



TRABAJOS FINALES DE MAESTRÍA

Análisis de un modelo estadístico para evaluar la probabilidad de quiebra empresarial

Propuesta de artículo presentado como requisito para optar al título de:

Magister en Administración de Empresas

Por el estudiante:

Daniel Alfredo MORALES JARAMILLO

Bajo la dirección de:

Carlos Raúl CARPIO FREIRE MBA.

**Universidad Espíritu Santo
Facultad de Postgrado
Samborondón - Ecuador
Junio de 2015**

Análisis de un modelo estadístico para evaluar la probabilidad de quiebra empresarial

Analysis of a statistical model to make a prediction of the potential risk of insolvency of companies

Daniel Alfredo MORALES JARAMILLO¹

Carlos Raúl CARPIO FREIRE²

Resumen

La quiebra empresarial es probablemente uno de los problemas más importantes de la economía de los países en vías de desarrollo y un fenómeno que ha ido creciendo por diversas causas, trastocando el cumplimiento de las metas macroeconómicas. Las instituciones estatales de control de compañías requieren establecer mecanismos confiables que permitan prever la potencial quiebra de las compañías bajo su supervisión, a fin de tomar oportunamente las medidas para evitar que esto suceda. El objetivo del presente trabajo es analizar al menos tres de los modelos estadísticos existentes y seleccionar al que mejor se adapte a la necesidad de realizar una predicción del riesgo potencial de insolvencia de las compañías en Ecuador.

Luego de revisar la teoría y aplicarla a los datos obtenidos de las fuentes oficiales, se llega a la conclusión de que el modelo que cumple nuestras expectativas de predicción, es el Z-Score de Altman, por su simplicidad y facilidad de implementación, mantenimiento e interpretación.

Palabras clave:

Fracaso empresarial, quiebra, LOGIT, modelo RNA, modelo Z Score.

Abstract

Corporate bankruptcy is probably one of the most important problems of the economy of developing countries and a phenomenon that has been growing for several reasons, disrupting the fulfillment of macroeconomic goals. The control state institutions require companies to establish reliable mechanisms for predicting potential bankruptcy of the companies under its supervision, to take timely measures to prevent this from happening. The aim of this paper is to analyze at least three of the existing statistical models and select the one that best suits the need for a prediction of the potential risk of insolvency of companies in Ecuador.

After reviewing the theory and apply it to data from official sources, we conclude that the model that meets our expectations of prediction is the Altman Z-Score, for its simplicity and ease of implementation, maintenance and interpretation.

Key words

Business failure, bankruptcy, LOGIT, RNA model, Z Score model

Clasificación JEL
JEL Classification

G33

¹ Ingeniero en Ciencias Empresariales, Universidad Espíritu Santo – Ecuador. E-mail dmorales@uees.edu.ec.

² Ingeniero en Administración de Empresas, MBA. Profesor Universidad Espíritu Santo. Ecuador. E-mail rcarpiof@uees.edu.ec.

INTRODUCCIÓN

Las *compañías*³ son uno de los ejes fundamentales de la economía ecuatoriana, puesto que generan empleo, contribuyen al desarrollo de la comunidad, fortalecen el aparato estatal con impuestos, y generan utilidad para sus accionistas y trabajadores; el rol que juegan en la sociedad es de suma importancia por su contribución a la generación de la riqueza nacional evidenciada en el Producto Interno Bruto (PIB).

Dada la importancia que las compañías tienen en el país, se vuelve muy importante preservar su continuidad en el tiempo; por ello se requiere desarrollar métodos que permitan alertar a los distintos actores o interesados, sobre su posible riesgo de insolvencia.

En la actualidad, una de las grandes preocupaciones del estado y del sector empresarial es determinar si existe un modelo que efectivamente permita predecir el riesgo de insolvencia de las empresas con cierto grado de probabilidad de éxito. De acuerdo a la investigación realizada, existen varios modelos que permiten predecir el riesgo de insolvencia de las compañías.

Para el desarrollo de tales modelos, es importante apoyarse en indicadores que relacionen ratios financieros que expresan situaciones sobre el nivel de liquidez, endeudamiento, gestión financiera y rentabilidad (Vélez & Dávila, 2010). De esta manera se puede tomar las decisiones más acertadas para cuidar el interés de los *stakeholders*⁴.

Cada sector económico donde se desempeñan las compañías ecuatorianas, tiene su propia dinámica, su propios ratios financieros que difieren entre las distintas ramas de actividad; es decir, poseen sus propias características.

Por ejemplo, las empresas que se desempeñan en el sector de servicios por lo general no presentan un gran nivel de activos, en tanto que compañías del sector industrial normalmente son poseedoras de un nivel de activos importante que les permite transformar materia prima en producto terminado.

Estas diferencias se verán reflejadas en los ratios financieros que se sometan a análisis. Por tal razón, cada rama de actividad económica y cada ratio financiero calculado tendrá su propia distribución probabilística.

Para este estudio, se ha seleccionado el sector “A”⁵ (Agropecuario, forestal y pesquero) para observar los ratios financieros y calcular el indicador que refleje el riesgo de insolvencia empresarial. Es uno de los sectores más importantes dentro de la economía ecuatoriana a lo largo de la historia, y tradicionalmente su comportamiento se ha mantenido en el tiempo.

