ooghe, 2006) y muchos de los trabajos empíricos han comparado las distintas metodologías, para identificar sus ventajas e inconvenientes, no vamos a hacer aquí un análisis exhaustivo de los fundamentos y la capacidad explicativa o predictiva de aquellas metodologías que consideramos ampliamente utilizadas y suficientemente revisadas. En este apartado solamente recogemos las principales conclusiones de esos análisis, con indicación de algunas referencias donde el lector puede acudir para ampliar la información. En cambio, realizamos una revisión más profunda de dos metodologías de aparición reciente, que apenas se mencionaban o todavía no habían empezado a publicarse al realizarse muchos de los trabajos de revisión mencionados, nos referimos a los modelos de inteligencia artificial y a los que utilizan fronteras DEA.

El fracaso empresarial viene interesando a analistas e investigadores desde los inicios del siglo XX.

La siguiente tabla recoge las fechas de publicación de trabajos de referencia que utilizan distintas metodologías sobre el fracaso empresarial.

TABLA 4. TRABAJOS PIONEROS EN DISTINTAS METODOLOGÍAS

Fechas	Metodologías
Años 30 del siglo XX	Modelos univariantes básicos
1966	Beaver. Análisis univariante. Análisis de la varianza y el test de clasificación dicotómica
1968	Altman. Análisis Discriminante Múltiple. Modelo Z-score
1977	Martin. Regresión logística. Logit y Probit
1984	Marais <i>et al.</i> Algoritmo de particiones recursivas o iterativas
1990	Bell <i>et al.</i> Inteligencia Artificial. Redes neuronales
1991	Mar Molinero y Ezzamel. Técnicas de Escalamiento Multidimensional
1996	Serrano-Cinca. Inteligencia Artificial: Mapas autoorganizativos
2002	Park y Han. Análisis multicriterio
2002	Shin y Lee. Inteligencia Artificial. Algoritmos genéticos
2004	Paradi <i>et al.</i> Análisis Envolvente de Datos (DEA)

### 3.1. Análisis univariante

Los investigadores parecen coincidir en un primer<sup>11</sup> trabajo de referencia, fiable y contrastable, realizado con técnicas estadísticas por Beaver en 1966. Este primer trabajo utiliza como metodología un análisis univariante sobre seis categorías de ratios, calculando en primer lugar 30 ratios y quedándose posteriormente con un ratio por cada categoría. Aplica los cálculos sobre una muestra de 158 empresas; la mitad fracasadas y la mitad sanas, para un periodo de cinco años, llegando a la conclusión de que el análisis de perfiles diferencia los dos grupos de empresas (sanas y fracasadas), pero no permite medir dicha diferencia.

El análisis univariante, que ha de estar presente en la fase inicial de cualquier investigación, es excesivamente simple. Estas técnicas tratan de determinar la significatividad de cada ratio para explicar el fracaso; y la posible predicción de los ratios más significativos. Aunque el trabajo de Beaver (1966) indicaba claramente que su principal motivación no era predecir el fracaso, sino mostrar el potencial informativo de los datos contables. Las técnicas fundamentales de análisis univariante, según Mora (1994a), son el análisis de la varianza y el test de clasificación dicotómica. Su principal limitación es la restrictiva premisa de que existe una relación lineal entre todas las variables explicativas y la situación de fracaso de la empresa.

<sup>11</sup> En Bellovary *et al.* (2007) se recoge un resumen histórico de los estudios sobre predicción de quiebras llevados a cabo entre 1930 y 1965.

### 3.2. Análisis discriminante

El siguiente trabajo de amplio reconocimiento sobre fracaso empresarial es el de Altman (1968). Su modelo *Z-score* formaliza el tipo de análisis más cualitativos de riesgo de fallido que estaban utilizando agencias de *rating* como *Standard&Poor's* o *Moody's*. Altman desarrolla una función discriminante resultado de la combinación de cinco ratios, siendo el más relevante *resultado antes de intereses e impuestos / activo total*. La aplicación de los coeficientes hallados a las variables sugeridas le da a Altman una puntuación *Z*, a partir de la cual se diferencian las empresas sanas de las fracasadas. El punto de corte lo estableció el autor en  $Z=2,67$ . En este caso, la metodología utilizada para seleccionar los ratios y la ponderación adecuada es multivariante.

El análisis discriminante es una técnica cuyo objetivo es obtener una función que permita la clasificación de individuos, en clases definidas a priori, a partir de la puntuación obtenida con un conjunto de variables cuantitativas o cualitativas y de un nivel de corte. Variables que podían resultar insignificantes en un análisis univariante pueden aportar información significativa en este tipo de modelos al combinarse con otras variables (Altman, 1968). No obstante, los coeficientes no pueden interpretarse del modo que se hace en una regresión, por lo que algunos autores sostienen que dichos coeficientes no permiten medir la importancia relativa de las variables para el fracaso de la empresa (Altman, 1968; Blum, 1974; Taffler, 1983; Zavgren, 1985; Balcaen y Ooghe, 2006).

Las premisas para la aplicación del análisis discriminante, cuando las variables independientes son cuantitativas, especialmente en el caso inferencial, son las siguientes:

1. Las variables independientes se distribuyen con normalidad multivariante.
2. Homoscedasticidad: las matrices de varianzas-covarianzas son iguales para ambos grupos de empresas (fallidas-no fallidas).
3. Los tamaños muestrales son representativos.
4. Los dos grupos de empresas son discretos, identificables y no se solapan.
5. Las probabilidades de fallido y los costes de clasificar mal a las empresas tienen que estar especificados.

Si se cumplen las premisas, el modelo resulta óptimo en la precisión de las clasificaciones, por lo que el análisis previo de los datos es determinante. El requerimiento de la normalidad en la distribución ha puesto en duda la validez de algunos de los modelos que utilizaban esta técnica. Los resultados del estudio de Deakin (1976) y García Ayuso (1995) muestran que solo una parte de los ratios contables cumple la hipótesis de normalidad. En los trabajos que tratan de solventar esta limitación, ya sea transformando las variables o eliminando valores extremos, el modelo se distorsiona (Balcaen y Ooghe, 2006). Cuando las matrices de dispersión difieren, los investigadores tienden a transformar los datos para aproximar los valores de dispersión

(Taffler, 1982), en lugar de utilizar el modelo cuadrático, que permitiría resolver el problema usando los datos originales (Zavgren 1983), ya que el modelo cuadrático resulta complejo y solo en condiciones muy concretas consigue mejores resultados que el modelo lineal (Balcaen y Ooghe, 2006).

### 3.3. Regresión logística: *logit* y *probit*

En 1977 Martin aplica al estudio de esta cuestión la regresión logística con el fin de evitar los inconvenientes metodológicos presentes en el análisis discriminante (especialmente la falta de normalidad de algunas variables). La regresión logística binaria o *logit* binario es un análisis de regresión en el que la variable independiente toma valores en el intervalo  $[1,0]$ , e indica la probabilidad de pertenencia a un grupo, el de empresas sanas o el de empresas fracasadas. Puede interpretarse que los coeficientes de las variables independientes miden la importancia relativa de los factores seleccionados para explicar la probabilidad de fallido que genera el modelo (Ohlson, 1980; Zavgren, 1985, Laitinen y Kankaanpää, 1999).

La técnica de regresión logística cumple objetivos similares al análisis discriminante, pero con la ventaja de ser más flexible, ya que permite trabajar con muestras no proporcionales (Hair et al., 1999). Sus premisas son menos estrictas: no requiere que las variables se distribuyan con normalidad multivariante ni que las matrices de dispersión sean iguales (Ohlson, 1980; Zavgren, 1983). Se mantienen, en cambio, algunas limitaciones en común con la metodología anterior. Así, se asume que la variable dependiente es dicotómica, siendo los dos grupos identificables, discretos y sin solapamiento, lo que es de difícil cumplimiento para la población en estudio, como se ha explicado en el apartado 2.1. Por otro lado, hay que tener en cuenta el coste de los errores de mala clasificación para establecer el punto de corte del modelo entre empresas sanas y fracasadas, pero estos costes tienen un elevado componente subjetivo. Balcaen y Ooghe (2006) señalan que los modelos de análisis logístico son muy sensibles a la multicolinealidad, a la existencia de valores extremos y a la falta de datos desaparecidos.

Jones y Hensher (2004; 2008) introducen el *mixed logit*<sup>12</sup>, en el que se incluyen una serie de parámetros adicionales para capturar la heterogeneidad de una empresa en el tiempo y respecto a otras empresas. Además de los parámetros fijos, estos modelos estiman la desviación típica y la media de los parámetros aleatorios, así como la heterogeneidad de las medias. Así, la mejor información sobre el comportamiento de los datos de la muestra mejora la capacidad explicativa y predictiva respecto al análisis logístico clásico.

---

<sup>12</sup> También recibe los nombres de *logit* de parámetros aleatorios (RPL), *mixed multinomial logit* (MMNL), *logit* híbrido o *logit* de componentes del error.

Los modelos *probit* utilizan una distribución normal acumulativa<sup>13</sup> en lugar de una distribución logística, pero en todo lo demás los comentarios anteriores resultan aplicables. En la comparación que algunos autores hacen de modelos *probit* y *logit* frente al análisis discriminante, no hay resultados concluyentes (Lo, 1986; Laitinen y Kankaanpää, 1999), aunque Lennox (1999) sí obtiene mejores resultados con *probit* y *logit*, posiblemente por una mejor especificación de las variables.

Para evaluar el funcionamiento de los modelos de regresión logística, Altman *et al.* (2008) construyen curvas ROC (*receiver operating characteristics*), que representan la tasa de positivos verdaderos frente a falsos positivos como umbral de discriminación entre cambios de empresas fracasadas y no fracasadas. El área bajo la curva ROC es una medida de precisión en la predicción, donde el valor 1 representa un modelo perfecto. Tanto el Coeficiente de Gini como el estadístico Kolmogorov-Smirnov (K-S) normalmente utilizados por los analistas de *scoring* derivan de esta medida.

