

Revisión crítica de los modelos de predicción de fracaso empresarial

Critical review of the prediction of business failure

Artículo recibido: 09-02-2018

Aceptado: 19-04-2018

Valeria Scherger*

ORCID: 0000-0002-2759-2582

Antonio Terceño**

ORCID: 0000-0001-5348-8837

Hernán Vigier***

ORCID: 0000-0003-0774-8620

RESUMEN

En este artículo se presenta una revisión de la literatura de predicción del fracaso empresarial, destacando la evolución de las distintas metodologías que contribuyen al desarrollo del área. Sobre cada uno de las metodologías referidas se efectúan algunas consideraciones, haciendo referencia a sus principales ventajas y limitaciones. Se pone especial énfasis, en el principal problema, a nuestro entender, que es considerar a las variables exógenas utilizadas, como el origen del fracaso, cuando en realidad son su consecuencia. Dentro de esta investigación se incluyen dentro del análisis otros modelos no concebidos bajo la teoría de predicción de quiebras que pueden utilizarse para predecir y diagnosticar problemas en las empresas.

Palabras clave: fracaso empresarial, ratios financieros, inteligencia artificial.

* Investigadora. Universidad Nacional del Sur, Argentina.

** Profesor. Universidad Rovira i Virgili, España.

*** Profesor. Universidad Nacional del Sur, Argentina.

ABSTRACT

This paper presents a literature review of the prediction of business failure considering the evolution of the methodologies and models that contribute to the development of the subject. Besides, some considerations of the methodologies and their main advantages and limitations are described. Particularly, the emphasis is placed in the root of the models' problem that is considering the exogenous variables as the beginning of the failure when in fact are its consequence. Also, they are included other models not designed under the theory prediction that can be used to predict and diagnose firm's problems.

Keywords: business failure, financial ratios, artificial intelligence.

Como referenciar este artículo:

Scherger, V., Terceño, A. y Vigier, H. (2018). Revisión crítica de los modelos de predicción de fracaso empresarial. En *Administración y Organizaciones*, 21 (40), 153-180.

1. Introducción

Desde la década de los treinta se han desarrollado aportes a la teoría de predicción de quiebras o fracaso empresarial, en términos teóricos de enriquecimiento de los factores y elementos analizados, así como el perfeccionamiento de las técnicas, analizando sus ventajas y principales limitaciones. En general, la literatura ha contemplado los aspectos financieros para explicar el desempeño de las empresas, olvidando otros factores que pueden desencadenar el fracaso.

Dentro de este contexto se ubica al conjunto de aportes que van desde el modelo tradicional de ratios y los modelos estadísticos, hasta las técnicas más recientes que intentan explicar el desempeño de las firmas a través de modelos más complejos. La mayoría de los modelos tradicionales utilizan como variables exógenas a los ratios económico financieros, que emanan de los estados financieros de las empresas, y los consideran (implícitamente) como el origen del problema, cuando en realidad son su resultado. Es decir, representan el estado relativo de la empresa en sus diferentes ámbitos (finanzas, producción, comercial, etc.), pero no son las causas de la salud de la empresa, sino sus síntomas.

El objetivo de este artículo es realizar una revisión crítica de los modelos más destacados en términos de predicción y diagnóstico empresarial, referenciando los principales trabajos y haciendo especial énfasis en la evolución, las ventajas y las limitaciones de las distintas metodologías.

En especial, se discute el caso omiso que hacen la mayoría de los modelos a la verdadera raíz del problema de predicción de la insolvencia y el diagnóstico: las causas. Para realizar este análisis se parte de una revisión crítica de la literatura previa y de las revisiones más relevantes sobre el tema. En este sentido se propone completar el análisis de las principales revisiones (Zavgren, 1983; Jones, 1987; Keasey y Watson, 1991; Altman, 1993; Dimitras, Zanakis y Zopounidis, 1996; Laitinen y Kankaanpää, 1999; Zopounidis y Doumpos, 2002; Laffarga y Mora, 2002; Balcaen y Ooghe, 2006; Kumar y Ravi, 2007; Bahrammirzaee, 2010; Romero, 2013; Sun, Li, Huang y He, 2014; Appiah, Chizema y Arthur, 2015; Alaka, Oyedele, Owolabi, Kumar, Ajayi, Akinade y Bilal, 2017, etc.) incorporando una breve descripción de las diferentes técnicas y herramientas utilizadas para analizar el fracaso empresarial. Este tipo de estudio puede ser de utilidad para investigadores que se inician en el conocimiento del tema, dado que propone una nueva visión de análisis focalizada en las causas del fracaso.

Cabe señalar que como en cualquier trabajo de revisión es imposible reseñar todos los estudios que se han realizado sobre el tema. En esta revisión se mencionan todos aquellos que se consideran relevantes para el estudio de la temática y algunas de las aplicaciones más recientes.

En el primer apartado se describe el modelo de ratios; en el segundo se referencian los primeros modelos estadísticos, en el tercer apartado se avanza sobre las técnicas más modernas y complejas que buscan mejorar la interpretación y los resultados de los modelos. En todos los casos se comentan las principales críticas que dan pie al surgimiento de las nuevas técnicas superadoras.

Posteriormente, se lleva a cabo una discusión crítica sobre los modelos de predicción, en términos de no incorporar elementos que le permitan a la empresa identificar los problemas (causas) que dan como resultado los ratios (síntomas). Luego, se describen los modelos borrosos de diagnóstico empresarial que dan respuesta a varios de los problemas de los modelos tradicionales, identifican con mayor claridad las causas del fracaso y tratan de resolver el problema de base al establecer una relación causal entre causas y síntomas. Por último se sintetizan las consideraciones finales y las controversias que subsisten en la actualidad y que serán tema de discusión de futuros abordajes teóricos.

2. La utilización de los ratios para predecir el fracaso empresarial

Los primeros estudios del fracaso se asocian a los modelos de ratios, que son modelos descriptivos, y consisten en la estimación, análisis y comparación de una serie de indicadores relevantes para las empresas. En este proceso, resulta esencial el rol del analista, que de acuerdo a su criterio y la información disponible, emite juicios sobre la salud de las empresas. Se destacan los trabajos pioneros de Fitzpatrick (1932), Winakor y Smith (1935) y Merwin (1942). Estos autores analizan la tendencia de distintos ratios en una muestra de empresas sanas y enfermas tratando de encontrar pautas de comportamiento.

Fitzpatrick (1932) analiza la tendencia de 13 ratios identificando como mejores predictores a la rentabilidad del patrimonio neto y el endeudamiento. En cambio, Winakor y Smith (1935) analizan la tendencia de 21 ratios y observan que el ratio de liquidez es uno de los más exactos para predecir las quiebras. Merwin (1942) concluye que los ratios más sensibles para predecir las quiebras son el coeficiente de liquidez, el capital circulante neto/ activo total, y el patrimonio neto/ pasivo total, que mostraron tendencia decreciente y por debajo de los niveles normales estimados antes de la quiebra.

Es importante destacar que, el analista al interpretar los resultados debe considerar la coyuntura económica general, la evolución de cada ratio a lo largo del tiempo, los ratios de otras empresas del sector y los estándares previamente establecidos que pueden incidir sobre el desempeño de la empresa y conducir a juicios erróneos sobre la magnitud de los problemas. Luego de esta

etapa, se da inicio al período predictivo donde los modelos buscan en los ratios la posibilidad de explicar el fracaso.