Su PIB representa aproximadamente el 6% del total nacional (Banco Central del Ecuador, 2012); tres quintas partes de su producción se destinan como insumo a otros sectores (Joaquín, Vallejo, & Trejos, 2005); es la segunda fuente de ingreso de divisas luego del petróleo y es la principal fuente de empleo (27,8% de la población ocupada) (Banco Central del Ecuador, 2009, págs. 5-6)

Las compañías activas que conforman este sector entre el 2006 y 2012 (Superintendencia de Compañías, s.f.) crecieron un 13,5% no obstante, las inactivas crecieron 3,8 veces y las canceladas y/o liquidadas aumentaron en un 15,8% denotando el riesgo latente de caer en estados asociados a la quiebra.

El objetivo principal de este trabajo es determinar cuál modelo estadístico se ajusta mejor para la predicción oportuna y eficiente de la quiebra empresarial.

3 La Ley de Compañías Art 1. establece que la compañía es un contrato por el cual dos o más personas unen sus capitales o industrias, para emprender en operaciones mercantiles y participar de sus utilidades. (H. Congreso Nacional del Ecuador, 1999)

4 Cualquier grupo o individuo identificable respecto del cual la organización es dependiente para su supervivencia

(empleados, segmentos de clientes, ciertos proveedores, agencias gubernamentales clave, accionistas, ciertas instituciones financieras, y otros) (Freeman, 2010)

5 Según Clasificación Industrial Internacional Uniforme revisión 4 (CIIUv4) (Naciones Unidas, 2009)

MARCO TEÓRICO

Insolvencia: Origen y definición

El fenómeno de la insolvencia ha sido estudiado desde hace ya varios siglos; desde la aparición de la partida doble, muchos han sido los intentos por generar las herramientas que permitan mantener estable el giro del negocio, entre ellas el tradicional análisis financiero univariado, el cual hace uso de razones o proporciones contables que resumen información contable pero de manera aislada.

A partir de los años 60 en los países desarrollados se empezó a realizar investigaciones que integran ya el análisis multivariado (Kendall, 1980) de ratios financieros, es decir, usando de manera conjunta la información contable a través de los ratios financieros de manera integral y ya no aislada.

Destacan los trabajos de: (Beaver, 1966), (Altman E. , 1968), (Deakin, 1976), (Edmister, 1972), (Ohlson, 1980), (Rose & Giroux, 1981), (Taffler, 1984), (Zavgren, 1985), entre otros, todos ellos con la característica enfocada a medir y predecir la posibilidad de quiebra o fracaso corporativo. (Ibarra Mares, 2001).

El fracaso corporativo

Fracaso financiero, quiebra, insolvencia, cesación de pagos, coaliciones y divisiones, son términos recurrentes en la literatura financiera, debido a su relevancia teórica, y también a causa de sus graves consecuencias para la actividad económica. Cada país tiene un tratamiento diferente, definición y legislación distinta, lo que dificulta tomar un concepto concreto del fenómeno de la insolvencia o quiebra que, grosso modo, se denomina fracaso empresarial.

Altman y Hotchkiss (2006) lo definen de la siguiente forma: “El ‘fracaso’, en términos económicos, significa que la tasa de retorno de la inversión sobre el capital, con asignación para consideración de riesgo, es significativa y continuamente baja, ya que prevalecen tasas similares sobre las inversiones. En tanto que el criterio diferente al económico ha sido utilizado, incluyendo ingresos insuficientes

para cubrir costos y donde los promedios sobre la inversión están continuamente debajo de los costos de capital de la empresa. Estas situaciones económicas hacen declaraciones acerca de la existencia o discontinuidad de la empresa”. (p. 4).

De esto se desprende que el fracaso asociado a la insolvencia puede ser definido como la insuficiencia de flujos de efectivo para cubrir las obligaciones que contraen las compañías.

El fracaso empresarial está relacionado con otros aspectos como: la rentabilidad, la gestión y la liquidez. De esta forma, si no se dispone de fondos, no se puede cubrir las deudas, y si no se obtiene rentabilidad a través de las ventas, no existe el flujo de efectivo, de tal suerte que todos estos eventos se encuentran concatenados, y es preciso considerarlos de esta manera y no aisladamente.

Uno de los procedimientos más conocidos para interrelacionar estas variables es el Modelo RNA (Redes Neuronales Artificiales) que se presenta a continuación.

Descripción del Modelo de Redes Neuronales Artificiales

Un sistema neuronal artificial establece una estructura muy similar a la del sistema neuronal biológico, puesto que trata de imitar la estructura del sistema nervioso, con la intención de construir sistemas de procesamiento de información paralelos, distribuidos y adaptables.

En el procesamiento paralelo se trata de que las redes artificiales actúen como el cerebro, en el sentido de que este puede procesar la información simultáneamente con varios miles de neuronas y no de forma secuencial, tal como operan las computadoras estándares actuales (Acosta-Buitrago & Zuluaga-Muñoz, 2000). El elemento de partida será la neurona artificial, que se organizará en capas. La interconexión de varias capas constituirá una red *neuronal*.

El estudio de las Redes Neuronales Artificiales puede orientarse en dos direcciones: bien como modelos del sistema nervioso y los fenómenos cognitivos, o bien como herramientas para la resolución de problemas prácticos. En este

sentido, se considera que las Redes Neuronales Artificiales son sistemas de procesamiento, que copian esquemáticamente la estructura neuronal del cerebro humano para tratar de reproducir sus capacidades.