### 3.4. Inteligencia artificial

A partir de la década de los 90 del pasado siglo XX, se introduce en el estudio del fracaso empresarial la aplicación de técnicas de inteligencia artificial, sobre todo redes neuronales y técnicas de inducción de reglas y árboles de decisión. Un trabajo pionero en esta técnica es Bell *et al.* (1990). La inteligencia artificial aplicada al fracaso empresarial consiste en elaborar programas de ordenador capaces de generar conocimiento a través fundamentalmente del análisis de los ratios, utilizando posteriormente ese conocimiento para realizar inferencias sobre nuevos datos. Ravi Kumar y Ravi (2007) analizan de forma minuciosa los trabajos relacionados con el fracaso empresarial, que utilizan diversos métodos de inteligencia artificial, publicados desde 1990 hasta 2005. Estos autores diferencian varias técnicas: la teoría de los conjuntos borrosos, las redes neuronales, el aprendizaje máquina (que incluye los árboles de decisión y el razonamiento basado en casos), la teoría de los conjuntos aproximados (*rough sets*), las máquinas de vectores de apoyo, y la inteligencia computacional o agrupación de varias de estas técnicas de inteligencia artificial en un mismo sistema de decisión. La mayoría de los trabajos publicados en relación con el fracaso utilizan redes neuronales, aprendizaje máquina o conjuntos aproximados, por lo que vamos a centrarnos en estas técnicas.

#### 3.4.1. Redes neuronales

Se trata de un sistema de unidades de cálculo interconectadas, llamadas neuronas, dispuestas en niveles. Tres niveles de neuronas –de entrada, ocultas y de salida– permiten realizar unas u

---

<sup>13</sup> La forma de esta función hace que las probabilidades intermedias (entre 0,3 y 0,7, por ejemplo) sean más sensibles al cambio de valor de las variables independientes que las probabilidades cercanas a los extremos (Laitinen y Kankaanpää, 1999).

otras tareas según el número de neuronas y la arquitectura de las conexiones. Las arquitecturas más utilizadas son el perceptrón multicapa (MLP), la red de funciones de base radial (RBFN), la red neural probabilística (PNN) y el mapa de rasgos autoorganizativos (SOM). El grupo más amplio de trabajos utiliza redes neuronales de aprendizaje con retropropagación (BPNN) [Tam (1991); Tam y Kiang (1992); Fletcher y Goss (1993); Altman *et al.* (1994); Wilson y Sharda (1994); Tsukuda y Baba (1994); Leshno y Spector (1996); Barniv *et al.* (1997); Bell (1997); Piramuthu (1998); Zhang *et al.* (1999); Atiya (2001); Swicegood y Clark (2001); Lee *et al.*<sup>14</sup> (2005);] o bien, mapas de rasgos autoorganizativos (SOM) [Serrano-Cinca (1996); Kiviluoto (1998); Kaski *et al.* (2001); Lee *et al.* (2005)].

De acuerdo con Sarle (1994), las redes neuronales más utilizadas (perceptrón multicapa o BPNN) no son más que regresiones no lineales y modelos discriminantes que se pueden aplicar con programas estadísticos estándar. Se trata simplemente de modelos estadísticos no paramétricos. De hecho, el análisis discriminante logístico puede verse como un caso particular de red neuronal sencilla. En comparación con técnicas estadísticas tales como el análisis discriminante lineal, el análisis discriminante cuadrático, la regresión logística o el análisis *probit*, las redes neuronales se muestran significativamente mejores<sup>15</sup>, tanto en la predicción como en la estimación de la tasa de clasificación (Zhang *et al.*, 1999), especialmente cuando los datos disponibles son limitados (Fletcher y Gross, 1993). Esto no es sorprendente si tenemos en cuenta que el BPNN con función de activación logística se puede ver como un conjunto de regresiones logísticas ajustadas en paralelo, de manera que el método puede captar mejor las relaciones no lineales entre los datos (Ravi Kumar y Ravi, 2007). Las redes neuronales presentan la ventaja adicional de su robustez: no se asume ninguna distribución de probabilidad o iguales dispersiones para los grupos, las funciones *input* y *output* no están sujetas a restricciones salvo que sean continuas y diferenciables (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992; Wilson y Sharda, 1994). Por otra parte, hay que destacar su capacidad de adaptación a cambios en la realidad que analizan: los nuevos ejemplos van ajustando el modelo, de manera que una proporción de la muestra anterior se mantiene en función de la estabilidad de la distribución y el nivel de ruido de dicha muestra (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992). Zhang *et al.* (1999) demuestran además que el modelo de redes neuronales que utilizan es robusto a cambios en la muestra.

A cambio, presentan algunas limitaciones propias de este tipo de métodos. Al no haber un método formal para derivar la configuración de la red a partir de una determinada tarea de clasificación, las neuronas ocultas pueden ser arbitrariamente numerosas (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992). Otro gran inconveniente que presenta este tipo de técnica es la gran cantidad de tiempo necesaria para el desarrollo de la aplicación (Altman *et al.*, 1994; Piramuthu

<sup>14</sup> De acuerdo con Lee *et al.* (2005), las redes con retropropagación funcionan mejor cuando se puede usar un vector objetivo. En el caso de predicción de fracaso empresarial, el vector objetivo es “si la empresa ha fracasado o no”.

<sup>15</sup> En algunos trabajos no se obtienen mejores resultados con redes neuronales que con los modelos lineales (Altman *et al.*, 1994).



*et al.*<sup>16</sup>, 1998; De Andrés, 2000), aunque se ha detectado que algunos modelos —como los que utilizan retropropagación— resultan más eficientes computacionalmente (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992). En cuanto a la capacidad explicativa de los modelos, los coeficientes de las variables resultan difíciles de interpretar (Altman *et al.* 1994), especialmente cuando el método incorpora un mecanismo para reducir la dimensión del espacio de variables (Tam y Kiang, 1992). Esto se debe a la falta de transparencia en el uso de las variables para las conexiones neuronales (Altman *et al.*, 1994). Como en los métodos tratados antes, permiten una predicción (binaria) del fracaso pero no permiten calcular una probabilidad de fallido<sup>17</sup> (Atiya, 2001). La composición del grupo de empresas que sirven para entrenar al modelo es determinante en la precisión final de las predicciones: parece que debería haber una muestra equitativa de empresas fracasadas y no fracasadas, aunque no coincida con la proporción de empresas de ambos tipos en la población (Wilson y Sharda, 1994). También se les ha criticado por su ausencia de fundamento teórico (Altman y Saunders, 1998).

Dentro de la categoría de las redes neuronales, los mapas autoorganizativos son un modelo de red neuronal no supervisado. Esta técnica, utilizada por Serrano-Cinca en 1996, facilita una visión gráfica intuitiva sobre la información relativa al riesgo de quiebra. De acuerdo con Kaski *et al.* (2001), sus ventajas son: que proporciona al analista una idea más precisa de la situación de la empresa; que permite identificar diferentes tipos de comportamientos o trayectorias de las empresas; y que permite determinar la dependencia entre los indicadores contables y la situación de quiebra<sup>18</sup>. Además de los inconvenientes propios de las redes neuronales, como el tratamiento de “caja negra” que se utiliza para el manejo de datos, los mapas de rasgos autoorganizativos presentan otras desventajas (Lee *et al.*, 2005): menor precisión que las redes neuronales supervisadas (cuando existe vector objetivo); es necesario decidir el número de grupos que se va a incluir; e identificar las características del grupo para poder realizar la clasificación.

### 3.4.2. Algoritmo de particiones recursivas

En el grupo de aprendizaje máquina se encuentran los algoritmos de particiones recursivas, como los árboles de decisión (Marais *et al.*, 1984; Frydman *et al.*, 1985). El algoritmo de particiones recursivas o iterativas está basado en el desarrollo de un árbol de clasificaciones binarias (empresas sanas y fracasadas), que en cada nudo clasifica en dos grupos mediante una función univariante, con un ratio como variable independiente (un mismo ratio puede usarse más de una vez en el proceso). Esta técnica no paramétrica genera unas reglas del tipo

<sup>16</sup> Piramuthu *et al.* (1998) consiguen reducciones en el tiempo de aprendizaje y mejoras en la precisión de la clasificación usando metodología de construcción de rasgos.

<sup>17</sup> En esta cuestión discrepan otros autores, que afirman que las redes neuronales generan estimaciones de probabilidades posteriores (Zhang *et al.*, 1999).

<sup>18</sup> Según Kaski *et al.* (2001), las dos últimas ventajas suponen un avance en el contraste empírico de algunas de las aportaciones teóricas de Argenti (1976).

“si, entonces” binarias por producto, que se pueden utilizar como un sistema experto de aviso temprano.

No está sujeta a algunas restricciones del análisis discriminante, como la normalidad de la distribución de probabilidad y la homoscedasticidad. Frydman *et al.* (1985) llegan a un nivel de clasificación correcta de empresas fracasadas y sanas superior al análisis discriminante. Aunque en comparación con las redes neuronales, que funcione mejor uno u otro modelo depende del conjunto de datos sobre el que se aplique. Uno de los inconvenientes que presenta esta técnica es que no permite establecer comparaciones entre empresas que estén en el mismo grupo porque todas tienen la misma clasificación. También parece ser más sensible a los costes y a la información previa que los modelos de análisis discriminante (Altman, 1993).

#### *3.4.3. Técnicas de escalamiento multidimensional*

Esta metodología fue utilizada por Mar Molinero y Ezzamel (1991) para la predicción del fracaso empresarial por presentar una interpretación intuitiva. Aunque los resultados de acierto en la clasificación de las empresas no difieren de los métodos estadísticos tradicionales, su uso está justificado dado que no es necesaria la comprobación del modelo ni la transformación de los datos originales con el fin de que cumplan determinadas propiedades. La representación gráfica que muestra debe tomarse como una herramienta donde se plasman las relaciones financieras de las empresas sanas y fracasadas y la forma en que evolucionan en el tiempo.

#### *3.4.4. Otros métodos de inteligencia artificial*

Entre el amplio grupo de métodos que abarca la inteligencia artificial, también se han aplicado a los estudios sobre fracaso empresarial los conjuntos aproximados o los algoritmos genéticos (Ravi Kumar y Ravi, 2007). Los conjuntos aproximados (Slowinski y Zopounidis, 1995; McKee, 2000) generan reglas del tipo “si, entonces” aplicadas a valores ordinales para realizar tareas de clasificación. Parecen funcionar mejor que la regresión logística, el análisis discriminante y los árboles de decisión, pero en general son poco precisos y resultan sensibles a cambios en los datos. Los algoritmos genéticos (Shin y Lee, 2002) se basan en el principio evolutivo, generando soluciones hacia valores óptimos, los cuales dependerán de la adecuada codificación de dichas soluciones. Las dificultades que presenta esta metodología son las generales a todos los modelos de inteligencia artificial, no pudiendo mejorar la precisión de clasificación que consiguen otras técnicas.