3. Los modelos estadísticos de predicción de fracaso

En la década de los sesenta surgen los llamados modelos estadísticos de predicción de quiebras. Estos modelos seleccionan un grupo de ratios que permiten separar las empresas de acuerdo a su probabilidad de quiebra o fracaso. En algunos casos, los resultados del modelo son validados para una segunda muestra de empresas que intenta clasificar, con algún grado de acierto las empresas sanas de las enfermas. Las técnicas estadísticas más utilizadas de estimación en estos modelos son el análisis univariante -AU- (Beaver, 1966 y 1968), el análisis discriminante múltiple -ADM- (Altman, 1968), las aplicaciones de ADM con análisis factorial (Pinches, Mingo y Caruthers, 1973) y los modelos de regresión logística -Logit- (Zmijewski, 1984) y de probabilidad condicional -Probit- (Martín, 1977 y Ohlson, 1980).

3.1. Análisis Discriminante Univariante- AU (Beaver, 1966)

El modelo de Beaver (1966), pionero en la utilización de esta técnica, entiende el fracaso empresarial como “la incapacidad de la empresa para atender sus obligaciones financieras al vencimiento”, tratando de identificar un único ratio con capacidad para discriminar empresas. La selección de los 30 ratios se realiza según la popularidad de su uso para medir la solvencia y los resultados obtenidos en estudios previos. Beaver (1966) concluye que el mejor indicador, es la razón *cash flow/ deuda total*, que presenta el menor porcentaje de errores para el conjunto de años analizados¹.

A partir de los trabajos de Beaver (1966, 1968) surgen nuevos modelos que mejoran la capacidad predictiva². Una de las críticas más generalizadas a los modelos de AU es que los distintos ratios pueden proporcionar predicciones contradictorias según el indicador que se utilice.

¹ Calcula el porcentaje de error como el cociente entre el número de empresas mal clasificadas y el número total de empresas, que se distribuye en dos tipos de errores (Tipo I: clasifica a una empresa quebrada como sana y Tipo II: clasifica a una empresa sana como quebrada).

² El modelo de Beaver (1966) logra una exactitud en la predicción de hasta el 87%, sin embargo luego los modelos multivariantes fueron mejorando la exactitud de las clasificaciones al obtener porcentajes de error más pequeños (Altman (1968): 95%; Ohlson (1980): 96%; Deakin (1972): 97%).

3.2. Análisis discriminante múltiple - ADM- (Altman, 1968)

El ADM es una de las técnicas más utilizadas para predecir la insolvencia empresarial. Estos modelos reducen la información, clasificando individuos en categorías prefijadas (quiebra y no quiebra) en función de un conjunto de variables independientes.

El modelo de Altman (1968) estima 22 ratios clasificados en cinco categorías (liquidez, rentabilidad, endeudamiento, solvencia y productividad). La selección de los ratios se realiza en base a la popularidad y su potencial relevancia para el modelo. Estima una función discriminante “Z-Score” que es considerada por muchos académicos como el mejor modelo de predicción de quiebra y uno de los más aplicados³. Identifica que las empresas con Z inferiores a 1,81 tienen alta posibilidad de quiebra, mientras que Z superiores a 3 tienen baja probabilidad de fracaso, y destaca que dentro del intervalo $1,81 \leq Z \leq 2,99$ existe una zona de ignorancia.

El modelo brinda una alta capacidad predictiva de más del 89% para empresas sanas y del 96% para empresas un año previo a la quiebra. Al aporte de Altman (1968) siguen otros con notables mejoras en los resultados de clasificación (Deakin, 1972; etc.).

Las principales ventajas están vinculadas a: su capacidad para incorporar múltiples ratios financieros en forma simultánea, la posibilidad de combinar variables independientes, la obtención de una puntuación única que permita una jerarquización de las empresas analizadas y su estimación relativamente sencilla. No obstante, este desarrollo y su intento de generalización, motivaron el surgimiento de estudios que hacen referencia a sus limitaciones ligadas a los fuertes supuestos estadísticos de esta técnica.

3.3 Los modelos que utilizan probabilidades: Logit y Probit

Las críticas y restricciones metodológicas de los modelos ADM dan lugar al desarrollo de las técnicas de análisis basadas en la probabilidad condicional -Logit- (Martín, 1977 y Ohlson, 1980) y en la regresión logística -Probit- (Zmijewski, 1984). En estos modelos la variable dependiente muestra la probabilidad de pertenencia a un grupo prefijado de empresas (quiebra- no quiebra) y los

³ $Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5$; donde: Z = Z-Score; X_1 = Capital circulante/Activo total; X_2 = Beneficios retenidos/Activo total; X_3 = Beneficio antes de intereses e impuestos/Activo total; X_4 = Valor de cotización/Valor en libros de la deuda; X_5 = Ventas/Activo total.

coeficientes de las variables independientes miden la importancia relativa de los factores seleccionados para explicar la probabilidad de quiebra.

Estos modelos son menos restrictivos, ya que no requieren que las muestras sean proporcionales, que las variables tengan distribución normal, ni que las matrices de varianzas y covarianzas sean iguales. Luego, Jones y Hensher (2004) introducen el Mixed Logit para capturar la heterogeneidad de una empresa a lo largo del tiempo, y Altman, Sabato y Wilson (2008) construyen curvas ROC (Receiver Operating Characteristics), que representan la tasa de positivos verdaderos frente a falsos positivos como umbral de discriminación. Hay varios estudios que comparan los resultados obtenidos a través de modelos estadísticos con otras técnicas más sofisticadas, por ejemplo Tseng y Hu (2010), Chen (2011) y du Jardín (2015), entre otros.

3.4 Limitaciones de los modelos estadísticos

3.4.1 Limitaciones metodológicas. Gran parte de la literatura de fracaso empresarial se ha centrado en discutir las limitaciones metodológicas de los principales modelos estadísticos utilizados. Estas limitaciones se pueden agrupar en los siguientes grandes apartados:

- a) El problema de la variable dependiente; identificada con la quiebra, supone una situación estática a partir de la cual se clasifican las empresas. Este concepto es muy diferente del de fracaso empresarial, que supone un proceso dinámico, ausente en estos modelos, que puede o no conducir a la quiebra. Esta definición estática (quiebra) o dinámica (fracaso) se refleja en la definición de la variable dependiente utilizada en los distintos modelos de predicción⁴.
- b) El problema de la selección de la muestra. En muchos estudios el porcentaje utilizado de empresas sanas y fracasadas no se corresponde con la población original. La situación ideal supone una extracción aleatoria de empresas, que podría suponer seleccionar empresas de distinto tamaño

⁴ Mures y García (2004) clasifica las concepciones de fracaso en i) fracaso económico cuando los ingresos son inferiores a los costos; ii) fracaso financiero en el sentido de Altman (1981) de falta de liquidez permanente, y iii) fracaso jurídico cuando hay quiebra y la empresa registra patrimonio neto negativo; Fernández y Castaño (2012) lo hacen en términos de i) Modelos que consideran como empresa fracasada a aquella que no puede cumplir con sus obligaciones (Beaver, 1966, etc.); ii) Modelos que entienden que una empresa ha fracasado cuando presenta concurso de acreedores, suspensión de pagos o quiebra (Zmijewski, 1984, etc.) y; iii) Modelos que consideran fracasada a una empresa cuando incurre en quiebra técnica entendida como patrimonio neto contable negativo (Altman, 1981; etc.).

y sector para cada muestra; y por lo tanto las diferencias en la estimación podrían deberse a estos factores y no a la condición de la empresa. Un procedimiento frecuente para solucionar esto es emparejar las muestras.