La neurona artificial se define como un dispositivo simple de cálculo que, a partir de un vector de entrada procedente del exterior o de otras neuronas, proporciona una única respuesta o salida (Martin del Brio & Sanz Molina, 2007)

Los elementos que constituyen la neurona artificial son los siguientes (véase Apéndice figura No. 1):

- **Conjunto de entrada**, $x_j(t)$
- **Pesos sinápticos** de la neurona i , x_{ij} que representa la intensidad de interacción entre cada neurona *presináptica* j y la neurona *postsináptica* i .
- **Regla de propagación** $\sigma(w_{ij}, x_j(t))$, que proporciona el valor del potencial postsináptico $h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t))$ de la neurona i en función de sus pesos y entradas.
- **Función de activación** $f_i(a_i(t-1), h_i(t))$, que proporciona el estado de activación actual $a_i(t) = f_i(a_i(t-1), h_i(t))$ de la neurona i , en función de su estado anterior $a_i(t-1)$ y de su potencial postsináptico actual.
- **Función de salida** $F_i(a_i(t))$, que proporciona la salida actual $y_i(t) = F_i(a_i(t))$ de la neurona i en función de su estado de activación.

De este modo, la operación de la neurona i puede expresarse como:

$$y_i(t) = F_i \left(f_i \left[a_i(t-1), \sigma_i \left(w_{ij}, x_j(t) \right) \right] \right) \quad (1)$$

Este modelo de neurona formal se inspira en la operación de la biología, en el sentido de integrar una serie de entradas y proporcionar cierta respuesta, que se propaga por el axón.

La función de salida puede tener múltiples formas; esta función proporciona la salida

global de la neurona $y_i(t)$ en función de su estado de activación actual $a_i(t)$. Muy frecuentemente la función de salida es simplemente la identidad $F(x)=x$, de modo que el estado de activación de la neurona se considera como la propia salida:

$$y_i(t) = F_i(a_i(t)) = a_i(t) \quad (2)$$

La función de salida puede ser también de tipo escalón, lo que supone que la neurona no se dispare hasta que la activación supere un cierto umbral. En otros modelos, como es el caso de la máquina de Boltzmann (Hinton & Sejnowski, 1986), se trata de una función estocástica de la activación, con lo que la neurona tendrá un comportamiento probabilístico (Martin del Brio & Sanz Molina, 2007, pág. 17)

En la figura 2 se presentan las funciones de activación más habituales (véase Apéndice figura No. 2)

Utilizando un modelo de neurona estándar más simple que, para efectos de su estudio, se considera que la regla de propagación es la suma ponderada y que, la función de salida es lineal.

En la figura 3 se puede apreciar la neurona estándar (véase Apéndice figura No. 3) la cual consiste en:

- Un conjunto de **entradas** $x_j(t)$ y pesos sinápticos w_{ij} ,
- Una **regla de propagación** $h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t))$; $h_i(t) = \sum w_{ij}x_j$ que es la más común,
- Una **función de activación** $y_i(t) = f_i(h_i(t))$, que representa simultáneamente la salida de la neurona y su estado de activación.

Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional θ_i ⁶, que se resta del potencial postsináptico, por lo que el argumento de función de activación queda:

$$\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i$$

Lo que representa añadir un grado de libertad adicional a la neurona.

En conclusión, el modelo de neurona estándar queda representado por la siguiente ecuación:

$$y_i(t) = f_i \left(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i \right)$$

El modelo de Redes Neuronales RNA, puede ser usado para predecir posibles quiebras empresariales, donde se usaría como variables de entrada los índices financieros de las compañías en análisis y se analizaría para las posibles salidas una función que permita tener un desempeño predictivo alto para determinar el riesgo de insolvencia del sector en análisis (Soria, Serrano, & Martin, 2010)

Otro proceso que se ha considerado es el Modelo de Regresión Logística (LOGIT), el cual, a diferencia del RNA, utiliza variables predictivas independientes (Llano Díaz & Mosquera Caicedo, 2006)

Descripción del Modelo de Regresión Logística (LOGIT)

El modelo Logit es un caso particular de los modelos de regresión con respuesta binaria, que simplemente requiere que las variables predictivas sean independientes

Gujarati y Porter (2010) consideran la siguiente ecuación:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_i)}}$$

Para facilidad de la exposición, se reescribe la ecuación antes expuesta como:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}}$$

Donde $Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i$.

Dicha ecuación representa lo que se conoce como función de distribución logística (Acumulativa).

Si P_i , la probabilidad de que se dé un evento, entonces $(1 - P_i)$, la probabilidad de que no se dé un evento, es:

$$1 - P_i = \frac{1}{1 + e^{Z_i}}$$

Por consiguiente, se puede escribir:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i}$$

$P_i / (1 - P_i)$ es la **razón de las probabilidades** en favor de que un suceso se dé.

Ahora, tomando el logaritmo natural, se obtiene el siguiente resultado:

$$L_i = \ln \left(\frac{P_i}{1 - P_i} \right) = Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_1$$

Es decir, L , el logaritmo de la razón de las probabilidades, no solo es lineal en X , sino también (desde el punto de vista de estimación)

⁶ Parámetro que se denomina, "umbral"

en los parámetros. L se llama **logit**, por eso el nombre del modelo.

A continuación se detallan las principales características del modelo logit:

- A medida que P va de 0 a 1 y Z varía de $-\infty$ a $+\infty$, el logit L va de $-\infty$ a $+\infty$ es decir, aunque las probabilidades (por necesidad) se encuentren entre 0 y 1, los logit no están acotados de esa forma.
- Aunque L es lineal en X , las probabilidades en sí mismas no lo son.
- Aunque en el modelo anterior se incluye sólo una variable X , o regresora, se puede añadir tantas regresoras como indique la teoría subyacente.
- Si L , el logit, es positivo, significa que cuando se incrementa el valor de las regresoras, aumentan las posibilidades de que sea igual a 1. Si L es negativo, las posibilidades de que sea igual a 1 disminuyen conforme se incrementa el valor de X .
- De manera más formal, la interpretación del modelo es la siguiente: β_2 , la pendiente, mide el cambio en L ocasionado por un cambio unitario en X , es decir, es como se modifica el logaritmo de las posibilidades en favor de que un evento se de. El intercepto β_1 es el valor del logaritmo de las posibilidades en favor de que un evento se de cuando X_i es igual a cero. Como en la mayoría de las interpretaciones de los interceptos, la interpretación puede no tener significado alguno.