### **3.5. Análisis envoltente de datos (DEA)**

Una línea de investigación reciente utiliza la metodología de fronteras DEA (análisis envoltente de datos) como una nueva herramienta para la evaluación de quiebra. El DEA es una técnica que compara la eficiencia de las unidades productivas a partir de los datos de sus *inputs* y sus

*outputs*. Troutt *et al.* (1996) plantean la utilización de DEA en análisis de riesgo de quiebra, pero sólo desde el punto de vista teórico. Según estos autores, la técnica puede utilizarse para desarrollar una frontera o límite de aceptación en la toma de decisiones basada en casos. Si se respetan las escasas premisas del modelo: monotonía condicional, convexidad del grupo aceptable, muestra representativa y selectividad no restringida, los casos que se sitúen sobre o por encima de la frontera serían aceptables. La gran ventaja del DEA es que resulta fácil y rápido de calcular, aparte de que no requiere una muestra de gran tamaño.

Paradi *et al.* (2004) usan un modelo DEA no radial mientras que Cielen *et al.* (2004) utilizan un modelo DEA radial (el modelo CCR) en comparación con análisis discriminante. Algunos problemas en la aplicación del DEA en estos trabajos iniciales sobre fracaso empresarial fueron: la existencia de datos negativos en las variables financieras (el modelo CCR no admite variables negativas); el desequilibrio de las poblaciones de empresas fracasadas y no fracasadas; y el hecho de que el fracaso sea un proceso dinámico a lo largo del tiempo. Además, la tarea de separar las variables entre *inputs* y *outputs* puede verse como una tarea subjetiva y difícil (Sueyoshi y Goto, 2009c). Premachandra *et al.* (2009) usan un modelo no radial (el modelo aditivo) para comparar la efectividad de los modelos DEA y de las regresiones *logit* en la detección y predicción de quiebras. El modelo aditivo tiene la propiedad de invarianza de la traslación, por lo que permite el uso de datos negativos. Tratando de resolver las otras limitaciones del DEA en este ámbito, otros trabajos (Sueyoshi y Goto, 2009a; 2009b; y 2009c) combinan el modelo aditivo de DEA con análisis discriminante (DEA-DA), consiguiendo una mayor capacidad analítica. El DEA-DA supera el problema de desequilibrio de las poblaciones de los dos tipos de empresas, fracasadas y no fracasadas, porque permite controlar la importancia de los dos grupos. Kuo (2007) propone un modelo DEA de estratificación asimétrica, que elabora dos fronteras, una con las peores entre las empresas no quebradas y otra con las quebradas, y, a partir de ahí, elimina los diferentes estratos de solapamiento entre ambas fronteras para mejorar la precisión en la clasificación.

### 3.6. Otros modelos

Finalmente, algunos autores apuntan la conveniencia de combinar varias medidas para obtener una mayor precisión en el análisis del fracaso empresarial. Park y Han (2002) proponen una estructura de razonamiento analógico denominado análisis multicriterio o proceso de análisis jerárquico (AHP). Una debilidad importante de esta metodología es la sensibilidad de los modelos a la presencia de características irrelevantes en las variables y, además, no mejora los resultados de otros métodos. Canbas *et al.* (2005) componen un sistema de aviso temprano integrado (IEWs) aplicado a bancos, donde incluyen análisis discriminante, regresión logística, *probit* y análisis de componentes principales. Por su parte, Xu y Zhang (2009) incluyen el modelo Z-Score de Altman, el O-Score de Ohlson y la distancia al fallido basada en la teoría de opciones. Dentro del grupo de métodos de inteligencia artificial, la integración parece ser la forma de contrarrestar las deficiencias de los métodos individuales. Por ejemplo,

Serrano-Cinca (1996) integra análisis discriminante lineal con redes neuronales y mapas de rasgos autoorganizativos; Ahn *et al.* (2000) proponen un modelo híbrido que combina conjuntos aproximados y redes neuronales; y Min *et al.* (2006) construyen otro modelo híbrido con algoritmos genéticos y máquina de vector de apoyo. En todos los casos, el poder predictivo es mejor que el individual de cada uno de estos modelos.

En la Tabla 6 (incluida en el Anexo por su extensión) se recogen por orden cronológico los autores de los trabajos, tanto extranjeros como españoles, que hemos revisado y la clase de metodología empleada en cada trabajo. Se puede apreciar que en España los primeros trabajos sobre fracaso empresarial aparecen a mediados de los años 80, con casi veinte años de retraso respecto al inicio de esta línea de investigación en el ámbito internacional. Los trabajos de Laffarga *et al.* (1985; 1987) pueden considerarse pioneros en nuestro país. El primero aplica ANOVA y análisis discriminante al sector bancario, mientras que el segundo incorpora la regresión logística. La utilización en Gabás (1990) del análisis de particiones recursivas, técnica que se había empezado a aplicar al fracaso empresarial en 1984, indica ya un notable recorte en el retraso. Y a partir de ese momento se puede decir que el retraso en la aplicación de los nuevos modelos desaparece, de manera que autores españoles como Mar Molinero (1991) o Serrano Cinca (1996) publican modelos innovadores en el ámbito internacional, y otros autores aplican modelos de inteligencia artificial de forma simultánea a su desarrollo en los países más avanzados en la investigación sobre la cuestión.

En conjunto, la evolución de las metodologías muestra una tendencia hacia la utilización de modelos con menos restricciones y hacia la mejora en las formas de medir la significatividad de las variables. Sin embargo, cuando la evolución en los modelos conlleva una relajación en el rigor metodológico, se condiciona la validez del estudio porque pueden aparecer diversos problemas. Los más frecuentes son: la correlación entre variables, cuando algunos ratios empleados comparten numerador o denominador; y la heteroscedasticidad en los residuos de las regresiones, tal como señalan Correa *et al.* (2003) y Acosta y Fernández (2007).

Por último, en el apartado dedicado a los modelos, queremos señalar que la aplicación a muestras específicas, como sectores concretos o empresas en condiciones determinadas, homogéneas para toda la muestra (tamaño, ciclo de vida, etc.); junto con la todavía escasa incorporación de otras variables de naturaleza no financiera, que se ha mencionado en el apartado anterior, han permitido el desarrollo de modelos de detección y predicción del fracaso empresarial más precisos.

Así, por ejemplo, se desarrollan modelos en varios sectores (Lincoln, 1984; Mensah, 1984; McGahan y Porter, 1997; Román *et al.*, 2001) o en sectores concretos, como el de seguros (Rodríguez Acebes, 1990; López *et al.* 1994; Mora, 1994b; Lee y Urrutia, 1996), la banca (Laffarga *et al.*, 1985; Rodríguez Fernández, 1986; Pina Martínez 1989; Bell *et al.*, 1990; Whalen, 1991; Serrano y Martín, 1993; Wheelock y Wilson, 2000; Canbas *et al.*, 2005),

el comercio minorista (Bhargava *et al.*, 1998; McGurr y DeVaney, 1998), las empresas constructoras (Sueyoshi y Goto, 2009b) u otros (McDonald y Morris, 1984; Platt y Platt, 2002; Acosta y Fernández, 2007; Sueyoshi y Goto, 2009a).

Algunos trabajos se centran en grupos de empresas específicos, con algún tipo de característica homogénea. Por ejemplo, hay estudios para pymes (García *et al.* 1995; Ramírez, 1996; Lizarraga, 1997; Gallego *et al.* 1997; López *et al.*, 1998; Correa *et al.*, 2003; De la Torre *et al.*, 2005; Rodríguez y Díaz, 2005; Madrid y García, 2006; Gómez *et al.* 2008; Altman y Sabato, 2005 y 2007; Altman *et al.*, 2008) o sólo para empresas medianas (Lizarraga, 1997), o para zonas geográficas menores (Gandía *et al.*, 1995; Ferrando y Blanco, 1998; Crespo, 2000; Correa *et al.*, 2003; Rubio Misas, 2008). Dewaelheyns y Van Hulle (2004; 2006) muestran que el poder predictivo de las variables explicativas es diferente para empresas que forman parte de un grupo frente a las individuales.

#### 4 CONCLUSIONES

Tal como señalaba De Andrés (2000) constatamos que no existe una teoría aceptada académicamente del fracaso empresarial. Sobre el concepto de empresa fracasada, resulta más objetivo adoptar como tales a las empresas que han sido oficialmente declaradas en situación de quiebra, suspensión, o similar, pero eso plantea el problema de que la declaración está sujeta a la normativa nacional correspondiente, y puede no implicar una distinción clara, en cuanto a características económico-financieras o de otro tipo, respecto a empresas en dificultades no declaradas oficialmente. La consideración de situaciones diferentes de fracaso y de fases distintas del deterioro de las empresas se ha demostrado empíricamente que influye sobre los modelos, ya sea con ponderaciones distintas para las variables explicativas o incluso con inclusión de algunas variables explicativas distintas en los modelos.

Respecto a la teoría sobre el fracaso empresarial que subyace a los modelos, esta parece quedar asentada en los planteamientos y desarrollos iniciales de autores clásicos como Beaver o Argenti, que se basan en el razonamiento económico sobre el funcionamiento de las empresas y en el análisis de casos, más o menos formalizados, de empresas fracasadas. Pero esa teoría básica no es suficiente para concretar modelos y variables válidos con carácter general y universal. Las condiciones específicas de la normativa de cada país, como se ha mencionado antes, y las condiciones ajenas al mero funcionamiento económico-financiero, también determinantes para el fracaso empresarial, impiden que la teoría general vaya más allá de esas grandes líneas maestras. Queda pendiente de resolver si los modelos son de detección o de predicción de empresas fracasadas, puesto que el concepto utilizado de fracaso y el modelo desarrollado no encajan con las intenciones de predecir que declaran muchos autores.