- c) Las críticas al ADM relacionadas con los dos supuestos fuertemente restrictivos, como son la igualdad de las matrices de varianzas y covarianzas de cada grupo y la distribución normal de las variables discriminantes. Deakin (1976) analiza la distribución de probabilidad de los ratios más utilizados en los estudios financieros, y prueba que ninguna distribución puede considerarse normal, salvo que se realice alguna transformación de variables. También Ohlson (1980) menciona que el supuesto de normalidad penaliza la utilización de variables *dummy*, que pueden ser muy importantes a la hora de evaluar la insolvencia empresarial.

La igualdad de las matrices de varianzas y covarianzas de los dos grupos, a pesar de ser estadísticamente factible, es un supuesto muy difícil de cumplir en la realidad cuando se parte de niveles de los ratios diferentes. Muchos autores para solucionar este problema estandarizan los datos. En general, hay acuerdo que los modelos Logit y Probit poseen ventajas metodológicas que lo diferencian del ADM, principalmente porque no requieren estas dos condiciones restrictivas. Aunque mantienen el resto de limitaciones como son: los supuestos de variable dependiente dicotómica, siendo los dos grupos identificables y sin solapamientos, los errores de clasificación, la multicolinealidad y los valores extremos.

- d) El problema de multicolinealidad que favorece el desarrollo de aplicaciones de análisis factorial para reducir la cantidad de variables explicativas (Pinches *et al.*, 1973; Chen y Shimerda, 1981; etc.). Estos autores desarrollan modelos simples que reducen al mínimo los efectos negativos entre variables, seleccionando ratios que retengan la mayor cantidad de información para explicar la máxima varianza contenida en la matriz de datos originales.
- e) El problema del error de clasificación, considerado como un porcentaje de error general, en lugar de analizarlo en forma separada –errores tipo I y II–, ya que no es lo mismo clasificar como sana una empresa que quiebra (error tipo I) que clasificar como quebrada una empresa sana (error tipo II). Además, es probable que en la muestra haya empresas con diferentes grados de problemas económicos y financieros que son muy difíciles de clasificar dentro de los grupos prefijados.

3.4.2 Limitaciones conceptuales. a) La ausencia de una teoría que fundamente la selección de ratios. Esta selección se realiza normalmente sobre

bases empíricas a través de análisis factoriales, o bien a través del juicio del analista o su relevancia en otros estudios⁵. Otros estudios comparan la habilidad predictiva de los ratios financieros basados en partidas de devengo (Casey y Bartczak, 1985) contra los basados en flujos de caja (Gentry, Newbold y Whitford, 1987), sin encontrar consenso sobre cuáles son los que tienen mejor capacidad predictiva. La mayoría de los modelos fundamenta la selección de los ratios en el mejor resultado obtenido; y no en hipótesis fuertes que fundamenten la incorporación de variables en base a la relación causal.

- b) El propósito de los modelos orientado a clasificar empresas en lugar de indagar sobre las causas del fracaso⁶. La sofisticación metodológica transforma a los investigadores en estadísticos que fundados en los buenos resultados, a veces omiten la interpretación económica en la selección de indicadores. Algunos autores han tratado de mejorar el poder predictivo de los modelos a través de la transformación de variables o la incorporación de variables cualitativas.

En estos modelos el objetivo de la incorporación de factores internos y externos a la empresa es incrementar su poder predictivo, en lugar de indagar sobre las causas que explican el fracaso. En esta línea, Ohlson (1980) y Keasey y Watson (1987) incluyen variables no financieras como el retraso, los cambios en la presentación de los estados contables y los cambios en la administración o propiedad de la empresa. En Grunert, Norden y Weber (2005) se destaca la utilidad de incluir variables cualitativas, como la edad, el tipo de negocio, el sector, etc. Gabás (1997) realiza un listado no exhaustivo de las causas más habituales del fracaso empresarial.

Entre ellas sobresalen las causas de mercado, del entorno socioeconómico, las de origen interno y las causas especiales. Otros autores, en cambio, han transformado las variables financieras para mejorar los resultados de la estimación. Por ejemplo, Edminster (1972) transforma los ratios ponderándolos por el ratio medio del sector; Mensah (1984) introduce índices correctores de la inflación y examina la influencia de variables macroeconómicas externas como la inflación, la tasa de interés y los ciclos económicos.

⁵ En la mayoría de los estudios los ratios utilizados tienden a reflejar aspectos de rentabilidad, productividad, liquidez, endeudamiento, solvencia, estructura financiera, cobertura de deudas, estructura económica, actividad, rotación, eficiencia y autofinanciación.

⁶ Esta crítica es salvada por el modelo de Argenti, que investiga las causas, olvidadas en el resto de los modelos, como verdaderas generadoras de los problemas de las empresas. Cabe mencionar que este modelo otorga demasiada importancia a las cuestiones internas de la empresa, tiene una visión relativamente estrecha de la cantidad de causas y escasa formalización.

4. Técnicas no paramétricos y modelos más complejos

4.1 El modelo de Argenti

Uno de los aportes más significativos en términos de incorporación de variables cualitativas es el modelo de Argenti (1976 y 1983) que introduce la relación causa-efecto en la predicción de quiebras. En su trabajo de 1976 enumera un conjunto de causas, en su mayoría administrativas, que pueden desencadenar una crisis. En el modelo A-score (1983) efectúa un intento de ordenación y puntuación de las diferentes causas, errores y síntomas para determinar el fracaso.

Este índice le permite clasificar a las empresas en función de la puntuación otorgada. Entre las causas sobresalen i) la débil administración, ii) el consejo de administración pasivo, iii) competencia, iv) la débil función del director financiero, v) la ausencia de mandos intermedios, vi) falta de control presupuestario, vii) ausencia de planificación financiera, viii) carencia de contabilidad y, ix) la falta de respuesta al cambio.

Entre los errores se destacan el i) alto endeudamiento, ii) los proyectos por encima de las posibilidades y iii) el crecimiento incontrolado. Luego, Keasey y Watson (1987) al incorporar los aportes de Argenti mejora notablemente los resultados respecto a las pruebas que incluyen únicamente ratios. Esta perspectiva de incluir variables no exclusivamente financieras aporta una visión más amplia de las situaciones de fracaso empresarial.

4.2. Algoritmo de Particiones Recursivo (APR)

El APR se basa en el desarrollo de un árbol de clasificaciones binarias entre empresas sanas y fracasadas a las que se les asigna un grado de probabilidad. En términos gráficos se asemejan a un árbol, centrado en una estructura que conecta un conjunto de nodos a través de ramas resultantes de una partición recursiva (repetitiva) de los datos, desde el nodo raíz, hasta los nodos terminales (hojas), que suministran la clasificación para la instancia. Es un modelo muy versátil que permite identificar de forma expeditiva los factores más influyentes. La principal desventaja está dada por la necesidad de utilizar una gran cantidad de datos cuando se trabaja con estructuras complejas. Se destacan los aportes iniciales de Marais, Patell y Wolfson (1984) y de Frydman, Altman y Kao (1985). Marais *et al.* (1984) modeliza las clasificaciones utilizando el sistema de inducción CART (Classification and Regression Trees) y Probit, mientras que Frydman *et al.* (1985) aplica análisis discriminante lineal y sistema CART para la predicción de quiebra.