En 1968, el Dr. Edward Altman, profesor de Finanzas en la Universidad de Nueva York, publicó su modelo Z-Score para predecir la bancarrota de las empresas, basado en un análisis estadístico de discriminación múltiple en el que se pondera cinco ratios que luego se suma para determinar si las empresas son solventes o no.

Descripción del Modelo Z-score de Altman

Existen modelos complejos para la predicción de quiebra empresarial, como el modelo de Redes Neuronales Artificiales, o el modelo LOGIT, que guarda cierta complejidad matemática, pero existen también modelos más sencillos en términos matemáticos pero con gran poder predictivo, como el modelo Z-score de Altman, el mismo que a pesar de que ha transcurrido casi medio siglo desde que fue presentado, es un modelo que, por su simplicidad y el logro de los resultados, se mantiene vigente aún en nuestros días; por tal razón se decidió aplicarlo en este estudio, para establecer posibles quiebras en empresas ecuatorianas del sector agrícola, ya que las variables que requiere el modelo predictivo constan en la información de estados financieros que anualmente publica la Superintendencia de Compañías.

El Modelo Z-Score de Altman (Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," Journal of Finance, 1968, págs. 589-609) consideró que el modelo clásico para abordar este problema es el Análisis Discriminante Múltiple (MDA). El MDA es una técnica estadística que se usa para clasificar observaciones en uno de varios grupos generados a priori, dependiendo de las características individuales de la observación.

Este modelo es usado principalmente, para clasificar o hacer predicciones en problemas donde la variable independiente aparece en términos cualitativos, por ejemplo: (hombre / mujer), o (compañía solvente / compañía insolvente) como en el caso de estudio de Altman (1968).

A partir de la selección de la variable con datos cualitativos, se determinan los grupos, luego a partir de ellos, se recogen los datos de los sujetos que la componen. Altman seleccionó 22 ratios financieros para evaluación, de donde escogió aquellos que mostraron mayor poder predictivo y que a la vez, minimizaron la correlación entre sí; es decir, intentó seleccionar aquellos ratios que concentran la mayor cantidad de información.

Luego, a través del proceso del MDA, se determina un set de coeficientes discriminantes. Cuando éstos son aplicados a los ratios actuales, aparecen las bases para la clasificación de la empresa en uno de los grupos mutuamente excluyentes.

La técnica MDA tiene la ventaja de considerar el perfil completo de características comunes a todas las compañías estudiadas, así como la interacción entre estas características. Una ventaja adicional es la reducción de dimensiones del espacio de análisis; esto es muy útil en el contexto de la predicción de quiebra, ya que como se parte de dos grupos (solventes e insolventes), el análisis se transforma a la forma más simple: una dimensión.

La función discriminante de la forma:

$$Z = V_1X_1 + V_2X_2 + \dots + V_nX_n$$

Trasforma los valores individuales en un solo valor discriminante (unidimensional), o en puntaje Z.

En este caso Z es el indicador o índice buscado, que después es usado para clasificar los objetos; donde:

- V_1, V_2, \dots, V_n : son los coeficientes discriminantes.
- X_1, X_2, \dots, X_n : son las variables independientes

Dentro del estudio mencionado, se tomó en cuenta lo siguiente:

1. La observación de la significancia estadística de varias funciones alternativas, analizando también la contribución relativa de cada variable independiente;
2. La evaluación de la ínter correlación entre las variables relevantes;
3. La observación de la efectividad predictiva de varios grupos de ratios; y,
4. La evaluación según el criterio del investigador.

Posterior a esto se determina intervalos para el Z: $[z_i; z_j]$; $z_i < z_j$, de tal manera que se obtienen tres regiones, si el Z de una compañía obtenido es mayor a z_j se cataloga a ésta como sana; y si es inferior a z_i , como insolvente; y si se encuentra dentro del intervalo, se considera como región de incertidumbre.

Fundamentos teóricos del modelo

Análisis Discriminante Múltiple (MDA): Es una técnica de análisis de dependencia que se utiliza para la clasificación de distintos individuos en grupos o poblaciones, alternativos a partir de los valores o información de un conjunto de variables - denominados variables clasificadoras, criterio, predictoras o explicativas- que corresponde a los individuos a los que se pretende clasificar.

Cada individuo puede pertenecer únicamente a un solo grupo y dicha pertenencia responde a la variable categórica que toma valores iguales al número de grupos existentes. La información de las variables clasificadoras se resume por medio de las funciones discriminantes y permite asignar al grupo respectivo, dependiendo de la metodología usada (Uriel & Aldás, 2005)

El objetivo del MDA es encontrar tantas combinaciones lineales (funciones discriminantes) de variables clasificadoras como grupos exista, tal que los puntajes medios de las categorías o grupos de la variable dependiente, en esas combinaciones lineales, se diferencien en lo máximo posible.

El análisis discriminante, al igual que otras técnicas de análisis multivariante, debe cumplir con los siguientes supuestos (Fernández, 2000)

- **Distribución normal:** Cada grupo o categoría debe considerarse como una muestra extraída de una población normal multivariante (Peña, 2002) Cuando cada variable tiene una distribución normal con valores fijos para todas las otras, se puede considerar que cada grupo es extraído de una población normal multivariante.