Siguiendo el razonamiento inductivo de Altman, es precisamente la evidencia empírica la que ha ratificado si las variables derivadas de los razonamientos de los autores mencionados siguen teniendo vigencia y son aplicables al análisis del fracaso de la población concreta de que se trate, situada en un periodo y en una zona geográfica determinados. En las dos últimas décadas, el avance de la línea de investigación se ha producido en las técnicas empíricas. Resulta patente que hay una evolución en las metodologías, han ido apareciendo nuevas formas y planteamientos para soslayar limitaciones que planteaban las metodologías anteriores, pero eso no ha implicado la desaparición de estas. Las razones son: que no se ha demostrado un poder predictivo mejor que fuese atribuible en exclusiva a la metodología; y que cualquiera de las metodologías que han ido apareciendo presenta sus propias limitaciones. El resultado es la coexistencia de las distintas metodologías y un desarrollo paralelo, debido a la mejora de herramientas de cálculo (nuevas pruebas y tests estadísticos, matemáticos o econométricos) y a la mejora de la información disponible (aumento del número de datos o de variables, información internacional más homogénea, etc.).

Como causa o consecuencia de esas grandes líneas maestras de la teoría sobre el fracaso empresarial, unas pocas variables parecen estar con gran frecuencia en los modelos: las más generales serían rentabilidad económica y equilibrio económico-financiero. Pero, para evitar el problema de las innumerables especificaciones posibles de los ratios que aproximan un mismo rasgo de la empresa, nuestro estudio va más allá de la frecuencia de las variables, de manera que hemos identificado los rasgos de la empresa detrás de las variables explicativas. Así, para la muestra de trabajos empíricos analizados, hemos identificado los rasgos siguientes por orden de importancia (frecuencia): rentabilidad, endeudamiento y equilibrio económico-financiero, que aparecerían en todos los trabajos, incluso con más de un ratio por rasgo en algunos casos; seguidos de estructura económica, márgenes y rotaciones, que aparecen con una gran frecuencia, quedando cualquier otro grupo (identificativo de rasgo) a bastante distancia de los anteriores. Nótese que la mayor dispersión en la formulación del ratio de endeudamiento hace que no saliera en segundo lugar en el estudio de frecuencia de ratios individuales.

Las aportaciones más recientes muestran que, cuando se añaden variables empresariales ajenas a los estados financieros, o variables del entorno de la empresa (por ejemplo, sectoriales), es posible conseguir mejoras en la capacidad explicativa de los modelos, si bien los resultados varían notablemente de unos países a otros. En todo caso, el número de trabajos es aún escaso para que la evidencia resulte concluyente. Las variables macroeconómicas, también consideradas escasamente hasta ahora, han aportado evidencia contradictoria.

En cuanto a la tendencia a ajustar los modelos a grupos específicos de empresas con características homogéneas, por tamaño, situación geográfica, actividad económica, fase del ciclo de vida de la empresa, etc., esto solo puede hacerse cuando la información es suficiente para que la muestra tenga el tamaño crítico mínimo para aplicar la metodología correspondiente.

Por esta razón, salvo en países muy grandes y con información ampliamente disponible, como los Estados Unidos, es difícil hacer estudios por país, o zonas geográficas inferiores. La alternativa es realizar estudios internacionales para aumentar el tamaño muestral, pero en este caso la normativa y las condiciones macroeconómicas diversas plantean otros problemas de comparabilidad de la información, que los modelos deben resolver. El problema de la normativa se vería notablemente mermado con la convergencia internacional de la normativa contable, como se destacaba en la introducción.

Ante la pregunta de si cada uno de los modelos, metodologías, conceptos y ratios utilizados en la literatura del fracaso empresarial es válido en el espacio y en el tiempo para otros datos, o tenemos que diseñarlos *ad hoc* para cada país, región, ciudad, actividad, etc., nuestro estudio sugiere que una parte es común mientras otra depende de las condiciones del grupo específico analizado y va evolucionando a medida que lo hacen las condiciones del entorno. Cuanto más rápido cambien las condiciones, menos útil resultará un modelo estático, que no permita incorporar esas variaciones, o que siendo dinámico se alimente de información alejada en el tiempo de la fecha de predicción.

En general, detectamos dos problemas en las aproximaciones previas que limitan de forma notable la aplicación de los modelos de predicción de fracaso empresarial a la gestión del riesgo de crédito. El primero es el resultado que se obtiene de esos modelos: una variable dicotómica que dice si la empresa fracasa o no fracasa pero que no permite grados en la distancia al éxito o el fracaso. El segundo atañe a la ausencia, en la mayoría de los estudios, de factores ajenos a la propia empresa analizada, de manera que en épocas de cambio, hasta que la empresa no sufre en sus variables los efectos de esas variables externas, los modelos no son capaces de detectar el deterioro. En el caso de la información contable, las variables obtenidas de esta importante fuente se refieren al estado patrimonial y a las rentas de varios meses atrás, por lo que un modelo que utilice entre sus variables ratios contables puede tardar en detectar problemas lo suficiente para que sea demasiado tarde.

Una última reflexión sobre la escasa presencia de variables macroeconómicas en los modelos de predicción del fracaso empresarial hasta ahora. El tipo de interés de mercado, la tasa impositiva, el índice de inflación, la evolución del PIB u otras variables similares recogen en parte algunas de las causas que pueden contribuir al éxito o fracaso de las empresas, pero las variables contables solo varios meses más tarde se verán afectadas por el efecto de la variación de esas variables. Así, en épocas de cambio, las variables del entorno pueden contribuir a la predicción antes que las variables de la propia empresa. Y sin embargo, nuestro estudio muestra un muy escaso número de trabajos que incluyan este tipo de variables y en algunos de ellos parecen aportar poco poder predictivo. Sí parecen variables relevantes cuando el número de años permite incluir en la muestra fases expansivas y recesivas de la economía. Por lo que quizá sería necesario estimar modelos que recojan variables macroeconómicas a partir de un número de años que incluya las oscilaciones de ciclo económico.

Como limitaciones de este trabajo debemos mencionar que, como en cualquier trabajo de revisión, es imposible recoger todos los trabajos que se han hecho sobre el tema, esperamos haber recogido una parte de los más relevantes publicados en español y en inglés; el amplio número de años y los distintos países que cubren las muestras de los trabajos analizados dificultan la comparación de variables, metodologías y resultados; finalmente, es difícil decir dónde hay diferencias y dónde se muestra una evolución.

## BIBLIOGRAFÍA

- Abad, C., Arquero, J.L. y Jiménez, S.M. (2004). Procesos de fracaso empresarial. Identificación y contrastación empírica. *XI Encuentro de Profesores Universitarios de Contabilidad*.
- Acosta, E. y Fernández, F. (2007). Predicción del fracaso empresarial mediante el uso de algoritmos genéticos. *X Encuentro de Economía Aplicada*, Logroño, 14-15-16 de junio <http://www.unirioja.es/dptos/dee>”DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA Y EMPRESA.
- Ahn, B.S., Cho, S.S. y Kim, C.Y. (2000). The Integrated Methodology of Rough Set Theory and Artificial Neural Network for Business Failure Prediction. *Expert Systems with Applications*, 18, pp. 65-74.
- Altman, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), pp. 568-609.
- Altman, E.I. (1981). *Financial Handbook*. New York: John Wiley & Sons.
- Altman, E.I. (1983). *Corporate Financial Distress*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Altman, E.I. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*. New York: John Wiley & Sons.
- Altman, E.I., Haldeman, R. y Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), June, pp. 29-54.
- Altman, E.I., Marco, G. y Varetto, F. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (The Italian Experience). *Journal of Banking and Finance*, 18(3), pp. 505-529.
- Altman, E.I. y Saunders, A. (1998). Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years. *Journal of Banking and Finance*, 21(11-12), December, pp. 1721-1742.
- Altman, E.I. y Sabato, G. (2005). Effects of the New Basel Capital Accord on Bank Capital Requirements for SMEs. *Journal of Financial Services Research*, 28(1-3), pp. 15-42.
- Altman, E.I. y Sabato, G. (2007). Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *Abacus*, 43(3), pp. 332-357.
- Altman, E.I., Sabato, G. y Wilson, N. (2008). The Value of Qualitative Information in SME Risk Management. *Working Paper*. Leonard N. Stern School of Business, New York University.
- Argenti, J. (1976). *Corporate Collapse: The Causes and Symptoms*. New York: John Wiley & Sons.



- Arquero, J.L., Abad, M.C. y Jiménez, S.M. (2008). Procesos de fracaso empresarial en PYMES, Identificación y contrastación empírica. *Revista Internacional de la Pequeña y Mediana Empresa*, 1(2), pp. 64-77.
- Atiya, A.F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), pp. 929-935.
- Balcaen, S. y Ooghe, H. (2006). 35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and their Related Problems, *British Accounting Review*, 38(1), pp. 63-93.
- Barniv, R., Anurag, A. y Leach, R. (1997). Predicting the Out Come Following Bankruptcy Filing: A Three State Classification Using NN, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, pp. 177-194.
- Beaver, W.H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, *Journal of Accounting Research, Supplement*, 4, January, pp. 71-111.
- Beaver, W.H. (1968). Alternative accounting measures and predictors of failure. *The Accounting Review*, January, pp. 113-122.
- Beaver, W.H., Correia, M. y McNichols, M. (2009). Have Changes in Financial Reporting Attributes Impaired Informativeness? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *Rock Center for Corporate Governance Working Paper No. 13*, Stanford University, December. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1341305>.
- Beaver, W.H., McNichols, M. y Rhie, J. (2005). Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), pp. 93-122.
- Bechetti, L. y Sierra, J. (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance*, 27(11), pp. 2099-2120.
- Bell, T.B. (1997). Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, pp. 249-264.
- Bell, T.B., Ribar, G.S. y Verchio, J. (1990). Neural Nets Versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures. En Srivastava, R.P. (ed) *Auditing Symposium on Auditing Problems*, pp. 29-53.
- Bellovary, J.L, Giacomino, D.E. y Akers, M.D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter), pp. 1-43.
- Bhargava, M., Dubelaar, C. y Scott, T. (1998). Predicting bankruptcy in the retail sector: an examination of the validity of key measures of performance. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 5(2), pp. 105-117.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), Spring, pp. 1-25.
- Bonsón Ponte, E., Escobar Rodríguez, T., Martín Zamora, M.P. (1997a). Decision Tree Induction Systems. Applications in Accounting and Finance. En E. Bonsón Ponte y G. Sierra Molina (ed): *Intelligent Technologies in Accounting and Business*. Proceedings of

