

**1er. Congreso Internacional de Administración**  
Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo. Escuela Superior Tepeji

Análisis económico-financiero de los modelos de predicción de quiebra y la probabilidad de quiebra.

ISBN: 978-607-482-303-5

- **Área de investigación**

Economía y Finanzas

Magda Gabriela Sánchez Trujillo<sup>1</sup>  
Ismael Acevedo Sánchez<sup>2</sup>  
Alfredo Castillo Trejo<sup>3</sup>

## Resumen

El presente trabajo resume el material académico publicado hasta el momento sobre el análisis del fracaso financiero de la empresa y presenta los últimos avances en este campo. Se comparan diferentes modelos y métodos estadísticos que han sido utilizados para predecir la insolvencia. Se distinguen los principales temas en la dificultad de medir la quiebra utilizando los estados financieros. Las dificultades de prever el valor futuro de la empresa son la principal parte en el trabajo diario de un asesor financiero.

Palabras Clave: Quiebra, modelos de predicción, ratios.

## I. Introducción

---

<sup>1</sup> Dra. en Administración. Presidente del CA Polos de Desarrollo. [mgabyst@gmail.com](mailto:mgabyst@gmail.com). Tel 01(773) 73 29115 ext. 318

<sup>2</sup> M. en C. de la Administración. Miembro del CA Polos de Desarrollo. [iacevedo@uttt.edu.mx](mailto:iacevedo@uttt.edu.mx). Tel 01(773) 73 29115 ext. 296

<sup>3</sup> Mtro. en Administración de Negocios. Miembro del CA Polos de Desarrollo [acastillo@uttt.edu.mx](mailto:acastillo@uttt.edu.mx) . Tel 01(773) 73 29115

La amplia literatura sobre el tema de la quiebra empresarial internacional deja en claro dos cosas. Por una parte la importancia que representa el aporte de los expertos en el campo teórico, evolucionando y llenando vacíos que las teorías antecedentes dejan. Por otro lado la complejidad del fenómeno, que impide ser explicado a través de una sola teoría. Por estas razones y con el objetivo de analizar, entender y explicar el fenómeno del fracaso empresarial (o quiebra empresarial), la investigación se centra en la revisión de los diferentes modelos matemáticos que tipifican y predicen el fracaso empresarial agrupando las empresas en fracasadas y sanas que consideran indicadores económico-financieros de empresas de gran envergadura y el Modelo RVP que modeliza la situación estratégica funcional de las micro y pequeñas empresas a partir de información cualitativa y cuantitativa. Por lo anterior, el objetivo de esta investigación radica en la revisión, análisis y comparación de los distintos modelos de predicción de bancarrota. Para esto, se parte de los modelos univariados más simples y se va aumentando el nivel de complejidad hasta llegar a los modelos más recientes. En términos generales, los modelos se pueden dividir en dos categorías: aquellos que usan la información disponible en los estados financieros de las empresas y los que utilizan información dinámica de mercado -junto con su variabilidad- para realizar las estimaciones de probabilidad de quiebra.

Otra finalidad de este estudio es sistematizar la literatura académica sobre el análisis económico-financiero de la empresa y presentar las últimas novedades en este campo, distinguiendo las principales directrices en la investigación académica, al examinar las principales y más recientes contribuciones.

En torno a lo planteado anteriormente, se procedió a hacer un estudio exploratorio- evolutivo sobre la literatura que analiza los modelos predictivos de quiebra empresarial, a fin de desvelar los principales problemas metodológicos que subsisten en los modelos, así como sus áreas de oportunidad.

## **II. Enfoques de los modelos de predicción**

Los modelos de predicción de insolvencia son un intento de estimar cuáles son los factores que determinan la probabilidad de quiebra. Los estudiosos en los campos de contabilidad y finanzas han analizado activamente la insolvencia desde el estudio de Beaver (1966) y Altman (1968). Básicamente, existen dos enfoques en el análisis de insolvencia.

El primero de ellos, está basado en métodos cuantitativos y cualitativos aplicados a la solvencia de una empresa, en particular utilizando los estados contables (como una aproximación en base contable). El segundo, propone una fuente de información alternativa y potencialmente superior en lo que respecta a la probabilidad de insolvencia, porque añade información de otras fuentes, además de los estados contables, como por ejemplo información bursátil.

En este sentido se han empleado básicamente cuatro técnicas: análisis discriminante múltiple (Altman, 1968), modelos de probabilidad condicional (Ohlson, 1980), modelos de inteligencia artificial entre los que destacan las redes neuronales (Odom y Sharda, 1992) y sistemas de árboles de decisión. En este punto es necesario destacar que dentro de esta última década los modelos de inteligencia artificial que integran técnicas y desarrollos más innovadores por su potencial de aplicación en la aplicación de la insolvencia y se pueden concretar en Sistemas Expertos, Redes Neuronales Artificiales, Teoría de Conjuntos Aproximados (rough set).

La tabla 1 presenta los métodos estadísticos que fueron usados en el diseño de un modelo de predicción de quiebra, con las variables explicativas que fueron sugeridas como predictores de insolvencia. Los investigadores siguieron los avances en la estadística que les permitieron presentar modelos con mayor poder de predicción.