- **Homogeneidad de varianzas y covarianzas:** Las matrices de varianza-covarianza deben ser similares u homogéneas en todos los grupos. Este supuesto contribuye a una interpretación adecuada de los test de significancia, así como la simplificación de las funciones discriminantes.
- **Pertenencia:** Se asume pertenencia exclusiva y exhaustiva; exclusiva en la medida en que los individuos de análisis pertenecen a un único grupo o categoría específica, esto implica que los grupos son mutuamente excluyentes; y, exhaustiva, en la medida en que pertenecen a un solo grupo de manera colectiva, es decir, todos son miembros de un grupo superior.

Algunos supuestos en la práctica no se logran cumplir, pero se ha demostrado que el Análisis Discriminante Múltiple es un técnica robusta que puede tolerar desviaciones de los supuestos (Garnica, Gonzáles, & Díaz, 1991)

METODOLOGÍA

La información que se utilizó fue los estados financieros de todas compañías agrícolas (3,255) 2006-2012 publicados en el portal web (Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, 2014).

- **La variable dependiente:** Y_i es una variable categórica de dos posibilidades (1) si presenta una característica ó (0) si no la presenta. Altman considera la variable categórica que dispone información de empresas solventes e insolventes (Financial Ratios, Discriminant Análisis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” Journal of Finance, 1968), otros estudios consideran la información de empresas que están o no en concurso preventivo, otros usan la quiebra

técnica⁷. Para el presente estudio se considera la quiebra técnica *ajustada*, es decir, usando la información del ratio financiero “Nivel de endeudamiento del activo”. Se categoriza la variable en:

- Y_i {
- (0) si la compañía presenta un nivel de endeudamiento inferior a 0,88, lo que implica que la compañía no está en quiebra técnica ajustada.
 - (1) Si la compañía presenta un nivel de endeudamiento superior a 0,8, es decir, que la compañía se encuentra en quiebra técnica ajustada.

Las variables independientes o discriminantes: En la teoría, el uso de variables que puedan explicar quiebra e insolvencia es empírico y depende del investigador (Altman E. , 1968) ; en este contexto, se consideraron 19 de las 22 variables planteadas en el modelo original.

Depuración de la información y estructuración de la base: Se depuró la información verificando tanto balances como ratios en varias fases:

1. Se descartaron aquellas compañías que no disponen de información contable en el periodo, o su información contable es inferior al 10%. Se excluyen también aquellas que han sido constituidas posterior al año 2006, es decir aquellas que no disponen de cierto grado de madurez.
2. Se construyeron las variables independientes (ratios financieros) y se descartaron aquellas que presentaron conflictos en su determinación. (Período Medio de Pago y Período Medio de Cobro).

⁷ Quiebra técnica (Jiménez, 2014) se define en general como la situación en la que los pasivos son superiores a los activos reales, es decir, el ratio financiero *Endeudamiento del Activo* es superior a 1.

⁸ 0,8 es calculado como aquel valor que separa dos grupos de empresas y maximiza la distancia entre el grupo de empresas con alto grado de endeudamiento del activo y las de bajo grado. A ello se debe el nombre de punto de quiebra técnica ajustada.

3. Luego de este proceso se obtuvo el Cuadro de Casos usados para iniciar el modelo (Ver Apéndices, Tabla 1)
4. Para evitar problemas de multicolinealidad relacionadas por el alto grado de correlación entre las variables independientes, se realizó el Análisis de Componentes Principales (ACP) de las variables eliminando variables que no aportan significativamente o causen ruido al modelo, quedando fuera:

- Prueba Ácida
- Apalancamiento
- Margen Operacional
- Margen Bruto
- Rentabilidad Financiera
- Rotación de Cartera
- Rotación de Ventas
- Período Medio de Pago
- Impacto de Gastos Admin. y Ventas
- Impacto de la Carga Financiera

Funciones discriminantes

Por medio de las denominadas *funciones lineales de Fisher* para cada grupo (F0 y F1) se obtuvo la función discriminante. Se usó la ecuación $Z-C7 = F1-F0$ mediante el programa SPSS para encontrar la función discriminante Z. (Ver Apéndices, Tabla 2)

De este modo se obtiene la función Z de Altman explicada por 8 variables⁹:

$$Z = -0,067 \text{ Liquidez Corriente} + 0,082 \text{ Endeudamiento patrimonial} - 0,049 \text{ Endeudamiento del activo fijo} + 0,015 \text{ Apalancamiento financiero} + 0,005 \text{ Rotación del activo fijo} + 0,001 \text{ Período medio de cobranza} - 3,768 \text{ Rent. neta del activo} - 0,225 \text{ Rent. Oper. del patrimonio} + 0.636.$$

⁹ Estas son las variables que más aportan al modelo y que permiten discriminar mejor a los grupos.

ANÁLISIS DE RESULTADOS

La situación de insolvencia o quiebra técnica, se debe principalmente a:

- 1 factor de liquidez,
- 2 de endeudamiento,
- 1 de gestión y
- 2 de rentabilidad

De estos resultados se deduce que la insolvencia puede ser explicada por la falta de liquidez, para poder cubrir las obligaciones de corto plazo y esto debido a que existen demoras en los procesos para cobrar deudas pendientes a favor de las compañías (gestión).

Por otro lado, se mantienen altos grados de endeudamiento con los accionistas de las compañías sobre todo para el financiamiento de los activos fijos que son herramienta esencial en este sector para explotar el mercado, además un factor importante son las ventas obtenidas en proporción a lo invertido en activos fijos los cuales no generarían el suficiente dinero para mantener dicha relación.