- the *III International Meeting on Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*. Huelva.
- Bonsón Ponte, E., Escobar Rodríguez, T. y Martín Zamora, M.P. (1997b). Sistemas de inducción de árboles de decisión: Utilidad en el análisis de crisis bancarias. *Ciberconta. Revista electrónica de Contabilidad*. Universidad de Zaragoza, Departamento de Contabilidad y Finanzas. (Disponible en <http://ciberconta.unizar.es/Biblioteca/0007/árboles.html>).
- Calvo-Flores, A., García, D. y Madrid, A. (2006). Tamaño, Antigüedad y Fracaso Empresarial. *Working Paper*. Universidad Politécnica de Cartagena.
- Canbas, S., Cabuk, A. y Kilic, S.B. (2005). Prediction of Commercial Bank Failure via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structure: The Turkish Case, *European Journal of Operational Research*, 166, pp.528-546.
- Casey, C. y Bartczak, N. (1985). Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress-Some Extensions. *Journal of Accounting Research*, 23(1), pp. 384-401.
- Cielen, A., Peeters, L., Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy Prediction Using a Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, 154(2), April, pp. 526-532.
- Collins, R.A. y Green, R.D. (1982). Statistical Methods for Bankruptcy Forecasting. *Journal of Economics and Business*, 34(4), pp. 349-354.
- Correa, A., Acosta, M. y González, A.L. (2003). La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. *Revista de Contabilidad*, 6(12), pp. 47-79.
- Crespo Domínguez, M.A. (2000). Una aproximación a la predicción del fracaso empresarial mediante redes neuronales. *IX Encuentro de Profesores Universitarios de Contabilidad*, Las Palmas de Gran Canaria, pp. 591-607.
- Dambolena, I.G. y Khoury, S.J. (1980). Ratio Stability and Corporate Failure. *Journal of Finance*, 35(4), September, pp. 1017-1026.
- Daubie, M. y Meskens, N. (2002). Business Failure Prediction: A Review and Analysis of the Literature, en Zopounidis, C. (Ed.) *New Trends in Banking Management*, Physica-Verlag, pp. 71-86.
- Davydenko, S.A. (2007). When do firms default? A study of the default boundary. AFA 2009 San Francisco Meetings Paper; EFA 2005 Moscow Meetings Paper; WFA 2006 Keystone Meetings Paper, August. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=672343>.
- De Andrés Suárez, J. (2000). Técnicas de Inteligencia Artificial aplicadas al análisis de la solvencia empresarial. *Documento de Trabajo núm. 206*, Universidad de Oviedo, Facultad de Ciencias Económicas.
- De Andrés Suárez, J. (2001). Statistical Techniques vs. SEE5 Algorithm. An Application to a Small Business Environment. *The International Journal of Digital Accounting Research*, 1(2), July, pp. 153-179.
- De Andrés Sánchez, J. (2005). Comparativa de métodos de predicción de la quiebra: Redes neuronales artificiales vs. métodos estadísticos multivariantes. *Partida Doble*, 168, julio-agosto, pp. 105-113.
- De la Torre, J.M., Gómez, M.E. y Román, I. (2005). Análisis de sensibilidad temporal de los modelos de predicción de solvencia: una aplicación a las pymes industriales. *XIII*

- Congreso AECA, Armonización y gobierno de la diversidad*, 22 a 24 de septiembre, Oviedo (recurso electrónico).
- De Miguel, L.J., Revilla, E., Rodríguez, J.M. y Cano, J.M. (1993). A Comparison between Statistical and Neural Network Based Methods for Predicting Bank Failures. Proceedings of the *III<sup>th</sup> International Workshop on Artificial Intelligence in Economics and Management*, Portland (USA).
- Deakin, E.B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), Spring, pp. 167-179.
- Deakin, E.B. (1976). Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence. *The Accounting Review*, 51(1), January, pp. 90-96.
- Del Rey Martínez, E. (1996). Bankruptcy Prediction in Non-Finance Companies: An Application Based on Artificial Neural Network Models. En Sierra Molina, G. y Bonsón Ponte, E. (Eds.): *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Huelva, pp. 253-272.
- Dewaelheyns, N. y Van Hulle, C. (2004). The Impact of Business Groups on Bankruptcy Prediction Modeling. *Tijdschrift voor Economie en Management*, 49(4), pp. 623-645.
- Dewaelheyns, N. y Van Hulle, C. (2006). Corporate Failure Prediction Modeling: Distorted by Business Groups' Internal Capital Markets?. *Journal of Business Finance & Accounting*, 33(5-6), pp. 909-931.
- Dimitras, A., Zanakis S. y Zopounidis C. (1996). A survey of Business Failures with an Emphasis on Failure Prediction Methods and Industrial Applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), pp. 487-513.
- Dutta, S. y Shekhar, S. (1992). Bond rating: a non conservative application of neural networks. En *Neural Networks in Finance and Investing*. Chicago: Probus Publishing, pp. 443-450.
- Edmister, R.O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), March, pp. 1477-1493.
- Edmister, R.O. (1988). Combining Human Credit Analysis and Numerical Credit Scoring for Business Failure Prediction. *Akron Business and Economic Review*, 19(3), pp. 6-14.
- Elam, R. (1975). The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios. *The Accounting Review*, 50(1), January, pp. 25-43.
- Fernández, E. y Olmeda, I. (1995). Bankruptcy Prediction with Artificial Neural Networks. *Lecture Notes on Computational Sciences*, 930, pp. 1142-1146.
- Ferrando, M. y Blanco, F. (1998). La previsión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(95), abril-junio, pp. 499-540.
- Fletcher, D. y Goss, E. (1993). Application Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data. *Information and Management*, 24, pp. 159-167.
- Frydman, H., Altman, E.I. y Kao, D. (1985). Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. *The Journal of Finance*, 40(1), March, pp. 269-291.

- Gabás Trigo, F. (1990). *Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial*. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Ministerio de Economía y Hacienda.
- Gallego, A. M., Gómez, J. C. y Yáñez, L. (1997). Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras. *Actualidad Financiera*, 2(5), mayo, pp. 3-14.
- Gandía, J.L., García, J.L. y Molina, R. (1995). *Estudio Empírico de la Solvencia Empresarial en la Comunidad Valenciana*. Valencia: Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, Junio.
- García, D., Arqués, A. y Calvo-Flores, A. (1995). Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(82), enero-marzo, pp. 175-200.
- García-Ayuso, M. (1995). La necesidad de llevar a cabo un replanteamiento de la investigación en materia de análisis de la información financiera. *Análisis financiero*, 66, pp. 36-61.
- Gazengel, A. y Thomas, P. (1992). Les défaillances d'entreprises. *Les Cahiers de Recherche*, 105, 47 p., École Supérieure de Commerce de Paris.
- Gentry, J., Newbold, P. y Whitford, D. (1985). Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components. *Journal of Accounting Research*, 23(1), Spring, pp. 146-159.
- Gilbert, L.R., Menon, K. y Schwartx, K.B. (1990). Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 17(1), pp. 161-171.
- Gombola, M.J. y Ketz, J.E. (1983). A Note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios. *Accounting Research*, 58(1), January, pp. 105-114.
- Gómez, M.A., Torre, J.M., y Román, I. (2008). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 37(137), enero-marzo, pp. 85-111.
- Graveline, J. y Kokalari, M. (2008). Credit risk. *Working Paper*, The Research Foundation of CFA Institute, November.
- Greenstein, M.M. y Welsh, M.J. (1996). Bankruptcy prediction using ex-ante neural networks and realistically proportioned testing sets. En Sierra Molina, G. y Bonsón Ponte, E. (Eds.): *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Huelva, pp. 187-212.
- Grice, J.S. e Ingram, R.W. (2001). Tests of the Generalizability of Altman's Bankruptcy Prediction Model. *Journal of Business Research*, 54(1), pp. 53-61.
- Grunert, J., Norden, L. y Weber, M. (2005). The Role of Non-Financial Factors in Internal Credit Ratings. *Journal of Banking and Finance*, 29(2), pp. 509-531.
- Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L. y Black, W.C. (1999). *Análisis multivariante*, Madrid: Prentice-Hall.
- Hayden, E. (2003). Are Credit Scoring Models Sensitive with Respect to Default Definitions? Evidence from the Australian Market, Dissertation Paper, Department of Business Administration, University of Vienna, Austria, pp.1-43.
- Hill, N.T., Perry, S.E. y Andes, S. (1996). Evaluating Firms in Financial Distress: An Event History Analysis. *Journal of Applied Business Research*, 13(13), pp. 60-71.