Tabla 1.  
Metodología utilizada en los modelos de quiebra

| Metodología                                  | Autor(año)   | Variables explicativas(ratios financieros)  |
|--|--|---|
| <b>Análisis Discriminante Simple (ADS)</b>   | Beaver (1966)                                      | Más de 30 ratios financieros fueron probados. El ratio de flujo de caja sobre deudas fue el mejor predictor de la insolvencia   |
| <b>Análisis Discriminante Múltiple (ADM)</b> | Altman(1968), Altman, Haldema and Narayanan (1977) | Se incluyeron 5 variables explicativas en el modelo del valor Z: (a) fondo de maniobra entre activo (liquidez a corto plazo), (b) beneficio retenido entre activo (rentabilidad acumulada y edad relativa de la empresa), (c) beneficio antes de intereses e impuestos entre activo (rentabilidad actual y valoración del mercado del valor de mercado de la empresa), (d) Valor de mercado de la empresa entre valor contable de las deudas (solvenca a largo plazo y valoración global de la empresa) y (e) ventas entre activo (habilidad de la empresa de generar ventas con los activos). (1968) |
|  |  | Se incluyeron siete ratios financieros en un modelo revisado del valor Z: (a) beneficio antes de intereses e impuestos entre activo, (b) estabilidad de los ingresos (medida normalizada de la desviación estándar de una estimación sobre una tendencia de cinco a diez años de (a)), (c) servicio de la deuda (beneficio antes de intereses e impuestos entre pagos totales por intereses), (d) beneficios retenidos entre activos acumulados, (e) ratio circulante, (f) capitalización (recursos propios entre capital total) y (g) tamaño de la   |

|   |   |  |
|---|---|--|
|   |   | empresa (medida por los activos). (1977)   |
| <b>Regresión logística (LR)</b>                       | Ohlson (1980), Zmijewski (1984)                             | Cuatro factores básicos fueron probados y propuestos en el modelo del valor-O: (a) tamaño de la empresa, (b) estructura financiera, (c) performance de la empresa y (d) la liquidez corriente. (1980)<br>Fueron propuestos tres ratios financieros en el modelo logístico de Zmijewski: (a) ingresos netos entre activo, (b) deuda entre activo y (c) activo circulante entre pasivo circulante.   |
| <b>Algoritmo de partición sucesiva (RPA)</b>          | Frydman, Altman and Kao (1985)                              | Los ratios que formaron parte del árbol de la clasificación RPA fueron: (a) flujo de caja entre deuda, (b) beneficio retenido entre activo, (c) deuda entre activo y (d) tesorería entre activo. (1985)  |
| <b>Técnica de escalamiento multidimensional (MDS)</b> | Mar-Molinero and Ezzamel (1991),                            | Cuarenta ratios financieros en el modelo cubrieron las cinco categorías principales debatidas en la literatura: (a) apalancamiento financiero (deuda total entre activo), (b) rentabilidad (fondo de maniobra de las actividades ordinarias entre ventas), (c) flujo de caja operativo (flujo de caja de las actividades ordinarias), (d) liquidez (activo circulante entre activo) y (e) actividad (ventas entre activo).   |
| <b>Modelos de redes neuronales (NN)</b>               | Tam and Kiang (1992)  | Diecinueve ratios financieros (de los estados financieros de bancos) incluidos en el modelo NN captan: (a) suficiencia del capital del banco (capital entre activo), (b) calidad de los activos (préstamos comerciales e industriales entre préstamos netos y arrendamientos financieros), (c) beneficios actuales del banco (gastos totales entre activo) y (d) la liquidez (préstamos totales y arrendamientos financieros entre depósitos totales). (1992)  |
| <b>Conjuntos aproximados (Rough Set)</b>              | Pawlak (1982), McKee (1995), Slowinski and Zopounidis(1995) | Se sugirieron ocho ratios financieros: (a) beneficio neto entre activo, (b) activo circulante entre activo, (c) activo circulante entre deudas, (d) tesorería entre activo, (e) activo circulante entre ventas, (f) deuda a largo plazo entre activo, (g) existencias entre coste de ventas y (h) clientes entre ventas.<br>Utilizando el método de partición sucesiva las ocho variables fueron reducidas a dos variables, que miden los (recursos actuales) (activo circulante entre pasivo circulante) y (rentabilidad de mercado necesaria) (beneficio neto entre activo) (McKee, 1995). |
| <b>Ratio Ponderado de Valoración de Riego RPV</b>     | Mosqueda,(2008), (2010)                                     | Es un modelo dinámico de análisis financiero que atiende a las circunstancias del entorno (mercado) dado un nivel de optimización en condiciones de equilibrio. Considera  |

los ratios financieros Las variables independientes cuantitativas son los ratios: Rentabilidad de la Inversión (ROI)=Activos totales/Capital contable Presión Financiera (PF)=Pago a proveedores/Utilidad antes de impuestos y variables cualitativas divididas en 5 áreas estratégicas (Finanzas, Relación Mercado Cliente, Procesos Productivos, Desarrollo de Capital Humano y la Capacidad para generar perspectivas, es decir detectar oportunidades de negocio). El alcance de este índice dado por RPV, está determinado por el valor de las variables y por los coeficientes de respuestas o pesos específicos que se asignan a ellas. De esta manera Mosqueda asegura que por la no linealidad del modelo, todos los cambios en los coeficientes de los índices (variables) afectarán el valor económico añadido de la empresa. Utiliza la metodología Rough Set.