Lo antes expuesto implica que no se pueda obtener la rentabilidad deseada, es decir existe presencia de activos improductivos que no generan flujos de efectivo y por lo tanto no contribuyen a mejorar la rentabilidad.

Regiones de riesgo

Uno de los objetivos del Z es encontrar regiones que avizoren del estado de las compañías, evaluando los centroides¹⁰ de cada grupo o categoría en la función discriminante se obtiene las regiones de riesgo. (Ver Apéndice, Figura 4)

Los resultados de la aplicación del modelo se representan en la Tabla 3 (Ver Apéndice Tabla 3) en la cual se representa el número de compañías por segmento y por su situación de riesgo de quiebra con información financiera cortada al año 2012.

De acuerdo a los resultados obtenidos, el 17,2% de las compañías del sector A estarían en potencial riesgo de quiebra ($y_i=1$) debido a

¹⁰ Los centroides son los vectores que contienen el promedio de cada variable

su nivel de insolvencia elevado, el 50,8% se encuentran en zona de incertidumbre ($y_i=0$ ó $Y_i=1$) y el 32,1% son sólidas, solventes y no presentan riesgos de quiebra potencial ($y_i=0$).

CONCLUSIONES Y RECOMENDACION

El control societario de las compañías en el Ecuador es responsabilidad de la Superintendencia de Compañía, Valores y Seguros. Este organismo del Estado en su Misión institucional declara: “Somos una institución que controla, vigila y promueve el mercado de valores y el sector societario mediante sistemas de regulación y servicios, contribuyendo al desarrollo confiable y transparente de la actividad empresarial del país” (Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, 2015)

Para la realización de su misión institucional, es imperativo que la entidad cuente con una metodología que le permita evaluar el riesgo de quiebra empresarial, de forma tal que le permita tomar los correctivos que cada caso amerite reduciendo al mismo tiempo la discrecionalidad en el control.

Se ha demostrado que es posible mediante métodos estadísticos basados en información financiera, evaluar el riesgo de quiebra empresarial.

De acuerdo a la investigación realizada, los modelos estadísticos basados en Redes Neuronales Artificiales (RNA) y Regresión Logística tienen un desempeño predictivo alto, sin embargo, su aplicación sería extremadamente compleja y costosa, ya que requeriría para sus cálculos mayores volúmenes de información y herramientas de cálculo muy poderosas, así como también, un grupo de personas que realice el monitoreo y calibración constante tanto de los pesos como de los resultados a nivel sectorial.

Por otro lado, utilizando la metodología Z-Score de Altman, la entidad de control necesitaría únicamente la información financiera para realizar el control de las compañías mediante el análisis de sus principales ratios financieros, y la

infraestructura tecnológica y operativa necesaria para la implementación de un modelo estadístico como la base de un modelo de control basado en riesgos.

Una vez analizados los diferentes modelos estadísticos para evaluar la probabilidad de quiebra empresarial, se recomienda la aplicación del modelo Z-score de Altman por su simplicidad y facilidad al momento de su implementación, mantenimiento e interpretación.

Bibliografía

- Acosta-Buitrago, M., & Zuluaga-Muñoz, C. (2000). *Tutorial sobre redes neuronales aplicadas en ingeniería eléctrica y su implementación en un sitio Web*. Pereira: Universidad Tecnológica de Pereira.
- Altman, E. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, " *Journal of Finance* (Vol. 23). Blackwell Publishing for the American Finance Association.
- Altman, E., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Banco Central del Ecuador. (2009). *Boletín Laboral de 2009*.
- Banco Central del Ecuador. (2012). *Boletín Laboral al IV trimestre de 2012*. Ecuador.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Deakin, E. B. (1976). *The Accounting Review*. Sarasota, FL: American Accounting Association.
- Edmister, R. O. (1972). *An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Fernández, C. (2000, Enero). Manual del SPSS aplicado a métodos de Investigación de Mercados. Valparaiso, Chile: Universidad Técnica Federico Santa María: Departamento de industrias.
- Fisher, R. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 179-188.
- Freeman, E. (2010). *A Stakeholder Approach*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Garnica, E., Gonzáles, P., & Díaz, A. (1991). Análisis discriminante: Estudio del rendimiento estudiantil. Venezuela: Universidad de los Andes: Facultad de Ciencias Económicas y Sociales.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría Quinta Edición*. México D. F.; México: McGraw-Hill.
- H. Congreso Nacional del Ecuador. (1999, Noviembre 5). Ley de Compañías. *Registro Oficial No. 312*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial.
- Hinton, G., & Sejnowski, T. (1986). Learning and Relearning in Boltzmann Machines. In D. E. Rumelhart, & J. L. McClelland, *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, vol. 1: foundations* (p. 547). USA: MIT Press Cambridge.
- Ibarra Mares, A. (2001). *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente*. Barcelona, España: Tesis Doctoral, Universitat Autònoma de Barcelona.
- Jiménez, M. P. (2014). *Diccionario de Administración y Finanzas*. Lima: Palibrio.
- Joaquín, A., Vallejo, S., & Trejos, R. (2005). *Más que alimentos en la mesa: La real contribución de la agricultura en la economía de Ecuador* (Vol. II). Quito, Ecuador: IICA.
- Kendall, M. (1980). *Multivariate Analysis*. (H. Arnold, Ed.) Londres, Inglaterra: Griffin.
- Llano Díaz, L., & Mosquera Caicedo, V. (2006). *El modelo LOGIT una alternativa para medir probabilidad de permanencia estudiantil*. Bogotá: (U. N. Colombia, Productor).
- Martin del Brio, B., & Sanz Molina, A. (2007). *Redes Neuronales y Sistemas Borrosos* (Tercera ed.). México D.F., México: Alfaomega.
- Naciones Unidas. (2009). *Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las Actividades Económicas (CIIU)*. New York: NNUU.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1-5.