Messier y Hansen (1988) emplean el algoritmo ID3 (Iterative Dichotomizer version 3) como sistema de inducción y el análisis discriminante para construir un árbol de decisión que pronostica situaciones de quiebra y de incapacidad de las empresas para devolver los préstamos. También se utiliza el Algoritmo CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector); el C5.0 y el QUEST (Chen, 2011; Delen, Kuzey y Uyar, 2013).

4.3. Inteligencia artificial

4.3.1 Redes neuronales (RD). En la década de los noventa aparecen modelos de RD aplicados al fracaso empresarial (Bell, Ribar y Verchio, 1990; Odom y Sharda, 1992). La red neuronal posee dos funciones básicas: la función de aprendizaje (*learning*) y la función de recuerdo (*recall*). También se han desarrollado trabajos que incorporan otras técnicas de aprendizaje automático, como Asaboost, que combinando una gran cantidad de clasificadores sencillos consiguen un alto grado de precisión en la clasificación. Hay aplicaciones utilizando diferentes concepciones de redes neuronales, por ejemplo Kumar y Ravi (2007), Chung, Chen, Lin, Lin, y Lin (2016) y Kim, Jo y Shin (2016), entre otros.

Las RD presentan la ventaja adicional de su robustez frente a cambios en la muestra. Otras de las cualidades que se pueden destacar son: a) que no es necesario asumir ninguna hipótesis de partida sobre las variables que intervienen en el modelo, b) que cualquier variación del entorno no requiere nuevos planteamientos, c) que proporciona gran capacidad de cálculo, robustez y tolerancia a ruidos, fallos y exceso de información, y d) que tiene una elevada capacidad de aprendizaje, generalización y flexibilidad.

4.3.2. Sistemas Expertos (SE). Los SE (García, Marqués y Sánchez, 2015) son sistemas informáticos que incorporan el conocimiento de expertos de un área, siendo capaces de dialogar con los usuarios para ayudarlos en la toma de decisiones. Algunas de las ventajas de estos sistemas son la capacidad de análisis de datos con menos fallos, mayor rapidez y un aumento del grado de fiabilidad de las conclusiones. Las dificultades están relacionadas con la ausencia de estándares de software que integren bases de conocimiento, la ausencia de metodologías para la captación del conocimiento, la falta de sentido común y las discrepancias entre el sistema y el experto humano. Entre las principales aplicaciones a la predicción de quiebras se pueden citar los aportes de Messier y Hansen (1988) que utilizan un método *data-driven* para clasificar empresas sobre un conjunto fijo de atributos, utilizando ratios y medidas de entropía. La

mayoría de los sistemas han sido desarrollados por entidades financieras (AFIN, AIDE, SEF, SAGE, etc.)⁷.

4.3.3. Roughs Sets (RS). La teoría de conjuntos aproximados o RS, tiene su origen en los fundamentos planteados por Pawlak (1982). Es una teoría muy útil para descubrir dependencias entre los atributos de las observaciones, evaluar el nivel de significación y el tratamiento de datos e información inconsistente. Generalmente la información se organiza en tablas de decisión que contienen información sobre atributos de condición (criterios, características, etc.) y de decisión (clasificaciones, asignaciones, etc.). En estos modelos se generan reglas del tipo “si, entonces” aplicadas a valores ordinales para realizar tareas de clasificación. En la predicción de quiebras se destacan los trabajos de Slowinski y Zopounidis (1995), y más recientemente Xu, Xiao, Dang, Yang y Yang (2014).

4.3.4. Sistemas híbridos (SH). Otra alternativa es la utilización de SH que se basa en la aplicación de un módulo inteligente que aprovecha las ventajas de los SE y las RD. Esta metodología ofrece sistemas de inferencia similares al comportamiento humano susceptibles de aplicación en condiciones de incertidumbre, perturbación o información incompleta. Se puede integrar a otros componentes inteligentes que usen técnicas como sistema de inducción de reglas, algoritmos genéticos, lógica borrosa, razonamiento basado en la teoría del caos, etc.

Es una metodología en desarrollo, con muchísima capacidad de aplicación al ámbito de predicción de quiebras. Se pueden mencionar los aportes de Lee y Urrutia (1996) que utilizan tres modelos híbridos; Briant (1997) que aplica el razonamiento basado en casos; y Correa, Acosta y González (2003) que aplican el algoritmo See5 para establecer características diferenciales en el perfil económico financiero de empresas solventes e insolventes.

4.3.5. Algoritmos genéticos (AG). Los AG (Shin y Lee, 2002; Gordini, 2014) se basan en el principio evolutivo, generando soluciones hacia valores óptimos, que dependen de la adecuada codificación de las soluciones. Las limitaciones de esta metodología están relacionadas con: el alto costo informático, la generación de múltiples soluciones en poblaciones grandes, la posibilidad de convergencia prematura cuando se trabaja con poblaciones pequeñas, la alta complejidad y la difícil interpretación.

4.3.6. Máquinas de soporte vectorial (Support vector machine) (SVM). Es una técnica de clasificación, con aplicaciones relativamente recientes al fracaso

⁷ Sistema AFIN (Análisis Financiero de Balances) desarrollado por el Instituto Universitario de Ingeniería del Conocimiento de Madrid; AIDE (*Assistance Informatisée au Diagnostic d'Entreprise*) desarrollado por la Central de Balances del Banco de Francia; SEF (*Systeme Expert Fiben*) por el Banco de Francia; SAGE por el Banco Bilbao Vizcaya, etc.

empresarial, que tiene como objetivo elaborar hiperplanos de separación en un espacio de características de una dimensión mayor, buscando la máxima separación entre clases (Yang, You y Ji, 2011; Zhou, Lai y Yen, 2014; Kim, Mun, y Bae, 2018, etc.).

Es de destacar que de acuerdo a la revisión realizada las ventajas de la técnica son superiores a las limitaciones. De acuerdo a Kumar y Ravi (2007) el modelo brinda una solución global óptima a medida que el problema se transforma en un problema de programación cuadrática, pudiendo ser válido su uso con pocos ejemplos. Entre las limitaciones se destaca la elevada complejidad algorítmica, la lentitud en la fase de prueba y el requerimiento de gran memoria informática.

4.4 Otras técnicas

4.4.1 Técnicas de escalonamiento multidimensional (EM). La técnica de EM fue utilizada por Mar y Ezzamel (1991) para la predicción del fracaso empresarial a través de 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 en que no es necesaria la comprobación del modelo ni la transformación de los datos originales. Mar y Serrano (2001) y, Neophytou y Mar (2004) desarrollan aportes específicos al contexto de fracaso empresarial.

4.4.2 Los modelos de supervivencia. Los modelos de supervivencia se han aplicado a la predicción –especialmente del sistema bancario– a través de la utilización de variables estocásticas. Determinan la probabilidad condicional de quiebra, en función del tiempo estimado para el *default* (Laitinen, 1991; Laitinen y Kankaanpää, 1999; Shumway, 2001). La principal ventaja de esta técnica es que es la que mejor representa los procesos dinámicos porque el análisis de la curva de supervivencia de una determinada empresa permite conocer cuál es la probabilidad de supervivencia más allá de un período de tiempo, y en consecuencia, el riesgo de insolvencia. La precisión depende de la calidad de los datos y una de las limitaciones está asociada a la necesidad de contar con un período de observación prolongado de las variables en el tiempo para detectar el suceso.