Fuente: Adaptado de Bibliografía

Básicamente, un modelo es eficiente si diferencia correctamente empresas que están en situación de insolvencia de empresas que no lo están. En cualquier método estadístico se pueden identificar dos tipos de errores: (a) el modelo clasifica como empresa que no es insolvente, una empresa que ya no está en funcionamiento (Error de tipo I) y (b) el modelo predice que una firma es insolvente, cuando realmente está en funcionamiento (Error de tipo II). Un modelo se considerará bueno si minimiza el número de errores.

Ahora bien, los errores Tipo I, Tipo II y la suma de ellos; conlleva determinar distintos puntos de corte. En este sentido los puntos de corte, esto es, los indicios para decidir si un resultado representa a una empresa sana o a una fracasada, representan el punto crucial que determina la fortaleza del modelo, dado que el punto de corte minimizaría el número total de errores de clasificación de las firmas.

Es importante señalar que la eficiencia total es la medida más importante, pero hay otras características que deben considerarse. Normalmente, en el mundo real, en el proceso de toma de decisiones el coste de los errores es tan importante como la precisión del modelo. Sin embargo, no es posible reducir los dos tipos de

errores al mismo tiempo. Muchos estudios discutieron las posibles combinaciones entre reducir el error de tipo I o el error de tipo II. Ooghe y Balcaen (2002), presentaron una interpretación gráfica de este problema muy interesante, determinando las funciones de equilibrio de ocho modelos.

En la práctica, este equilibrio se puede encontrar en la política de créditos de una institución financiera. Políticas de créditos más conservadoras implican que el banco, por ejemplo, intenta reducir los errores de clasificación del error de tipo II (concediendo un préstamo a una empresa, que fue clasificada por el modelo como empresa que no sería insolvente en los tres años siguientes, pero incumplió sus pagos antes). El coste de esta política es el tipo de interés (o el beneficio) de los préstamos, que no fueron concedidos a empresas con una buena situación financiera (porque fueron clasificadas como insolventes, mediante un modelo conservador o por un mayor error de tipo I).

Actualmente, muchos autores comparan sus resultados con el análisis discriminante múltiple (MDA) como punto de referencia para la eficiencia, especialmente cuando proponen un nuevo enfoque metodológico. Sin embargo, no hay un consenso en la literatura en que el MDA sea el método más preciso en la estimación de la probabilidad de insolvencia.

No obstante, el Diseño Experimental de Altman, se aplicó a otros periodos, sectores y países, empleando técnicas estadísticas, horizontes de tiempo y diseños muestrales, sin mostrar grandes diferencias. En ese momento la elección del modelo y de las variables discriminantes se consideraron asuntos empíricos, que debían resolverse siempre en favor de aquellos que mostrasen un mayor éxito clasificatorio comparable al obtenido por el Z-score. Sin embargo, una deficiencia del diseño experimental que podemos distinguir es que la mayoría de los trabajos que aplican esta técnica de análisis discriminante, no cumplen con los supuestos que requiere la estimación de máxima verosimilitud (probabilidad).

Las conclusiones presentadas anteriormente podrían ser algunas de las razones por las que existe un avance interesante en el análisis financiero que se orienta hacia la utilización de modelos dinámicos e indicadores combinados, más allá del uso de los ratios financieros, ya que precisarían captar la situación dinámica y general de la empresa, es decir algunas condiciones de gestión y oportunidades del mercado hacia la predicción de la salud financiera de la empresa.

Al respecto, puesto que la precisión de los modelos pioneros y específicamente el de Altman que ha sido el más aplicado y difundido, se comprobó con información financiera en empresas en los Estados Unidos, se han realizado exhaustivas revisiones a los modelos en entornos distintos, dado que las condiciones para obtener información difiere por u normatividad de un país a otro.

Por su parte, Altman y Narayanan (1997) realizaron una exhaustiva revisión de literatura, resumiendo los estudios internacionales que aplicaban análisis discriminantes y grupales. Los mismos autores realizaron estudios internacionales en países en vías de desarrollo, debido a que una buena evaluación de la solvencia de una empresa es una condición necesaria para el desarrollo y funcionamiento de un mercado financiero y la economía.

En la mayoría de las publicaciones, que compararon la precisión de diferentes métodos estadísticos, la pregunta principal era si el modelo era sensible al sector. Sin embargo, un restringido número de artículos propusieron controlar el sector.

La técnica discriminante múltiple de predicción de la insolvencia, es la aproximación más popular en la literatura sobre la quiebra. No obstante, no es la única. Aziz y Dar (2003) publicaron el artículo más actual sobre el tema. Encontraron que el 30,3 % de las publicaciones sobre modelos de insolvencia (para el periodo 1968-2003), utilizaban el análisis discriminante múltiple. El siguiente método en la lista era la aproximación logística, con un 21,3%. El modelo de redes neuronales, era el tercer método preferido por los académicos (9%).