- Peña, D. (2002). *Análisis de Datos Multivariantes (Primera ed.)*. Madrid, España: McGraw-Hill Interamericana de España.
- Rose, P. S., & Giroux, G. A. (1981). *Financial Forecasting in Banking Methods and Applications*. Boston: UMI Research Press.
- Soria, E., Serrano, A., & Martín, J. (2010). *Redes Neuronales Artificiales*. Valencia, España: Ediciones Universidad de Valencia.
- Superintendencia de Compañías. (n.d.). *www.supercias.gob.ec*. Retrieved November 17, 2012, from <http://www.infoempresas.supercias.gov.ec/ibmcognos/>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (2014, Febrero 26). *www.supercias.gob.ec*. Retrieved from <http://www.supercias.gob.ec>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador. (2015, 01 01). *SUPERCIAS*. Retrieved from MISION: <http://www.supercias.gob.ec/portal/>
- Taffler, R. (1984). Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking and Finance*, 199-227.
- Uriel, E., & Aldás, J. (2005). *Análisis Multivariante Aplicado*. Madrid: Thomson Editores Spain, Parainfo S.A.
- Vélez, I., & Dávila, R. (2010). *Análisis y Planeación Financiera (Segunda ed.)*. Bogotá, Colombia: Universidad Javeriana.
- Walpole, R., Myers, R., & Myers, S. (1999). *Probabilidad y Estadística para ingenieros (Sexta ed.)*. México D. F.: Mc. Graw Hill.
- Zavgren, C. (1985). Assessing the Vulnerability of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, 19-45.

APÉNDICES

Figura 1. Modelo genérico de neurona artificial. Fuente: Martín del Brio & Sanz Molina, 2007

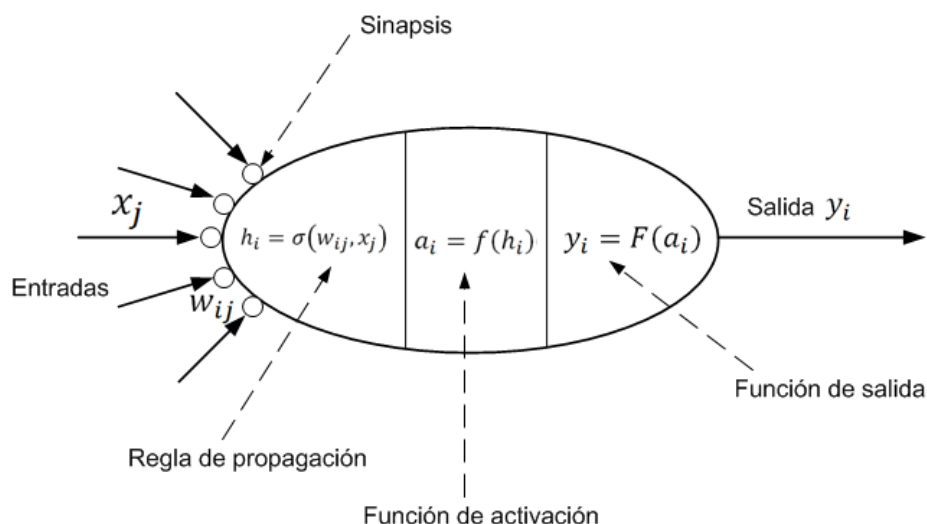


Figura 2. Funciones de activaciones más habituales. Fuente: Martín del Brio & Sanz Molina, 2007

	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq +l \\ +1, & \text{si } x > +l \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Figura 3. Modelo de neurona estándar. Fuente: Martín del Brio & Sanz Molina, 2007