4.4.3. Análisis envolvente de datos (DEA). Una línea de investigación que propone el DEA como herramienta para la evaluación de quiebras (Li, Crook y Andreeva, 2017; Mousavi, Ouenniche y Xu, 2015; etc.). Esta técnica se puede clasificar como paramétrica o no paramétrica (según se establezca o no una forma funcional a la función de producción); y como determinística o estocástica (según se identifique toda la desviación como ineficiencia o no). El modelo compara la eficiencia de las unidades productivas a partir de los datos de sus *inputs* y sus *outputs* (Troutt, Rai y Zhang, 1996). La principal ventaja está asociada a que es una

técnica accesible y no requiere gran cantidad de datos. Algunos de los problemas de los trabajos iniciales de fracaso empresarial son: la existencia de variables financieras negativas y el desequilibrio de las poblaciones de empresas fracasadas y no fracasadas. Además, la tarea de separar las variables entre *inputs* y *outputs* puede verse como una tarea subjetiva y difícil para el analista.

4.4.4. Análisis de cluster (AC). Otros trabajos utilizan el AC (Gupta y Huefner, 1972) aplicado a la detección y predicción de quiebras (Manzaneque, Bagnas y García, 2010). A través de esta técnica se definen grupos de empresas homogéneos internamente y heterogéneos entre sí, en relación a las variables objeto de estudio. Esta técnica al contrario de otras técnicas de clasificación de mayor difusión en estudio del fracaso no requiere la definición de una variable dependiente *a priori*, dotando de mayor objetividad al análisis. La utilización de la técnica de cluster aporta agrupaciones de empresas más homogéneas en el tiempo que se traducen en resultados de predicción más estables y eficientes. Manzaneque *et al* analiza a través de esta técnica distintas trayectorias de fracaso.

4.5 Limitaciones de las técnicas no paramétricos y los modelos más complejos

Los nuevos desarrollos de técnicas integradas parecen determinar con mayor precisión las relaciones entre las variables explicativas. Esto permite clasificar con más exactitud las empresas entre los grupos predefinidos o bien a través de la propia técnica, como es el caso del cluster, estimar la mejor forma de agrupación. En la literatura se han aplicado múltiples modelos para predecir el fracaso, observándose que no hay acuerdo sobre una única metodología que sea óptima y permita obtener mejores resultados (véase Verikas, Kalsyte, Bacauskiene y Gelzinis, 2010; Alaka *et al*, 2017).

Las técnicas de inteligencia artificial (RD, SE, RS, SH y AG) aunque salvan algunos inconvenientes de las tradicionales, requieren de un cierto nivel de conocimiento e implicación del decisor a la hora de establecer los parámetros necesarios para su aplicación. A pesar de proporcionar buenos resultados en términos de error de clasificación, muchas veces no permiten establecer un modelo de predicción de sencilla interpretación. Los principales inconvenientes están relacionados con la gran cantidad de tiempo que necesita el sistema para resolver la aplicación— que hoy con las mejoras en hardware y el desarrollo de programas específicos como Stata, SPSS, SAS y R se han solucionado—, también con la ausencia de fundamento teórico en la selección de variables y en algunos casos la incapacidad de obtener mejores resultados que muchos de los modelos lineales (Kumar y Ravi, 2007; Chen, 2011). Los APR, a pesar de obtener mejores resultados en la clasificación de empresas a través de árboles de

decisión, tienen una limitada divulgación empírica por su complejidad y la gran cantidad de datos que demandan las estimaciones.

En el caso de los modelos de supervivencia son los que mejor se ajustan a pensar el proceso de fracaso como dinámico. Los modelos generan estimaciones más consistentes que los que tienen en cuenta un solo período, aunque tiene restricciones relacionadas con el requerimiento de observación durante un período prolongado. A pesar de que estos modelos mejoran el poder predictivo de los modelos tradicionales, aún subsisten algunos de los problemas metodológicos relacionados con la elevada complejidad de las técnicas y en algunos casos dificultades de interpretación. El DEA también requiere de supuestos restrictivos (monotonía condicional, convexidad del grupo aceptable, muestra representativa, y selectividad no restringida) que aseguran que los resultados sean viables. Los últimos desarrollos sobre el tema se basan en la combinación de varias técnicas para mejorar los resultados de las predicciones y solucionar las críticas metodológicas (RN, AG, SE, SVM, DEA, entre otros; Bahrammirzaee, 2010; Verikas *et al*, 2010; Chen, 2011; Alaka *et al*, 2017).

Por otro lado, Argenti (1976; 1983), que trata de solucionar las limitaciones conceptuales, pone mayor atención en la detección de causas a través de la consideración de variables cualitativas. En su modelo A- Score (1991) vincula, con muy bajo nivel de formalización, los impactos entre causas y síntomas, diferenciando las causas de los efectos que son olvidadas en el resto de los modelos. Esta diferencia es reconocida por los modelos borrosos de predicción y diagnóstico empresarial como se expondrá en el próximo apartado.

5. Discusión crítica

De acuerdo a la descripción de los modelos utilizados para predecir situaciones de insolvencia se observa que la evolución de la literatura se ha dirigido a solucionar las limitaciones metodológicas que surgen de las distintas técnicas, siempre tratando de mejorar los resultados de la estimación, la clasificación de las empresas o la estimación de las trayectorias de fracaso. Una cuestión relevante, es la identificación de las causas del fracaso, es decir de los factores originarios que desencadenan las crisis o la quiebra de las empresas. Adicionalmente, las empresas podrían mostrar malos indicadores económico- financieros sin necesidad de entrar en *default*, por lo tanto en términos de predicción es esencial realizar un buen diagnóstico, es decir detectar los problemas que conducen a malos niveles de ratios.

Los modelos borrosos de diagnóstico empresarial, en términos de la clasificación de Skeel (1998), tratan de entender el proceso de fracaso empresarial

a partir de las recomendaciones y actuaciones del analista financiero y dar respuesta a los problemas conceptuales señalados ya que identifican con mayor claridad las causas del fracaso. El modelo de Vigier y Terceño (2008) formaliza las relaciones entre causas y síntomas a través de una visión amplia y multidimensional, pudiendo determinar el grado de importancia de cada causa y reconocer los problemas a los que debe prestar más atención cada empresa para evitar la quiebra. Este modelo resuelve los problemas de selección de la variable dependiente, de representatividad de la muestra, de elección de las variables explicativas, de estaticidad y de errores de clasificación ya que no utiliza clasificaciones binarias.

6. Modelos borrosos

Entre los desarrollos de modelos de diagnóstico fuzzy se pueden mencionar los trabajos pioneros de Gil Aluja (1990) y Gil Lafuente (1996) que esbozan parcialmente la metodología de diagnóstico a través de matrices de incidencia entre causas y síntomas. El aporte más destacado en este sentido es el realizado por Vigier y Terceño (2008) que desarrollan un modelo global de diagnóstico de causas y síntomas utilizando metodología borrosa, para diagnosticar y predecir situaciones futuras en las empresas.

El modelo se basa en la construcción de la matriz agregada R , multidimensional y de validez intertemporal, que permite detectar las enfermedades de las empresas a partir de la incidencia de cada causa. Cada elemento de la matriz R_{ij} se obtiene a través de la operación entre la matriz transpuesta de pertenencia de síntomas y la matriz de pertenencia de causas que satisface la menor relación ($R = Q^T \alpha P$; $q_{ih} \alpha p_{hj} = 1$ si $q_{ih} \leq p_{hj}$ y; $q_{ih} \alpha p_{hj} = p_{hj}$ si $q_{ih} > p_{hj}$)⁸; por lo tanto cada r_{ij} muestra el nivel de incidencia entre el síntoma S_i (q_{hi}) y la causa C_j (p_{hj}).