Con el tiempo los modelos de análisis discriminante dominaron en cuanto a su aplicación, sin embargo sobrevivieron otras técnicas, menos demandadas que se fueron introduciendo tras satisfacer los supuestos que requiere la estimación de máxima verosimilitud, así en las siguientes décadas de 80's y 90's , la mayoría de los investigadores utilizaron modelos más complejos y a la vez más precisos para determinar la probabilidad de fracaso de las empresas entre los que destacan; el análisis logit de Ohlson (1980) y el probit de Zmijewski (1984) y más recientemente el uso de las redes neuronales.

Por su parte al hablar de los Modelos de Probabilidad Condicional, este tipo de modelos permiten estimar la probabilidad de que una empresa fracase con base en una determinada distribución de probabilidades. Pertenecientes a este grupo son los siguientes:

### **Modelo Logit**

El aporte principal de Ohlson (1980) se plasma en la metodología, puesto que fue el primero en utilizar el método de estimación de máxima verosimilitud, denominado logit condicional para llevar a cabo su regresión. Este modelo, a diferencia de Altman (1968), no especifica los puntos de corte para evaluar la situación de la firma, sino que asigna una probabilidad de quiebra, a cada firma según el nivel de confianza que se quiera obtener.

En su estudio, para un nivel de confianza del 1%, no existía error del tipo I y el error del tipo II era del 47%; a mayor nivel de confianza, se incrementa el error de ambos tipos.

El método Logit, hace posible evitar alguno de los problemas de diseño experimental en comparación con el análisis discriminante múltiple (MDA), entre los que podemos nombrar:

- Asumir que los ratios presentan distribuciones normales.
- El problema de emparejar usando criterios como tamaño e industria las firmas quebradas y no quebradas resulta ser, en cierto modo, arbitrario.
- En este último punto el autor propone que sería mucho más lógico usar los criterios de tamaño y sector como variables dependientes para la estimación.

### **Modelo Probit**

El trabajo pionero utilizando esta técnica es el de Zmijewski (1984). La metodología consiste en la utilización de una función de distribución normal, con un comportamiento similar al de la función logística. Probablemente ésta sea la causante de que el análisis probit haya sido menos utilizado en la práctica que el logístico.

Sin embargo, nos parece que aunque el análisis probit sea perfectamente válido en la predicción de la insolvencia empresarial, suele ser preferible utilizar el logístico por sus ventajas teóricas, unido a que en la práctica su exactitud en el resultado es notablemente mejor.

Pese al avance en las técnicas de predicción del fracaso, los modelos siguen presentando importantes limitaciones sobre todo porque parten de hipótesis más o menos restrictivas, que por su naturaleza, los datos financieros y la información económica, no llegan a cumplir, perjudicando los resultados.

En este sentido, veremos como las técnicas de inteligencia artificial surgen para superar esta limitación, ya que no parten de hipótesis preestablecidas y se enfrentan a los datos de una forma totalmente exploratoria, configurándose como procedimientos no paramétricos.

### **Modelos de Inteligencia Artificial**

La Inteligencia Artificial (IA) es una disciplina relativamente reciente que se nutre no solo de la información contable que puede variar dependiendo de las políticas de acopio y almacenamiento de información en las empresas, sino del trabajo de las distintas áreas que tratan el pensamiento y que fueron agrupadas a raíz del



advenimiento de las ciencias de la computación como un sistema de investigación y desarrollo.

En general, la aplicación de RNA ha mostrado su eficiencia para la solución de problemas complejos y no lineales, en el cual existe una amplia base de datos y en donde no existe una modelación matemática. La quiebra cumple con estas tres características.

Haremos un breve comentario sobre las principales ramas que se desprenden de ésta disciplina en la aplicación de estudios de insolvencia empresarial, siendo estos:

- Redes Neuronales
- Teoría de Rough Set o Conjuntos aproximados

### **Redes Neuronales**

El propósito de un modelo de predicción es capturar reglas de comportamiento en datos multivariados que distingan varios resultados, esto se logra muy bien a través de los modelos no paramétricos de redes neuronales.

Las redes neuronales (RNA) de acuerdo a Martín del Brío y Sanz (1997), son sistemas de procesamiento que copian esquemáticamente la estructura neuronal del cerebro para tratar de reproducir sus capacidades.

Por su parte, (Herbrich, et al. 2000) señalan que la característica más importante de las redes neuronales, es su capacidad para aprender dependencias basadas en un número finito de observaciones, donde el término aprendizaje significa que el conocimiento adquirido a partir de las muestras puede ser empleado para proporcionar una respuesta correcta ante datos no utilizados en el entrenamiento de la red.

La aplicación de redes neuronales tiene dos importantes vertientes en las áreas económico- financiera, primero en lo que se refiere a la clasificación de agentes económicos para medir la probabilidad de quiebra, de ello se distinguen los trabajos de Odom y Sharda (1990).