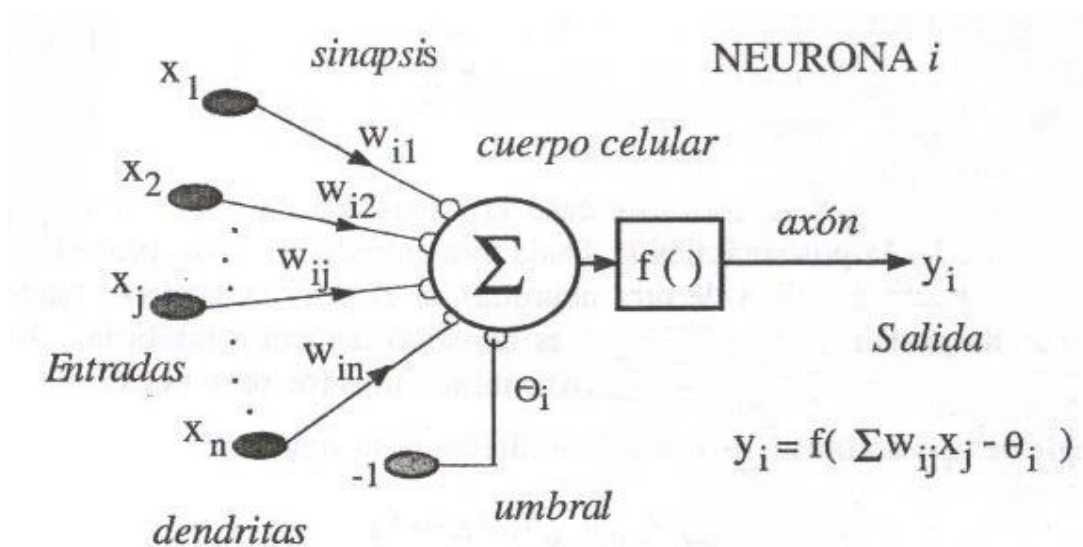


Figura 4. Regiones de Riesgo Fuente: Cálculos y diseño del autor

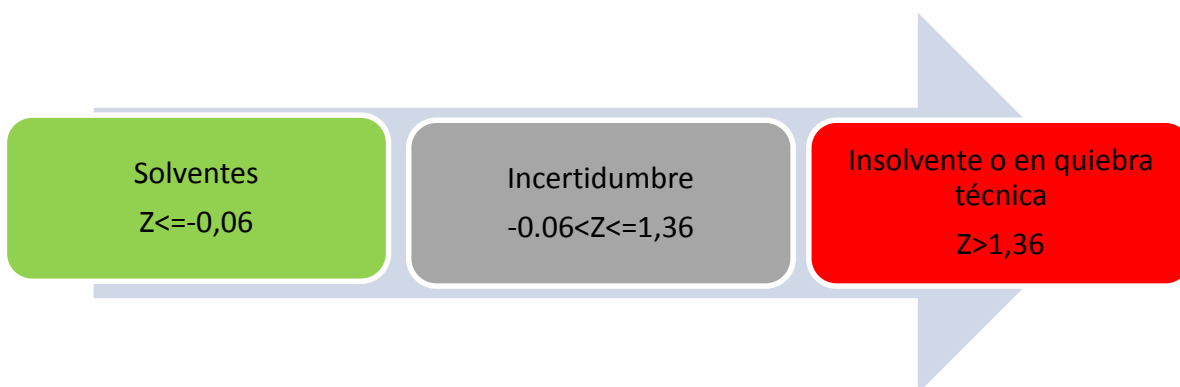


Tabla 1
Cuadro de casos Fuente: Cálculos del autor

Segmento	Yi = 0	Yi = 1	Total
Grande	40	17	57
Mediana	128	91	219
Microempresa	189	93	282
Pequeña	194	168	362
Total Compañías	551	369	920

Tabla 2
Coefficientes de la función de clasificación

	Estado quiebra técnica	
	,00	1,00
Liquidez Corriente	,154	,087
Endeudamiento Patrimonial	,004	,086
Endeudamiento del Activo Fijo	,021	-,028
Apalancamiento Financiero	,006	,021
Rotación del Activo Fijo	,003	,008
Periodo Medio de Cobranza	,004	,005
Rentabilidad Neta del Activo	1,724	-2,044
Rentabilidad Operacional del Patrimonio	,026	,251
(Constante)	-1,076	-1,712

Fuente: Funciones discriminantes lineales de Fisher (Fisher, 1936)

Tabla 3
Riesgo de las compañías según su tamaño

Grande	Mediana	Micro	Peq.	Total	%
4	31	46	77	158	17,2%
40	138	100	189	467	50,8%
13	50	136	96	295	32,1%
57	219	282	362	920	100,0%

Fuente: Cálculos del autor

LIMITACIONES AL MODELO

El modelo Z-Sore fue aplicado utilizando únicamente 19 variables financieras, las cuales son utilizadas por la Superintendencia de Compañías para el control de las compañías bajo su supervisión.

Categoría	Variables Financieras	Fórmula
Liquidez	1. Liquidez Corriente	Activo Corriente / Pasivo Corriente
	2. Prueba Ácida	Activo Corriente - Inventarios / Pasivo Corriente
	3. Endeudamiento Patrimonial	Pasivo Total / Patrimonio
Solvencia	4. Endeudamiento del Activo Fijo	Patrimonio / Activo Fijo Neto
	5. Apalancamiento	Activo Total / Patrimonio
	6. Apalancamiento Financiero	(UAI / Patrimonio) / (UAI / Activos Totales)
	7. Rotación de Cartera	Ventas / Cuentas por Cobrar
	8. Rotación de Activo Fijo	Ventas / Activo Fijo
Gestión	9. Rotación de Ventas	Ventas / Activo Total
	10. Período Medio de Cobranza	(Cuentas por Cobrar * 365) / Ventas
	11. Período Medio de Pago	(Cuentas y Documentos por Pagar * 365) / Compras
	12. Impacto Gastos Administración y Ventas	Gastos Administrativos y de Ventas / Ventas
	13. Impacto de la Carga Financiera	Gastos Financieros / Ventas
	14. Rentabilidad Neta del Activo (Du Pont)	(Utilidad Neta / Ventas) * (Ventas / Activo Total)
	15. Margen Bruto	Ventas Netas – Costo de Ventas / Ventas
Rentabilidad	16. Margen Operacional	Utilidad Operacional / Ventas
	17. Rentabilidad Neta de Ventas (Margen Neto)	Utilidad Neta / Ventas
	18. Rentabilidad Operacional del Patrimonio	(Utilidad Operacional / Patrimonio)
	19. Rentabilidad Financiera	(Ventas / Activo)*(UAI/Ventas) *
		(Activo/Patrimonio)*(UAI/UAI)*(UN/UAI)

UAI: Utilidad antes de Impuestos

UAI: Utilidad antes de Impuestos e Intereses

Utilidad Neta: Después del 15% de trabajadores e impuesto a la renta

UO: Utilidad Operacional (Ingresos operacionales - costo de ventas - gastos de administración y ventas)