- Hillegeist, S.A., Keating, E.K., Cram, D.P. y Lundstedt, K.G. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), pp. 5-34.
- Holder, M. (1984). *Le score de l'entreprise*. París: Nouvelles Editions Fiduciaires.
- Jacobson, T., Kindell, R., Lindé, J. y Roszbach, K. (2008). Firm Default and Aggregate Fluctuations. *Working Paper*, Sveriges Riskbank, n°. 226, September. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1471254>.
- Jones, F.L. (1987). Current Techniques in Bankruptcy Prediction. *Journal Accounting Literature*, 6, pp. 131-164.
- Jones, S. and Hensher, D.A. (2004). Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The Accounting Review*, 79(4), pp. 1011-1038.
- Jones, S. and Hensher, D.A. (2008). *Advances in Credit Risk Modelling and Corporate Bankruptcy Prediction*. Cambridge University Press.
- Kaski, S., Sinkkonen, J. y Peltonen, J. (2001). Bankruptcy Analysis with Self-Organizing Maps in Learning Metrics. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12 (4), pp. 936-947.
- Keasey, K. y Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypothesis. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 14(3), Autumn, pp. 335-354.
- Keasey, K. y Watson, R. (1988). The non-submission of accounts and small company financial failure prediction. *Accounting and Business Research*, 19(73), Winter, pp. 47-54.
- Keasey, K. y Watson, R. (1991). Financial Distress Prediction Models: A Review of their Usefulness, *British Journal of Management*, 2(2), July, pp. 89-102.
- Ketz, J.E. (1978). The Effect of General Price-Level Adjustments on the Predictability of Financial Ratios. *Journal of Accounting Research*, 16 supplement, pp. 273-284.
- Kiviluoto, K. (1998) Predicting Bankruptcies with Self Organizing Map. *Neurocomputing*, 21 pp. 191-201.
- Koh, H.C. (1991). Model Predictions and Auditor Assessment of Going Concern Status. *Accounting and Business Research*, 21(84), pp. 331-338.
- Koh, H.C. y Tan, S.S. (1999). A neural network approach to the prediction of going concern status. *Accounting and Business Research*, 29(3), pp. 211-216.
- Kuo, Y.C. (2007). *The Data Envelopment Models for the Application of Two-Group Discriminant Analysis*. Tesis Doctoral.
- Labatut, G.; Pozuelo, J. y Veres, E.J. (2009). Modelización temporal de los ratios contables en la detección del fracaso empresarial de la PYME española. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 38(143), julio-septiembre, pp. 423-448.
- Lacher, R.C., Coats, P.K., Sharma, S.C., y Fant, L.F. (1995). A Neural Network for Classifying The Financial Health of a Firm. *European Journal of Operational Research*, 85(1), pp. 53-65.
- Laffarga, J., Martín, J.L. y Vázquez, M.J. (1985). El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española. *Esic-Market*, 48 (2º trim.), pp. 51-73.

- Laffarga J., Martín, J.L. y Vázquez, M.J. (1986a). El pronóstico a corto plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la Banca española. *Esic-Market*, 53, (3º trim.), pp. 59-116.
- Laffarga J., Martín, J.L. y Vázquez, M.J. (1986b). El pronóstico a largo plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones al caso español. *Esic-Market*, 54, (4º trim.), pp. 113-167.
- Laffarga J., Martín, J.L. y Vázquez, M.J. (1987). Predicción de la crisis bancaria española: La comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante. *Cuadernos de Investigación Contable*, 1(1), otoño, pp. 103-110.
- Laffarga J., Martín, J.L. y Vázquez, M.J. (1991). La predicción de la quiebra bancaria: el caso español. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 20(66), enero-marzo, pp. 151-163.
- Laitinen, E.K. (1993). Financial Predictors for Different Phases of the Failure Process. *Omega International Journal of Management Science*, 21(2), pp. 215-228.
- Laitinen, T. y Kankaanpää, M. (1999). Comparative Analysis of Failure Prediction Methods: the Finnish Case. *The European Accounting Review*, 8(1), pp.67-92.
- Lee, K., Booth, D. y Alam, P. (2005). A Comparison of Supervised and Unsupervised Neural Networks in Predicting Bankruptcy of Korean Firms. *Expert Systems with Applications*, 29, pp. 1-16.
- Lee, S.H. y Urrutia, J.L. (1996). Analysis and Prediction of Insolvency in the Property-Liability Insurance Industry: A Comparison of Logit and Hazard Models. *The Journal of Risk and Insurance*, 63(1), pp. 121-130.
- Lennox, C. (1999). Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), July, pp. 347-364.
- Leshno, M. y Spector, Y. (1996) Neural Network Prediction Analysis: The Bankruptcy Case, *Neurocomputing*, 10, pp. 125-147.
- Libby, R. (1975). Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioural evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), Spring, pp. 150-161.
- Lincoln, M. (1984). An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), pp. 321-340.
- Liou, D.K. y Smith, M. (2006). Macroeconomic Variables in the Identification of Financial Distress, *Working Paper*, May, Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=900284>.
- Lizarraga Dallo, F. (1997). Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 26(93), octubre-diciembre, pp. 871-915.
- Lizarraga Dallo, F. (1998). Modelos de predicción del fracaso empresarial: ¿Funciona entre nuestras empresas el modelo de Altman de 1968?. *Revista de Contabilidad*, 1(1), enero-junio, pp. 137-164.
- Lo, A.W. (1986). Logic Versus Discriminant Analysis. *Journal of econometrics*, 31(2), pp. 151-178.



- López, E. y Flórez, R. (1999). El análisis de solvencia empresarial utilizando redes neuronales autoasociativas: el modelo Koh-León. *Proceedings of the VI International Meeting on Advances in Computational Management*, Reus.
- López, E. y Flórez, R. (2000). Aplicación de dos modelos de redes neuronales artificiales para el análisis económico-financiero empresarial. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 9(2), pp. 139-164.
- López, J., Gandía, J.L. y Molina, R. (1998). La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(94), enero-marzo, pp. 71-97.
- López, D., Moreno, J. y Rodríguez, P. (1994). Modelos de predicción del fracaso empresarial. Aplicación a entidades de seguros en España. *Esic-Market*, 84, pp. 83-125.
- Madrid, A. y García, D. (2006). Factores que explican el fracaso empresarial en la pyme. *Gestión: Revista de Economía*, 36, marzo-junio, pp. 5-9.
- Mar Molinero, C. y Ezzamel, M. (1991). Multidimensional Scaling Applied to Corporate Failure. *Omega*, 19(4), pp. 259-274.
- Mar, C. y Serrano, C. (2001). Bank Failure: A Multidimensional Scaling Approach. *The European Journal of Finance*, 7(2), pp. 165-183.
- Maraís, M., Patell, J. y Wolfson, M. (1984). The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications. *Journal of Accounting Research*, 22(1), pp. 87-118.
- Marose, R.A. (1992). A Financial Neural Network Application. En *Neural Networks in Finance and Investing*. Chicago: Probus Publishing, pp. 50-53.
- Martin, D. (1977). Early Warning of Bank Failure. *Journal of Banking and Finance*, 1(3), pp. 249-276.
- Martínez, I. (1996). Forecasting Company Failure: Neural Approach versus Discriminant Analysis: An Application to Spanish Insurance Companies. En Sierra Molina, G. y Bonsón Ponte, E. (Eds.): *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Huelva, pp. 169-185.
- Martínez, C., Navarro, M.V. y Sanz, F. (1989). Selección y explotación de los sistemas de alarma y prevención de quiebra. *Investigaciones Económicas*, (supl.), 13(3), pp. 135-141.
- McDonald, B.D. y Morris, M.H. (1984). The Statistical Validity of the Ratio Method in Financial Analysis: An Empirical Examination. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 11(1), Spring, pp. 89-97.
- McGahan, A.M. y Porter, M.E. (1997). How Much Does Industry Matter, Really?. *Strategic Management Journal*, 18, Summer, pp. 15-30.
- McGurr, P.T. y DeVaney, S.A. (1998). Predicting Business Failure of Retail Firms: An Analysis Using Mixed Industry Models. *Journal of Business Research*, 43(3), pp. 169-176.
- McKee, T.E. (1990). Evaluation of Enterprise Continuity Status Via Neural Networks. Abstracts of the *Thirteenth Annual Congress of the European Accounting Association*, 72.
- McKee, T.E. (2000). Developing a Bankruptcy Prediction Model via Rough Sets Theory. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9(3), September, pp. 159-173.

- Mensah, Y.M. (1984). An Examination of the Stationary of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), pp. 380-395.
- Messier, W.F.Jr. y Hansen, J.V. (1988). Inducing Rules for Expert System Development: An Example Using Default and Bankruptcy Data, *Management Science*, 34(12), pp. 1403-1415.
- Meyer, P.A. y Pifer, H.W. (1970). Predictions of Bank Failures. *The Journal of Finance*, 25(4), September, pp. 853-868.
- Min, S.H., Lee, J. y Han, I. (2006). Hybrid Genetic Algorithms and Support Vector Machines for Bankruptcy Prediction. *Expert Systems with Applications*, 31, pp. 652-660.
- Mora Enguñados, A. (1994a). Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(80), pp. 709-732.
- Mora Enguñados, A. (1994b). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(78), pp. 203-233.
- Norton, C.L. (1976). *A Comparison of the Abilities of General Price Level and Conventional Financial Ratios to Predict Bankruptcy*, Arizona State University.
- Norton, C. y Smith, R. (1979). A Comparison of General Price Level and Historical Cost Financial Statements in the Prediction of Bankruptcy. *The Accounting Review*, 54(1), January, pp. 72-87.
- Odom, M.D. y Sharda, R. (1992). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. En R.R. Trippi and E. Turban Eds. *Neural networks in Finance and Investing*. Chicago: Probus Publishing, pp.163-168.
- Ohlson, J.A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp. 109-131.
- Palepu, K.G. (1986). Predicting Takeover Targets: A Methodological and Empirical Analysis. *Journal of Accounting and Economics*, 8(1), March, pp. 3-35.
- Paradi, J.C., Asmild, M. y Simak, P.C. (2004). Using DEA and Worst Practice DEA in Credit Risk Evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), March, pp. 153-165.
- Park, C.S. y Han, I. (2002). A Case-Based Reasoning with the Feature Weights Derived by Analytic Hierarchy Process for Bankruptcy Prediction. *Expert Systems with Applications*, 23(3), pp. 255-264.
- Peel, M.J. y Peel, D.A. (1987). Some Further Empirical Evidence on Predicting Private Company Failure. *Accounting and Business Research*, 18(69), pp. 57-66.
- Peel, M.J., Peel, D.A. y Pope, P.F. (1986). Predicting Corporate Failure. Some Results for the UK Corporate Sector. *Omega*, 14(1), pp. 5-12.
- Pina Martínez, V. (1989). Estudio empírico de la crisis bancaria. *Revista Española de Financiación y contabilidad*, 28(58), enero-marzo, pp. 309-338.
- Piramuthu, S., Ragavan, H. y Shaw, M.J. (1998). Using Feature Construction to Improve the Performance of Neural Networks. *Management Science*, 44 (3), pp. 416-430.