La literatura sugiere que las redes neuronales son las más adecuadas para el estudio de la solvencia empresarial, dado que la información económica y en especial la obtenida por los estados financieros, suelen tener datos correlacionados, a veces incompletos, erróneos o alterados. Estas características son la materia prima de las redes neuronales, ya que tienen elevada capacidad de filtrar ruidos que acompañan a la información, así como, alta tolerancia a los fallos.

En este punto es conveniente la aplicación de redes neuronales cuando el modelo presenta variaciones que es lo que en la práctica ocurre con la información financiera, ya que no existe un modelo rígido o único de empresa sana o en quiebra.

Como resumen de la revisión sobre RNA podemos citar los siguientes puntos:

La mayor parte de los estudios realizados con modelos RNA concluyen una superioridad (o por lo menos una igualdad) en la capacidad de otorgar una correcta predicción, frente a otros métodos estadísticos de predicción de quiebra. Las limitaciones del tamaño de la muestra necesaria para el uso de redes neuronales, resta independencia a la elección del periodo de observación, el sector o rubro y el tamaño de las empresas. Esto es especialmente importante cuando se estudia la predicción de quiebra, ya que la muestra de empresas quebradas con información disponible, es relativamente acotada.

Los ratios utilizados no se seleccionaron específicamente para la implementación de un modelo de RNA, esto porque las variables son extraídas de estudios tradicionales de predicción de quiebra o de literatura existente. Este hecho, limita la contribución potencial que pudieran entregar las redes neuronales artificiales a la predicción de quiebra. Por último, las bondades de los sistemas de RNA hasta el momento no han sido analizadas más allá de su utilidad práctica, es decir, sólo son usadas como sustituto de otras herramientas estadísticas tradicionales.

La revisión bibliográfica muestra que los estudiosos estiman que sus trabajos son preliminares y que falta mayor desarrollo de la técnica y la teoría. Aún queda campo abierto en la utilización de redes neuronales para problemas de clasificación, mencionan la falta de experimentación con respecto a la proporción de firmas quebradas y no quebradas al usar en la muestra, en la distribución de los datos, en la fase de aprendizaje y la fase de prueba, en las variables a escoger y, por último, en la arquitectura de la red neuronal.

### **Conjuntos Aproximados (Rough Set)**

El Rough Set se refiere a un método que se encuadra dentro de las aplicaciones de la Inteligencia Artificial, como un método perteneciente a los Sistemas de Inducción de Reglas y Árboles de decisión (o métodos multicriterio). Utiliza la experiencia de una forma objetiva, a través del estudio de la experiencia histórica de una manera cuantitativa, para así explicitar reglas que, resumiendo y objetivando esa experiencia acumulada, ayuden en las decisiones futuras.

Originalmente La teoría Rough Set fue desarrollada en los años ochenta por Z. Pawlak (1991), como herramienta formal para tratar con la incertidumbre o la

vaguedad inherente a un proceso de decisión. Aunque existen en la actualidad extensiones de esta teoría nos referiremos en primer término al enfoque clásico.

Dado que un rough set es una colección de objetos que, en general, no pueden ser clasificados de manera precisa en términos de los valores del conjunto de atributos y, por tanto, tiene casos fronterizos (objetos que no pueden clasificarse con certeza como miembros del conjunto o de su complementario).

Para la aplicación de la investigación rough sets se requiere formar un sistema de información que consiste en transformar los valores continuos de los atributos cuantitativos en términos cualitativos. De esta manera todos los atributos quedan codificados. Esta transformación de atributos cuantitativos en atributos cualitativos se hizo de acuerdo a la experiencia del director financiero y los estándares del análisis financiero corporativo.

Se calculan las aproximaciones para cada categoría, así como el cálculo de las aproximaciones formando subconjuntos a fin de precisar la reducción de los ratios y poder manipular mejor la información, con estos reductos se pueden establecer las reglas de inducción y se procede a su validación.

Lo que queda claro es que la investigación utilizando rough set responde eficientemente a la predicción del fracaso empresarial, siendo además una buena alternativa tanto al análisis discriminante como al análisis logit. El método resulta rápido para procesar gran cantidad de información tanto cualitativa como cuantitativa. Lo hace, además, de manera sencilla porque las reglas de decisión no requieren para su interpretación la ayuda de expertos. Todas estas características hacen idónea su utilización por un gran número de usuarios (auditores, inversores y analistas) que pueden beneficiarse de una herramienta que les facilite justificar sus decisiones con un gran ahorro en costo y tiempo. Es decir, en términos prácticos, las reglas pueden usarse como sistemas de diagnóstico automático para preseleccionar por ejemplo aquellas empresas que necesiten una atención especial, de una manera rápida y a un costo bajo, y de este modo habría una gestión más eficiente del tiempo dedicado por el analista financiero o la autoridad supervisora dando, además, uniformidad a los juicios emitidos sobre una empresa.

Como hemos podido observar son varios los factores que afectan directamente el desempeño de una corporación que mal manejados, pueden desencadenar la quiebra.