La aplicación de la lógica fuzzy permite simular, formalizar, reducir la subjetividad de la tarea del experto a la hora de diagnosticar y brindar una visión diferente a los modelos tradicionales incorporando (o mejor dicho reconociendo) la subjetividad e incertidumbre. Esta incorporación permite resolver algunos de los problemas metodológicos de los modelos tradicionales y las limitaciones conceptuales. En concreto:

- a) La selección de la variable dependiente al reconocer y plantear inicialmente la diferencia entre causas y síntomas y evaluar la intensidad de cada una de las causas para las empresas.

⁸ R = Matriz de conocimiento económico- financiero, Q^T = Transpuesta de la matriz de síntomas de las empresas; P = Matriz de causas de las empresas.

- b) El modelo plantea inicialmente el problema de las variables independientes al reconocer la relación causa-efecto, relacionando las causas con enfermedades y los efectos con los ratios económico-financieros,
- c) La representatividad estadística de empresas fracasadas en la muestra se reduce a disponer de empresas que presenten algunos síntomas, con la limitación de que las empresas sean de tamaño y sector equivalente, a fin de homogeneizar el nivel aceptado de “normalidad” de las variables utilizadas en el modelo.
- d) Además de aplicarse para indagar las causas que conducen a la empresa a una situación de fracaso, si se dispone de la evolución de los ratios en el tiempo de una empresa quebrada, se puede utilizar para evaluar las principales razones previas que condujeron a ese desenlace.
- e) Supera los problemas metodológicos relacionados con la normalidad en la distribución de probabilidad de las variables independientes y la multicolinealidad que no se requieren en la utilización de técnicas borrosas.
- f) La eliminación de los problemas de errores de clasificación, dado que el modelo genera a través de un análisis multidimensional, grados de incidencia que superan a la clasificación binaria (0,1).
- g) No posee limitaciones de aplicación temporal, ya que si las estimaciones son consistentes como consecuencia del procedimiento de agregación y de detección de tendencias, se puede considerar a \mathfrak{R} como un sistema continuo de medición. Es decir, en cualquier momento del tiempo, si se dispone del valor de los síntomas (o incidencia de los ratios), puede estimarse la posible ocurrencia de cualquier enfermedad definida en el modelo. Esta consideración incorpora una característica dinámica ausente en muchas de las técnicas.
- h) Permite monitorear la evolución de las empresas, atacando los factores críticos para su desempeño y diseñando medidas que aborden la situación, pudiendo simular el funcionamiento de la empresa en términos muy desagregados y colaborar con la tarea del analista.

7. Consideraciones finales

Esta revisión de los modelos de fracaso empresarial, tiene varios objetivos:

Realizar un análisis del estado del arte sobre el tema facilitando una recopilación de los trabajos más significativos en esta materia; presentar las distintas metodologías utilizadas; y realizar un análisis crítico de las propuestas estudiadas prestando especial atención al análisis de las causas del fracaso.

Las controversias teóricas y metodológicas de los modelos clásicos han supuesto la introducción de técnicas aplicadas en otras áreas del conocimiento. Estas aplicaciones a pesar de superar la mayoría de los supuestos restrictivos de los modelos estadísticos no logran tener una visión multidimensional y dinámica del fracaso, que a nuestro entender es contemplada por los modelos de diagnóstico borrosos. Incluso en estos modelos no es necesario partir de hipótesis que fundamenten la selección de las variables, ya que se evalúan todas las dimensiones de la empresa.

Estos modelos, y en particular el de Vigier y Terceño (2008), en términos de la clasificación de Skeel (1998), entiende el proceso de fracaso empresarial a partir de las recomendaciones y actuaciones del analista experto, y brinda una herramienta continua de predicción y diagnóstico a partir de la determinación de grados de incidencia de causas que pueden asimilarse a enfermedades de una empresa. La identificación de estas enfermedades permite al analista monitorear su evolución y proponer medidas que corrijan la situación antes de iniciar un proceso de quiebra.

A pesar de que los nuevos desarrollos mejoran parcialmente las condiciones y el poder explicativo de los modelos, aún subsisten algunas controversias y cuestiones que se exponen a continuación y seguramente serán tema de discusión de futuros abordajes teóricos. A saber:

El concepto de “fracaso empresarial”, que también es denominado por Argenti (1976) “colapso empresarial”. Algunos autores relacionan al fracaso empresarial con el concepto de crisis, que es aquel momento acotado en el tiempo donde se produce un cambio muy marcado que amenaza la continuidad de la organización. Una crisis no tiene por qué implicar el fracaso empresarial. La crisis puede ser una situación transitoria en la vida de las empresas, mientras que el fracaso puede entenderse como una situación definitiva relacionada con la mortalidad.

Las distintas concepciones de fracaso (económico, financiero y jurídico) se basan en la diversidad de criterios que se utilizan en los modelos para clasificar una empresa como fracasada. La mayoría de los autores ante la ausencia de una concepción específica de fracaso, esbozan una definición propia con conceptos lo más objetivos posibles que permitan distinguir entre empresas sanas y fracasadas. Estas discusiones sobre la concepción del fracaso empresarial se han trasladado al campo de la investigación en relación a la definición de la variable dependiente; incluso estimando distintas trayectorias de fracaso⁹.

⁹ Por ejemplo, Altman (1968) considera a aquellas empresas que se encuentran legalmente en quiebra o que se hayan beneficiado con los derechos de reorganización que permite la ley de quiebras; Beaver (1966) considera la incapacidad de la empresa para atender a sus obligaciones financieras a su vencimiento; Deakin (1972) considera a las empresas que se encuentran en situación de quiebra, suspensión de pagos o concurso de acreedores, Altman (1981) considera la insolvencia técnica en

Los errores de clasificación también pueden originarse en el tamaño de la muestra, que no cumple con las propiedades y requisitos de representatividad estadística que requieren las distintas técnicas. Por lo tanto dentro del grupo de empresas sanas, pueden existir empresas con diferentes grados de problemas financieros y económicos que son muy difíciles de clasificar como sanas.

Además, algunos estudios utilizan criterios de industria o tamaño, que pueden eliminar factores explicativos decisivos del fracaso. Esto dista de lo que significa una extracción aleatoria de la población de empresas fracasadas ya que su porcentaje normalmente es inferior al de empresas no quebradas.

Muchos de estos modelos, a pesar de utilizar técnicas de análisis muy sofisticadas, no han podido definir modelos y variables válidos de carácter general y universal. Esta cuestión también es discutible porque las particularidades de cada sector en el proceso de fracaso pueden requerir condiciones de homogeneidad para las empresas analizadas; por lo tanto el proceso de fracaso puede tener condiciones locales.

El propósito de los modelos orientado a clasificar empresas en lugar de indagar sobre las causas del fracaso. Algunos de los modelos que indagan sobre las causas no pueden superar la fuerte discrecionalidad del analista y la subjetividad de los resultados. Otros autores transforman variables financieras e incorporan variables cualitativas y del entorno para tratar de mejorar los resultados, siempre pensando en indicadores que predigan situaciones de quiebra o fracaso empresarial, sin identificar puntualmente el origen de la situación. En este sentido, algunos autores realizan listados no exhaustivos de causas generadores de situaciones de insolvencia con muy bajo grado de formalización de las relaciones causales.