- Platt, H.D. y Platt, M.B. (1991). A Note on the Use of Industry Relative Ratios in Bankruptcy Prediction. *Journal of Banking and Finance*, 15(6), pp. 1183-1194.
- Platt, H.D. y Platt, M.B. (2002). Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), pp. 184-199.
- Platt, H.D., Platt, M.B. y Pedersen, J.G. (1994). Bankruptcy Discrimination with Real Variables. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 21(4), June, pp. 491-510.
- Premachandra, I.M., Bhabra, G.S. y Sueyoshi, T. (2009). DEA as a Tool for Bankruptcy Assessment: A Comparative Study with Logistic Regression Technique. *European Journal of Operational Research*, 193(2), pp. 412-424.
- Ramírez Comeig, I. (1996). La utilidad del análisis multivariante para evaluar la solvencia de las pequeñas empresas. *X Congreso Nacional de AEDEM*, Granada, junio, Ponencias y Comunicaciones, pp. 463-473.
- Ravi Kumar, P. y Ravi, V. (2007). Bankruptcy Prediction in Banks and Firms Via Statistical and Intelligent Techniques - A Review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), pp. 1-28.
- Rodríguez Acebes, M.C. (1990). *La Predicción de las Crisis Empresariales. Modelos para el Sector de Seguros*, Valladolid: Secretariado de Publicaciones, Universidad de Valladolid.
- Rodríguez Fernández, J.M. (1986). Crisis en los bancos privados españoles: un modelo logit. *Investigaciones Económicas*, (supl.), pp. 59-64.
- Rodríguez Fernández, J.M., (1987). Crisis en los bancos privados españoles: un modelo logit. *II Jornadas de Economía Industrial*, Madrid.
- Rodríguez Fernández, J.M. (1989a). Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico. *Moneda y Crédito*, 189, pp. 187-227.
- Rodríguez Fernández, J.M. (1989b). The Crisis in Spanish Private Banks: A Logit Analysis. *Finance*, 10(1), junio, pp. 69-88.
- Rodríguez, M. y Díaz, F. (2005). La Teoría de los *rough sets* y la predicción del fracaso empresarial. Diseño de un modelo para las pymes. *XIII Congreso AECA, Armonización y gobierno de la diversidad*, 22 a 24 de septiembre, Oviedo (recurso electrónico).
- Rodríguez López, M. (2001). Predicción del fracaso empresarial en compañías no financieras. Consideración de técnicas de análisis multivariante de corte paramétrico. *Actualidad Financiera*, 6(6), pp. 27-42.
- Román, I., De La Torre, J.M., Castillo, P.A., y Merelo, J.J. (2002). Sectorial Bankruptcy Prediction Analysis Using Artificial Neural Networks. The Case of Spanish Companies. *European Accounting Congress*, Copenhagen.
- Román, I., De la Torre, J.M. y Zafra, J.L. (2001). Análisis sectorial de la predicción del riesgo de insolvencia: un estudio empírico. *XI Congreso AECA: Empresa, Euro y Nueva Economía*, Madrid, 26-28 septiembre (recurso electrónico).
- Rose, P.S., Andrews, W.T. y Giroux, G.A. (1982). Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 6(1), Fall, pp. 20-31.
- Rubio Misas, M. (2008). Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de la empresa. *Cuadernos de CC.EE. Y EE.*, 54, pp. 35-56.

- Rughupathi, W., Schkade, L. y Raju, B.S. (1993). A Neural Network to Bankruptcy Prediction. En Trippi, R. y Turban, E. (editors) *Neural Network in Finance and Investing*. Cambridge: Probus Publishing Company, pp. 159-176.
- Rumelt, R.P. (1997). How Much Does Industry Matter? *Strategic Management Journal*, 12(3), pp. 167-185.
- Santomero, A.M. y Vinso J.D. (1977). Estimating the Probability of Failure for Commercial Banks and the Banking System. *Journal of Banking and Finance*, 1(2), October, pp. 185-205.
- Sarle, W.S. (1994). Neural Networks and Statistical Models. Proceedings of the *Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference*, April.
- Scott, J. (1981). The Probability of Bankruptcy. *Journal of Banking and Finance*, 5, pp. 317-344.
- Serrano Cinca, C. (1994). *Las redes neuronales artificiales en el análisis de la información contable*. (Tesis doctoral). Zaragoza: Universidad de Zaragoza.
- Serrano Cinca, C. (1996). Self Organizing Neural Networks for Financial Diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), pp. 227-238.
- Serrano Cinca, C. (1997). Feedforward Neural Networks in the Classification of Financial Information. *European Journal of Finance*, 3(3), septiembre, pp. 183-202.
- Serrano, C. y Martín, B. (1993). Predicción de la crisis bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 22(74), pp. 153-176.
- Shin, K.S. y Lee, Y.J. (2002). A Genetic Algorithm Application in Bankruptcy Prediction Modeling. *Expert Systems with Applications*, 23(3), pp. 321-328.
- Shin, K.S., Shin, T.S. y Han, I. (1998). Intelligent Corporate Credit Rating System Using Bankruptcy Probability Matrix. Proceedings of the *IV International Conference on Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Accounting, Finance and Tax*, Huelva.
- Shrieves, R.E. y Stevens, D.L. (1979). Bankruptcy Avoidance as a Motive for Merger. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 3, pp. 501-515.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *Journal of business*, 74(1), January, pp. 101-124.
- Sinkey, J.F. (1975). A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks. *The Journal of Finance*, 30(1), March, pp. 21-36.
- Slowinski, R., y Zopounidis, C. (1995). Application of the Rough Set Approach to Evaluation of Bankruptcy Risk, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management*, 4(1), pp. 27-41.
- Somoza López, A. (2001). La consideración de factores cualitativos, macroeconómicos y sectoriales en los modelos de predicción de la solvencia empresarial. *Papeles de Economía Española*, 89/90, pp. 402-426.
- Somoza López, A. (2002). Modelos de predicción de la insolvencia: la incorporación de otro tipo de variables. En Doldán, F. y Rodríguez, M. (Coord.) *La gestión del riesgo de crédito*, Madrid, AECA, pp. 139-173.

- Stein, J.H. y Ziegler, W. (1984). The Prognosis and Surveillance of Risks from Commercial Credit Borrowers. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), June, pp. 249-268.
- Sueyoshi, T. y Goto, M. (2009a). Can R&D Expenditure Avoid Corporate Bankruptcy? Comparison Between Japanese Machinery and Electric Equipment Industries Using DEA–Discriminant Analysis. *European Journal of Operational Research*, 196(1), pp. 289-311.
- Sueyoshi, T. y Goto, M. (2009b). DEA–DA for Bankruptcy-Based Performance Assessment: Misclassification Analysis of Japanese Construction Industry. *European Journal of Operational Research*, 199(2), pp. 576-594.
- Sueyoshi, T. y Goto, M. (2009c). Methodological Comparison between DEA (Data Envelopment Analysis) and DEA–DA (Discriminant Analysis) from the Perspective of Bankruptcy Assessment. *European Journal of Operational Research*, 199(2), pp. 561-575.
- Swicegood, P. y Clark, J.A. (2001). Off-Site Monitoring for Predicting Bank under Performance: A Comparison of Neural Networks, Discriminant Analysis and Professional Human Judgment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 10, pp. 169-186.
- Surkan, A.J. y Singleton, J.C. (1992). Neural Networks for Bond Rating Improved by Multiple Hidden Layers. En R.R. Trippi y E. Turban, *Neural networks in Finance and Investing*, Chicago: Probus Publishing.
- Taffler, R.J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 145(3), pp. 342-358.
- Taffler, R.J. (1983). The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 15(52), Autumn, pp. 295-307.
- Tam, K.Y. (1991). Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy, *Omega*, 19(5), pp. 429-445.
- Tam, K.Y. y Kiang, M.Y. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38(7), July, pp. 926-947.
- Troutt, M.D., Rai, A. y Zhang, A. (1996). The Potential Use of DEA for Credit Applicant Acceptance Systems. *Computers & Operations Research*, 23(4), April, pp. 405-408.
- Tsukuda, J. y Baba, S.I. (1994). Predicting Japanese Corporate Bankruptcy in Terms of Finance Data Using Neural Network. *Computers and Industrial Engineering*, 27(1-4), pp. 445-448.
- Westgaard, S. y Van Der Wijst, N. (2001). Default Probabilities in a Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach. *European Journal of Operational Research*, 135(2), December, pp. 338-349.
- Whalen, G. (1991). A Proportional Hazard Model of Bank Failure: An Examination of its Usefulness as an Early Warning Model Tool. *Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Review*, 27(1), pp. 21-31.
- Wheelock, D.C. y Wilson, P.W. (2000). Why do Banks Disappear? The Determinants of U.S. Bank Failures and Acquisitions. *The Review of Economics and Statistics*, 82(1), February, pp. 127-138.

- Wilson, R.L. y Sharda, R. (1994). Bankruptcy Prediction Using Neural Networks. *Decision Support Systems*, 11, pp. 545-557.
- Whittred, G.P. y Zimmer, I. (1984). Timeliness of Financial Reporting and Financial Distress, *The Accounting Review*, 59(2), April, pp. 297-295.
- Wilcox, J.W. (1971). A Gambler's Ruin Prediction of Business Failure Using Accounting Data, *Sloan Management Review*, 12(3), September, pp. 1-10.
- Wilcox, J.W. (1976). The Gambler's Ruin Approach to Business Risk, *Sloan Management Review*, 18 (autumn), pp. 33-46.
- Wilson, R.L. y Sharda, R. (1994). Bankruptcy Prediction using Neural Networks. *Decision Support Systems*, 11(5), pp. 545-557.
- Xu, M. y Zhang, C. (2009). Bankruptcy Prediction: The Case of Japanese Listed Companies. *Review of Accounting Studies*, 14(4), December, pp. 534-558.
- Zavgren, C.V. (1983). The prediction of corporate failure: the state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), pp. 1-38.
- Zavgren, C.V. (1985). Assessing the Vulnerability of Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Banking and Finance*. 12(1), Spring, pp. 19-45.
- Zavgren, C.V. (1988). The Association between Probabilities of Bankruptcy and Market Responses- A Test of Market Anticipation. *Journal of Business, Finance and Accounting*. 15(1), pp. 27-45.
- Zhang, G.P., Hu, M.Y., Patuwo, B.E. e Indro, D.C. (1999). Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), July, pp. 16-32.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22 (supplement), pp. 59-86.