### **Modelo Ratio Ponderado de Valoración de Riesgo RPV**

El modelo plantea el estudio de factores organizativos/estratégicos como una explicación del estado económico de la firma y se presenta como alternativa en

aquellos trabajos que intentan conjuntar y modelar ambos escenarios que expliquen el proceso de fracaso y se logre predecir con un alto grado de precisión el pronóstico de quiebra en las empresas micro y pequeñas.

La propuesta del Modelo RPV para realizar el cálculo del desempeño de la empresa se daría a través de la siguiente ecuación:

$$RPV = \left\{ \sum \left( \frac{R_{Si} - R_{Ci}}{R_{Ci}} \right) r_{ij} \right\} \{ \pm 1, 0 \} \quad (2)$$

Donde:

$R_{Si}$  es el ratio (indicador, variable) estándar

$R_{Ci}$  el ratio (indicador, variable) simple

$R_{ij}$  es la ponderación para cada ratio representativo calculada en la función (2).

De esta forma el resultado proporcionado por el  $0 < (RVP) > 0$  representa el nivel de desempeño de la empresa analizada y habrá de contrastarse respecto al costo del dinero (la tasa libre de riesgo) y de esta forma determinar la optimización de recursos.

$$VEA = dif (RPV_{it}, i_{lr},) \quad (3)$$

Donde:

VEA es el valor económico añadido

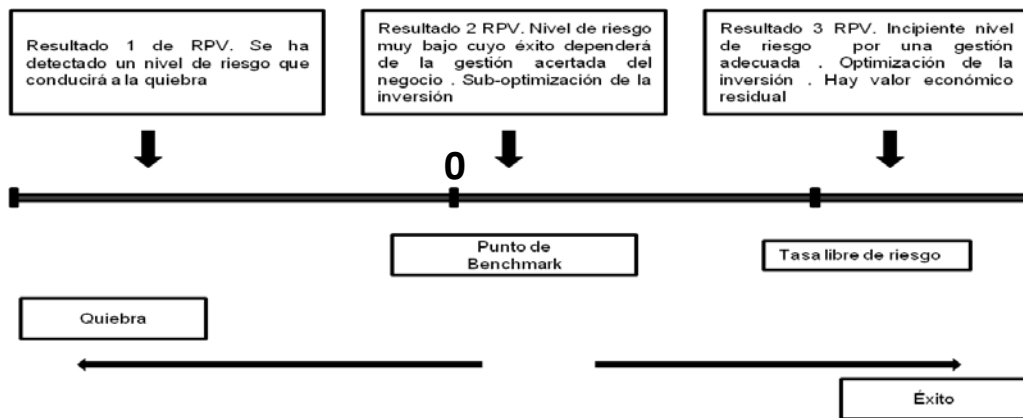
$RPV_{it}$  es el desempeño económico de la empresa

$i_{lr}$  corresponde a la tasa libre de riesgo, que está representada por  $\alpha_i$  en la función objetivo (1).

Tal y como se observa en la figura A, el resultado obtenido por el Modelo RPV permite tipificar las posiciones financieras de las empresas analizada.

Figura A

Posiciones financieras según el resultado RPV



Fuente: Mosqueda (2008)

Los resultados de la aplicación del modelo RPV en el estudio inicial. La muestra inicial una vez aplicados los criterios de inclusión fue 202 empresas. El periodo de estudio fue de 4 años previos a la quiebra. Mediante el método rough Set se determinaron los factores que afectan el éxito del negocio de los sectores agricultura, textil, calzado, transformación, comercio y servicios. Se obtuvo un 90% de confianza un año previo al fracaso en la muestra de control.

En un avance por perfeccionar el grado de precisión modelo RPV en 2010 Mosqueda observa las áreas de oportunidad, para lo cual considera extrapolarlo a otro colectivo de empresas. Los resultados sugieren que hay varios puntos en los que precisa hacer ajustes al modelo.

Respecto de la clasificación, se encontró un sesgo de error clasificatorio del 40%, al pasar de un 90% de la muestra de control a un 60% obtenido en este estudio. En este sentido es posible corroborar que persiste un problema de especificación y/o cambios estructurales en el modelo que de acuerdo al investigador puede ser originada por los siguientes aspectos:

- Ante un cambio estacional en una serie temporal esto origina nuevas condiciones del entorno que precisa actualizar el modelo. (Mosqueda, 2010)
- Que los coeficientes de respuesta (ERC) asignados a las variables ( $r_{it}$ ) no sean los adecuados; esta circunstancia podría originar un problema de heterocedasticidad lo cual afecta la aplicación de modelo en otros entornos; y
- Que el modelo estuviera mal especificado al haber incorporado variables poco significativas, dado que la conformación de los ratios se realizó a partir de ratios financieros utilizados en la muestra de control inicial, aunado a la medición de la gestión administrativa (variables cualitativas estratégicas) que dependen del enfoque que el administrador de la firma crea el más adecuado, lo cual descrito por Mosqueda (2008) afectará al índice RPV.

Los resultados obtenidos mostraron que las funciones por sector están bien especificadas, sin embargo éstos se ubican en una cierta frontera de volatilidad, lo que hace inferir que persisten problemas de especificación en el modelo RPV original. Esto explicaría la disminución en la predictibilidad.