Finalmente, en los modelos de lógica fuzzy, particularmente en Vigier y Terceño (2008) se identifican claramente las causas y síntomas; y se formaliza la relación a través de relaciones binarias borrosas. El reconocimiento de la diferencia entre causas y síntomas permite identificar el conjunto de causas que componen las posibles enfermedades de la empresa a través de una visión amplia y multidimensional, la posibilidad de determinar el grado de importancia de cada causa y de reconocer los problemas a los que debe prestar más atención cada empresa para evitar la quiebra. Este modelo avanza sobre una de las limitantes más importante que se observa en los modelos que es identificar el origen del problema, es decir explicar porque las empresas muestran malos indicadores.

Una de las cuestiones ampliamente estudiadas y detalladas en el apartado anterior es el intento de los modelos por clasificar empresas y traducir estas

el sentido de falta de liquidez que provoca pérdidas permanentes; Zmijewski (1984) el hecho de solicitar la quiebra, entre otros.

clasificaciones en predicciones de solvencia futura. Es decir, los modelos, en su mayoría estáticos, parten de información inicial o un conjunto de atributos provenientes de los estados contables; y, a través de la técnica seleccionada, clasifican a una empresa dentro de una categoría, obteniendo en muchos casos altos porcentajes para la muestra inicial pero reduciéndose drásticamente su poder explicativo en muestras de control alejadas del período de análisis.

La inconsistencia de los resultados a lo largo del tiempo puede originarse también en la calidad de la información o en los factores utilizados en la predicción. Los problemas de la información contable, donde las empresas podrían manipular la información para disimular procesos de fracaso empresarial o tensiones financieras. Adicionalmente se suman los problemas propios de los estados contables, como fuente de información, relacionados con la temporalidad (presentación de la información contable en distintos momentos del tiempo), con el maquillaje utilizado para ocultar resultados débiles, con las diferentes técnicas de valoración que distorsionan la homogeneidad de las cuentas (métodos de amortización, de valoración de existencias, de inversiones financieras, etc.), con la inflación y la normativa legal que puede imponer restricciones que afecten los resultados económicos de las empresas.

Estos inconvenientes promueven el desarrollo de análisis locales, regionales o sectoriales donde las pautas de confección de los estados contables son similares. La mayoría de los estudios realizados para muestras específicas de sectores concretos o empresas más homogéneas muestran mejores resultados que los análisis globales.

Adicionalmente, los estudios empíricos de fracaso empresarial se concentran en sectores formados por empresas de gran dimensión, que cotizan en Bolsa y cuentan con información contable accesible y de calidad para realizar los estudios. Estos criterios de tamaño o tipo de empresa restringen su aplicación en PyMEs y empresas familiares, que son las que tienen mayor tasa de fracaso. Cabe mencionar que la información suministrada por pequeñas empresas no reúne, por diversas circunstancias, las condiciones adecuadas para abordar con garantía este tipo de investigaciones.

Como respuesta, para superar las limitaciones metodológicas, reducir las inconsistencias y mejorar la capacidad predictiva se desarrollan aportes que utilizan y combinan técnicas paramétricas y no paramétricas de inteligencia artificial y *data-mining*. Si bien logran clasificaciones más exactas, tienen mayor poder predictivo y gran capacidad de adaptación al entorno cambiante, todavía las aplicaciones son incipientes, de carácter experimental y de difícil interpretación. Por lo tanto resta mucho más por hacer...

Bibliografía

- Alaka, H. A., Oyedele, L.O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., y Bilal, M. (2017). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. En *Expert Systems with Applications*, 94(15), 164-184
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. En *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman E. (1981). *Corporate financial distress and bankruptcy*, New York, Estados Unidos: John Wiley & Sons.
- Altman, E. (1993). *Corporate financial distress and bankruptcy: A complete guide to predicting and avoiding distress and profiting from bankruptcy*, New York, Estados Unidos: John Wiley & Sons.
- Altman, E., Sabato, G. y Wilson, N. (2008). The value of qualitative information in SME risk management. En *Journal of Financial Services Research*, 40(2), 15-55.
- Appiah, K. O., Chizema, A., y Arthur, J. (2015). Predicting corporate failure: A systematic literature review of methodological issues. En *International Journal of Law and Management*, 57(5), 461-485.
- Argenti, J. (1976). *Corporate collapse: The causes and symptoms*, New York, Estados Unidos: John Wiley & Sons, New York.
- Argenti, J. (1983). *Prediction corporate failure*. Accountants Digest, Institute of chartered Accountants in England and Wales.
- Balcaen, S., y Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. En *British Accounting Review*, 38(1), 63-93.
- Bahrammirzaee, A. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert systems and hybrid intelligent systems. En *Neural Computing and Applications*, 19(8), 1165-1195.

- Beaver, W (1966). Financial ratios as predictors of failure. En *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Beaver, W. (1968). Alternative accounting measures and predictors of failure. En *The Accounting Review*, 43(1), 113-122.
- Bell, T., Ribar, G., y Verchio, J. (1990). Neural nets versus logistic regression: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. En Srivastava. *Auditing Symposium on Auditing Problems*, (29-53).
- Briant, S. (1997). A case-based reasoning approach to bankruptcy prediction modeling. En *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, 195-214.
- Casey, C. y Bartczak, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress- Some extensions. En *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384-401.
- Chen, M.Y. (2011). Bankruptcy prediction in firms with statistical and intelligent techniques and a comparison of evolutionary computation approaches. En *Computers and Mathematics with Applications*, 62(12), 4514-4524.
- Chen, K., y Shimerda, T. (1981). An empirical analysis of useful financial ratios. En *Financial Management*, 10(1), 51-60.
- Chung, C.C., Chen, T.S., Lin, L.H., Lin, Y.C., y Lin, C.M. (2016). Bankruptcy prediction using cerebellar model neural networks. En *International Journal of Fuzzy Systems*, 18(2), 160-167.
- Correa A.; Acosta, M. y González, A.L. (2003). La insolvencia empresarial: Un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. En *Revista de Contabilidad*, 6(12), 47-79.
- Deakin, E. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. En *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.
- Deakin, E. (1976). Distributions of financial accounting ratios: Some empirical evidence. En *The Accounting Review*, 51(1), 90-96.

- Delen, D., Kuzey, C., y Uyar, A. (2013). Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. En *Expert Systems with Applications*, 40(10), 3970-3983.
- Dimitras, A., Zanakis S. y Zopounidis C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on failure prediction methods and industrial applications. En *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513.
- Du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. En *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286-303. doi: 10.1016/j.ejor.2014.09.059.
- Fernández, M. T. Tascón, y Castaño Gutiérrez, F. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente. En *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, 15(1), 7-58.
- Fitzpatrick, P. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. En *Certified Public Accountant*, 598-731.
- Frydman, H., Altman, E., y Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. En *The Journal of Finance*, 40(1), 269-291.
- Gabás Trigo, F. (1997). Predicción de la insolvencia empresarial, en Calvo-Flores y García Pérez de Lema. *Predicción de la Insolvencia Empresarial* (pp. 1132). Madrid, España: Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas (AECA).
- García, V., Marqués, A.I., y Sánchez, J.S. (2015). An insight into the experimental design for credit risk and corporate bankruptcy prediction systems, En *Journal of Intelligent Information Systems*, 44(1), 159-189. doi: 10.1007/s10844-014-0333-4
- Gentry, J., Newbold, P., y Whitford, D. (1987). Funds flow components, financial ratios and bankruptcy. En *Journal of Business, Finance and Accounting*, 14(4), 595-606.