## ANEXO. TABLAS 5 Y 6

TABLA 5. VARIABLES EXPLICATIVAS

[illegible]

		VARIABLES PREDICTIVAS				Autores que han utilizado el ratio	
		Capital circulante/ Pasivo exigible	Capital circulante/ Patrimonio neto			Capital circulante/ Rotación de activos	Capital propio/ Deuda Total
BEAVER (1966)							
BEAVER (1968)							
ALTMAN (1968)							
BLUM (1974)							
ALTMAN, HARDEMAN y KARAYANAN (1977)							
TÄFFLER (1983)							
Zmijewski (1984)							
Laffarg, Martín y Vázquez (1985)							
Peel, Peel y Pope (1986)							
Keasey y Watson (1987)							
Rodríguez Fernández (1987 y 1989)							
Martínez, Navarro y Sanz (1989)							
Pina (1989)							
GILBERT, MENON y SCHAWARTZ (1990)							
Tam (1991)							
Mar Molinero y Ezamel (1991)							
KOH (1991)							
Fletcher y Goss (1993)							
López, Moreno y Rodríguez (1994)							
Wilson y Sharada (1994)							
Tsukuda y Baba (1994)							
Mora (1994)							
García, Arqués y Calvo-Flores (1995)							
Serrano Cincia (1996)							
Lizarraga (1997)							
Gallago, Gómez y Yañez (1997)							
Ferrando y Blanco (1998)							
López, Gandía y Molina (1998)							
Laitinen y Kantakumpus (1999)							
Rodríguez López (2001)							
Somoza (2001)							
Atiya (2001)							
Park y Han (2002)							
Shin y Lee (2002)							
Abad, Arguero y Jiménez (2004)							
Beaver, Micholts y Rhie (2005)							
Gómez, Torre y Román (2008)							
Beaver, Corréia y McNicholsy (2009)							
Premachandra, Bhabra y Subeyosi (2009)							
Labatut, Pozuelo y Veres (2009)							



[illegible]





TABLA 6. TRABAJOS Y METODOLOGÍAS

AÑO	AUTORES	METODOLOGÍA UTILIZADA
1966	Beaver	Análisis Univariante
1968	Altman	Análisis Discriminante Múltiple
	Beaver	Análisis Univariante
1970	Meyer y Pifer	Análisis Discriminante Múltiple
1972	Deakin	Análisis Discriminante Múltiple
	Edmister	Análisis Discriminante Múltiple
1974	Blum	Análisis Discriminante Múltiple
1975	Elam	Consideración de Métodos Contables Alternativos al Principio de Devengo
	Libby	Análisis Discriminante Múltiple
	Sinkey	Análisis Discriminante Múltiple
1976	Norton	Introducción de Índices Correctores de Inflación
1977	Altman, Haldeman y Narayanan	Análisis Discriminante Múltiple
	Martín	Análisis de Regresión Logística
	Santomero y Vinso	Análisis de Regresión Logística
1978	Ketz	Datos Ajustados al Nivel de Precios – Inflación
1979	Norton y Smith	Consideración de Métodos Contables Alternativos al Principio de Devengo
1980	Dambolena y Khoury	Análisis Discriminante Múltiple
	Ohlson	Análisis de Regresión Logística
1982	Rose, Andrews y Giroux	Influencia de Variables Macroeconómicas
	Collins y Green	Análisis Discriminante Múltiple
		Modelo de Probabilidad Lineal
		Análisis de Regresión Logística
1983	Gombola y Ketz	Análisis Discriminante Múltiple
	Taffler	Análisis Discriminante Múltiple
1984	Holder	Análisis Discriminante Múltiple
	Marais, Patell y Wolfson	Modelos de Partición Recursiva
	Mensah	Análisis de Regresión Logística
	Zmijewski	Análisis de Regresión Logística
	Lincoln	Análisis Discriminante Múltiple
1985	Casey y Bartczak	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Probabilidad Condicional
	Frydman, Altman y Kao	
	Gentry, Newbold y Whitford	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Probabilidad Condicional
	Zavgren	Análisis de Probabilidad Condicional
		Análisis de Regresión Logística
	Laffarga, Martín y Vázquez	Análisis Univariante
		Análisis de Regresión Logística
1986	Peel, Peel y Pope	Introducción de Variables No Financieras
1987	Keasey y Watson	
	Introducción de Variables No Financieras	
	Rodríguez Fernández	
	Laffarga, Martín y Vázquez	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
1988	Edmister	Análisis Discriminante Múltiple
	Messier y Hansen	Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos

AÑO	AUTORES	METODOLOGÍA UTILIZADA
1989	Martínez, Navarro y Sanz	Análisis de Regresión Logística
	Pina	Análisis de Regresión Logística
	Rodríguez Fernández	Análisis Univariante
		Análisis de Regresión Logística
1990	Bell, Ribar y Verchio	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
		Análisis de Regresión Logística
	McKee	Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos
	Rodríguez Acebes	Análisis de Regresión Logística
	Gabás	Análisis Univariante
		Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
		Modelos de Partición Recursiva
1991	Koh	Análisis de Regresión Logística
	Platt y Platt	Análisis de Regresión Logística
	Mar Molinero y Ezzamel	Escalamiento Multidimensional
	Tam	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
1992	Tam y Kiang	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Surkan y Singleton	Inteligencia Artificial
	Dutta y Shekhar	Inteligencia Artificial
	Odom y Sharda	Inteligencia Artificial: Redes neuronales
	Marose	Inteligencia Artificial
1993	Fletcher y Goss	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Rughupathi, Schkade y Raju	Inteligencia Artificial
	Serrano y Martín del Brio	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	De Miguel, Revilla, Rodríguez y Cano	Inteligencia Artificial
1994	Altman, Marco y Varetto	Análisis Discriminante Lineal Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Platt, Platt y Pederson	Consideración de Métodos Contables Alternativos al Principio de Devengo
	Wilson y Sharda	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Tsukuda y Baba	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	López, Moreno y Rodríguez	Análisis Univariante
		Análisis Discriminante Múltiple
	Mora	Análisis de Regresión Logística
1995	Serrano Cinca	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Slowinski y Zopounidis	Teoría de los Conjuntos Aproximados
	Lacher, Coats, Sharma y Faut	Inteligencia Artificial
	García, Arqués y Calvo-Flores	Análisis Discriminante Múltiple
	Fernandez y Olmeda	Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
1996	Greenstein y Welsh	Inteligencia Artificial
	Serrano Cinca	Mapas Autoorganizativos
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
		Análisis Discriminante Lineal
	Lesho y Spector	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Del Rey	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Martínez	Inteligencia Artificial

AÑO	AUTORES	METODOLOGÍA UTILIZADA
1997	Barniv, Anurag y Leach	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Bell	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Lizarraga	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
	Gallego, Gómez y Yáñez	Análisis de Regresión Logística
	Bonsón, Escobar y Martín	Inteligencia Artificial: Árboles de Decisión
	Serrano Cinca	Análisis Univariante
		Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
1998	Shin, Shin y Han	Inteligencia Artificial
	Piramuthu, Ragavan y Shaw	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Kiviluoto	Mapas Autoorganizativos
	López, Gandía y Molina	Análisis de Componentes Principales
		Análisis de Regresión Logística
	Ferrando y Blanco	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
	Lizarraga	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
1999	Koh y Tan	Inteligencia Artificial
	Lennox	Análisis Discriminante Múltiple Análisis de Regresión Logística
	Laitinen y Kankaanpää	Análisis Discriminante Lineal
		Análisis de Regresión Logística
		Modelos de Partición Recursiva
		Análisis de Supervivencia
		Redes Neuronales
		Juicio Humano de Expertos
	Zhang , Hu, Patuwo y Indro	Inteligencia Artificial
	López y Flórez	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
2000	McKee	Teoría de los Conjuntos Aproximados
	Ahn, Cho y Kim	Análisis Discriminante
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
		Híbrido: Conjuntos Aproximados-Redes Neuronales
	Crespo	Análisis Discriminante Múltiple
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
2001	Grice e Ingram	Análisis Discriminante Múltiple
	Westgaard y Wijst	Análisis de Regresión Logística
	Atiya	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Swicegood y Clark	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
		Análisis Discriminante Múltiple
		Juicio Humano de Profesionales
	Kaski, Sinkkonen y Peltonen	Mapas Autoorganizativos
	Rodríguez López	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
	Somoza	Análisis de Regresión Logística
	De Andrés	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Algoritmo SEES

AÑO	AUTORES	METODOLOGÍA UTILIZADA
2002	Shin y Lee	Inteligencia Artificial: Algoritmos Genéticos
	Park y Han	Análisis Multicriterio
	Platt y Platt	Análisis de Regresión Logística
	Román, De la Torre, Castillo y Merelo	Análisis de Regresión Logística Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
2003	Correa, Acosta y González	Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Algoritmo SEE5
2004	Cielen, Peeters y Vanhoof	Análisis Envolvente de Datos, Radial (CCR)
	Paradi, Asmild y Simak	Análisis Envolvente de Datos, No Radial
2005	Beaver, McNichols y Rhie	Análisis de Regresión Logística Multiperiodo
	Lee, Booth y Alam	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
		Mapas Autoorganizativos
	Canbas, Cabuk y Kilic	Análisis Discriminante
		Análisis de Regresión Logística
		Probit
		Análisis de Componentes Principales
	De la Torre, Gómez y Román	Análisis de Regresión Logística
	Rodríguez y Díaz	Teoría de los Conjuntos Aproximados
	De Andrés	Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
2006	Min, Lee y Han	Inteligencia Artificial: Algoritmos Genéticos
		Máquina de Vector de Apoyo
	Calvo-Flores, García y Madrid	Análisis de Regresión Logística
		Análisis Cluster
2007	Kuo	Análisis Envolvente de Datos, Aditivo
2008	Jones y Hensher	Análisis de Regresión Logística
		Mixed Logit
	Arquero, Abad y Jiménez	Regresiones Nominales (multilogit)
2009	Beaver, Correia y McNichols	Análisis de Regresión Logística Multiperiodo
	Premachandra, Bhabra y Sueyoshi	Análisis Envolvente de Datos, Aditivo
		Análisis de Regresión Logística
	Sueyoshi y Goto (a, b y c)	Análisis Envolvente de Datos
		Análisis Envolvente de Datos-Análisis Discriminante
	Xu y Zhang	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
		Distancia al Fallido (Teoría Opciones)