Se realizaron pruebas de validación con empresas fuera de la muestra de control, tras las cuales se aplicaron técnicas de regresión lineal para determinar el comportamiento futuro de los ERC hasta obtener valores más ajustados. Con estos cálculos se obtuvo un 88.34% de clasificación correcta respecto al 60% obtenido inicialmente. Estos valores fueron validados por la técnica *Lachenbruch Jackknife (TLJ)* obteniendo una mejoría en el comportamiento del modelo. Desde luego la ponderación de las variables cualitativas-cuantitativas resulta correcta pues proporciona una realidad más ajustada de las empresas, lo cual conforma un Modelo RPV con mayor capacidad predictiva.

La conclusión de este trabajo se sustenta en decir que la teoría *Earning Power* es la que falla en el momento de predecir el futuro y por tanto requiere valores con mayor ajuste Mosqueda (2010).

### **III. El problema de predicción**

Durante las últimas 3 décadas los investigadores han opinado que ante la ausencia de una teoría del fracaso (Belkaoui, 1980), el modelo definitivo de predicción surgiría al emplear técnicas estadísticas a muestras homogéneas o modelos matemáticos (Ashton, 1982, Libby y Lewis, 1982). Esto trajo otras consecuencias que se manifestaron en la escasa validez externa de los modelos predictivos, muy probablemente influidos por relaciones estadísticas espurias en la muestra de empresas (Zavgren, 1983), es decir se presenta problema de sobreajuste en las variables.

De esta manera la crisis de diseño señala la invalidez metodológica para definir modelos estables en el tiempo, lo cual impide reflejar la realidad económica de las empresas y por ende tomar la decisión correcta.

De las principales dificultades del diseño experimental resulta el distinguir únicamente empresas sanas y fracasadas, basándose solo en la existencia de un proceso común, mientras que las empresas parecen seguir diferentes procesos que confluyen en el fracaso (Laitinen, 1991 y 1993). Así en el intento por capturar como un único modelo diferentes procesos de fracaso ha ocasionado la elección de variables y modelos espurios, inválidos y no fiables en contextos disímiles.

En estas circunstancias los métodos se orientaron al manejo de indicadores combinados y modelos dinámicos de manera que se mida de manera general la situación financiera de la empresa, la efectividad de la gestión y la predicción de la salud financiera de la misma.

A partir de los modelos presentados y considerando las observaciones anteriores, se avanza con el modelo denominado RPV que se vale de una metodología mixta (índice de riesgo ponderado) conforme un modelo dinámico de actualización que permite avanzar en el intento de captar la realidad económica de las empresas y su riesgo de quiebra de cara a aprovechar las ventajas de los modelos pioneros y conformar un modelo más robusto.

#### **IV. Conclusiones**

Este trabajo ha sido una acuciosa revisión de modelos de predicción de quiebra, mediante la cual se pueden apreciar las bondades y limitaciones de cada uno de los diseños. Todos los modelos tienen la misma motivación, pero la forma de atacar el problema es radicalmente distinta y los resultados obtenidos son también muy dispares.

Tal como indicaba De Andrés (2000) verificamos que no existe una teoría aceptada académicamente sobre el fracaso empresarial. Y esto determina que las variables seleccionadas como posibles integrantes de los modelos presenten una elevada dispersión. En este mismo sentido, parte de las inexactitudes de los modelos, obedecen a la hipótesis incorrecta subyacente al diseño experimental típico de que todas las empresas que fracasan siguen un mismo proceso. Si por el contrario se asumiese que las empresas siguen procesos diferentes que las llevan al fracaso, el éxito clasificatorio de cada modelo, en el mejor de los casos, solo podría reproducirse en muestras de control que tuvieran una combinación de procesos similar a la de la muestra de control experimental.

Se presenta otro debate en torno a cómo mejorar los resultados del análisis con la información disponible. Fundamentalmente, hay dos enfoques ante el problema de cómo aumentar la calidad de la información obtenida por las variables explicativas: (a) añadiendo nuevas variables o reemplazando otras variables y/o (b) controlar otros factores que introducen ruido en el modelo (por ejemplo, tendencias en el sector, condiciones macroeconómicas, procesos económicos y políticos, etc.), que afectan la interpretación.

En suma, la inestabilidad mostrada por los modelos hace que persistan problemas de diseño experimental debido a:

- Las empresas con problemas financieros manipulen su información contable a fin de conservar su imagen corporativa. En este punto queda pendiente otro aspecto importante, las normas contables hacen que los informes sean uniformes, mas no así la práctica contable en tiempo real.

En efecto, mientras más rápido cambien las condiciones del entorno (mercado), 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.

- Ante la ausencia de una teoría del fracaso empresarial, los métodos estadísticos sobreajustan los resultados predictivos, o bien las prácticas de dirección de las empresas se adecuan a la carga reguladora y a propósitos de reducción de impuestos. Esto hace más complicado distinguir la información valiosa para un modelo de predicción.