- Gil Aluja, J. (1990). Ensayo sobre un modelo de diagnóstico económico- financiero. En *Actas de las V Jornadas Hispano- Lusas de Gestión Científica* (26-29), Vigo, Spain: SIGEF.
- Gil- Lafuente, J. (1996). El control de las actividades de marketing. En *Actas de las III SIGEF Congress* (1-21), Buenos Aires, Argentina: SIGEF.
- Gordini, N. (2014). A genetic algorithm approach for SMEs bankruptcy prediction: Empirical evidence from Italy, En *Expert Systems with Applications*, 41(14/15), 6433-6445.
- Gupta, M.C., y Huefner, R.J. (1972). A cluster analysis study of financial ratios and industry characteristics. En *Journal of Accounting Research*, 10(1), 77- 95.
- Grunert, J., Norden, L., y Weber, M. (2005). The role of non-financial factors in internal credit ratings. En *Journal of Banking and Finance*, 29(2), 509-531.
- Jones, F.L., (1987). Current techniques in bankruptcy prediction. En *Journal of Accounting Literature*, 6(1), 131-164.
- Jones, S. y Hensher, D. (2004). Predicting firm financial distress: A mixed logit model". En *The Accounting Review*, 79(4), 1011-1038.
- Keasey, K., y Watson, R. (1987). Non financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypothesis. En *Journal of Business, Finance and Accounting*, 14(3), 335-354.
- Keasey, K., y Watson, R. (1991). Financial distress prediction models: A review of their usefulness. En *British Journal of Management*, 2(2), 89-102.
- Kim, H.J., Jo, N.O., y Shin, K.S. (2016). Optimization of cluster-based evolutionary undersampling for the artificial neural networks in corporate bankruptcy prediction. En *Expert Systems with Applications*, 59(15), 226-234.
- Kim, S., Mun, B.M, Bae, S.J. (2018). Data depth based support vector machines for predicting corporate bankruptcy. En *Applied Intelligence*, 48(3), 791-804.

- Kumar, P. R., y Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques- A review. En *European Journal of Operational Research*. 180(1), 1-28.
- Laitinen, E. (1991). Financial ratios and different failure processes. En *Journal of Business Finance and Accounting*, 18(5), 649-673.
- Laitinen, T. y Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: The Finnish case. En *The European Accounting Review*, 8(1), 67-92.
- Laffarga, J. y Mora Enguádanos, A. (2002). La predicción del fracaso empresarial. El estado de la cuestión en España, en Doldán Tié y Rodríguez López. *La gestión del riesgo de crédito* (25-46), Madrid: AECA.
- 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. En *The Journal of Risk and Insurance*, 63(1), 121-130.
- Li, Z., Crook, J., Andreeva, G. (2017). Dynamic prediction of financial distress using Malmquist DEA. En *Expert Systems with Applications*, 80, 94-106.
- Manzaneque, M., Banegas, R., y García Perez de Lema, D. (2010). Diferentes procesos de fracaso empresarial. Un análisis dinámico a través de la aplicación de técnicas estadísticas cluster. En *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 19(3), 67-88.
- Mar Molinero, C. y Ezzamel, M. (1991). Multidimensional scaling applied to corporate failure. En *Omega*, 19(4), 259-274.
- Mar Molinero C. y Serrano Cinca. (2001). Bank failure: A multidimensional scaling approach. En *The European Journal of Finance*, 7, 165-183.
- Marais, 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". En *Journal of Accounting Research*, 22(1), 87-118.
- Martín, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. En *Journal of Banking and Finance*, 1(3), 249- 276.

- Mensah, Y. (1984). An examination of the stationary of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study. En *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380-395.
- Merwin, C. (1942). Financial small corporations in five manufacturing industries. En *National Bureau of Economic Research*, 1926- 1936.
- Messier, W. y Hansen, J. (1988). Inducing rules for expert system development: An example using default and bankruptcy data. En *Management Science*, 34(12), 1403-1415.
- Mousavi, M.M., Ouenniche, J., y Xu, B. (2015). Performance evaluation of bankruptcy prediction models: An orientation-free super-efficiency DEA-based framework. En *International Review of Financial Analysis*, 42, 64-75.
- Mures M. y García, A. (2004). Factores determinantes del fracaso empresarial en Castilla y León. En *Revista de Economía y Empresa*, 51(21), 95-116.
- Neophytou, E. y Mar Molinero C. (2004). Predicting corporate failure in the UK: A multidimensional scaling approach. En *Journal of Business Finance and Accounting*, 31(5 y 6), 677-710.
- Odom, M. y Sharda, R. (1992). A neural network model for bankruptcy prediction, en Trippi y Turban. *Neural networks in Finance and Investing* (163-168), Chicago: Probus Publishing.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. En *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Pawlak, Z. (1982). Rough sets. En *International Journal of Information and Computer Sciences*, 11, 341- 356.
- Pinches G., Mingo K., y Caruthers J. (1973). The stability of financial patterns industrial organization. En *The Journal of Finance*; 28(3), 389-396.
- Romero Espinosa, F. (2013). Scope and limitations of predictive models in the analysis of business failure. En *AD- minister*, 23, 45-70.

- Shin, K.S. y Lee, Y. J. (2002). A genetic algorithm: application in bankruptcy prediction modeling. En *Expert Systems with Applications*, 23(3), 321-328.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. En *Journal of business*, 74(1), 101-124.
- Skeel, D. (1998). An evolutionary theory of corporate law and corporate bankruptcy. En *Vanderbilt Law Review*, 51, 1325- 1365.
- Slowinski, R., y Zapounidis, C. (1995). Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk. En *International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance and Management*, 4(1), 27- 41.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., y He, K.Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. En *Knowledge-Based Systems*, 57, 41-56.
- Troutt, M., Rai, A. y Zhang, A. (1996). The potential use of DEA for credit applicant acceptance systems. En *Computers and Operations Research*, 23(4), 405-408.
- Tseng, F.M., y Hu, Y.C. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. En *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1846-1853.
- Verikas, A., Kalsyte, Z., Bacauskiene, M., y Gelzinis, A. (2010). Hybrid and ensemble-based soft computing techniques in bankruptcy prediction: A survey. En *Soft Computing*, 14(9), 995-1010.
- Vigier, H., y Terceño, A. (2008). A model for the prediction of diseases of firms by means of fuzzy relations. En *Fuzzy Sets and System*, 159 (17/1), 2299- 2316.
- Winakor A., y Smith R. (1935). Changes in financial structure of unsuccessful industrial companies. En *Bureau of Business Research*, 51, University of Illinois.
- Xu, W., Xiao, Z., Dang, X., Yang, D., y Yang, X. (2014). Financial ratio selection for business failure prediction using soft set theory. En *Knowledge-Based Systems*, 63, 59-67.

- Yang, Z., You, W., y Ji, G. (2011). Using partial least squares and support vector machines for bankruptcy prediction. En *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8336-8342.
- Zavgren, C. (1983). The prediction of corporate failure: The state of art. En *Journal of Accounting Literature*, 2, 1-37.
- Zhou, L., Lai, K.K, y Yen, J. (2014). Bankruptcy prediction using SVM models with a new approach to combine features selection and parameter optimization. En *International Journal of Systems Science*, 45(3), 241-253.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models". En *Journal of Accounting Research*, 59-86.
- Zopounidis, C. y Doumpos, M. (2002). Multicriteria classification and sorting methods: A literature review. En *European Journal of Operational Research*, 138(2), 229-246