Complementando el punto anterior diremos que un trabajo reciente de Beaver et al (2008) mide cómo las diferencias en los atributos de la información financiera afectan a la capacidad predictiva de los ratios financieros para la quiebra. Por su parte, Abad et al. (2003) también atribuyen a la calidad de la información contable influencia sobre el fracaso empresarial.

Las características del mercado Mexicano, a saber: su legislación, disponibilidad de datos y profundidad del mercado accionario, dificultan la implementación de los modelos de predicción de quiebra. Esta traba deja el campo abierto para la demostración empírica, ya que muy pocos modelos se han empleado a nivel local.

La digitalización de la información financiera de las empresas no es una práctica común en Chile y, a diferencia de otros países, tampoco existen bases de datos que relacionen la quiebra con la información contable, de hecho, encontrar los Balances y Estados Resultado de empresas quebradas es tremendamente difícil. En consecuencia, al implementar modelos con información incompleta o acomodaticia se corre el riesgo de sesgar los resultados y de sacar conclusiones no generalizables, por esto mismo es que la elección de las variables debe ser muy cuidadosa.

Por último mencionamos que es evidente que existe una evolución en las metodologías, existen nuevos planteamientos, para soslayar limitaciones que planteaban las metodologías anteriores, pero eso no ha implicado la desaparición de éstas. Las razones pueden ser diversas: primero, no se ha demostrado un poder predictivo mejor que fuese atribuible en exclusiva a la metodología; segundo, cualquiera de las metodologías que han ido surgiendo presenta sus propias limitaciones. Resultado de ello es la concordancia de las distintas metodologías y un progreso paralelo, debido a la mejora de herramientas de cálculo (ya sea en estadística, modelos matemáticos o econométricos).



## Referencias

- Arquero, L., y Jiménez, S. (septiembre, 2003). *Procesos de fracaso empresarial. Identificación y contrastación empírica*. Trabajo presentado en el XII Congreso AECA, Cádiz, Andalucía. Recuperado de:  
<http://www.aeca.es/xiicongresoaeeca/principal.html>
- Altman, E. I. (2002). *Corporate distress predictions models in a turbulent economic and Basel II Environment*. Recuperado el 6 de enero de 2011, de:  
[http://www.papers.ssrn.com/.../Jeljour\\_results.cfm](http://www.papers.ssrn.com/.../Jeljour_results.cfm)
- Altman, E. I. (1983). *Corporate financial distress: A complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy*. Nueva York, NY, EE.UU: John Wiley & Sons.
- Altman, E. I. (1984). The success of business failure prediction models. An international survey. *Journal of Banking and Finance*, 8, 171-198.
- Beaver, W., Mc Nichols, M. F. y Rhie, J. (2004). Have financial statements become less informative: Evidence for the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 4, 61-78
- Beaver, W. (1968). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 3, 71-102.
- Calvo, L. (1994). *Análisis e interpretación de los estados financieros* (8ª. Ed.). México, D.F., México: Ed. PAC SA de CV.
- Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R. y Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114, 263-280
- Greco, S., Matarazzo, B., y Slowinski, R. (1998). A new rough set approach to evaluation of bankruptcy risk: new operational tools in the management of financial risks. *Kluwer Academic Publishers*, 183, 121-136.
- Ibarra, M. A. (2001). *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente* Tesis doctoral no publicada. Universidad de Barcelona, España.
- Martín Del Brio, B. y Sanz, G. (2002). *Redes neuronales y sistemas difusos* (2ª. Ed.). México, D.F., México: Alfaomega
- Mokses, D. y Liao, S. (1987). On developing models for failure prediction. *Journal of Commercial Bank Lending*, 69, 27-38.
- Mosqueda, R. M. (2002). *Precios de transferencia internacionales y el mercado de valores mexicano* Tesis Doctoral no publicada. Universidad de Valencia, España.
- Mosqueda, R. M. (2008). *Indicadores del fracaso en las empresas mexicanas. Modelo ponderado de valoración del riesgo (RVP)*. México, D.F., México: Instituto Mexicano de Ejecutivos de Finanzas.

- Nurmi, H., Kacprzk, J. y Fedrizzi, M. (1996). Probabilistic fuzzy and rough concepts in social choice. *European Journal of Operation Research*, 95, 264-277.
- Odom, M. D. y Sharda, R. (1992). A neural network model for bankruptcy prediction in neural networks in finance and investing. *Probus Publishing*, 25, 46-65.
- Odom, M. D. y Sharda, R. (1992). A neural network model for bankruptcy prediction in neural networks in finance and investing. *Probus Publishing*, 25, 46-65.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109-131.
- Pawlak, Z. (1991). *Rough sets: Theoretical aspects of reasoning about data* Dordrecht, Londres, UK: Kluwer Academic Publishers.
- Slowinski, R. (1995). Rough set approach to decision analysis. *All Expert Magazine*, 47, 52-75.
- Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review*, 4, 15-21.
- Ward, P. y Mellor, S. (1986). *Structured development for real time systems (3a. Ed.)*. Nueva York, NY, EE.UU.: Yourdon Press.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-86.
- Zopoundis, C. y Dimitras, A. (1998). Multicriteria decision and in financial management. *European Journal of Operational Research*, 12, 19-35.