

Factores que inciden en el nivel de desempeño financiero de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores

Factors that affect the financial performance of companies listed on the Mexican Stock Exchange

Raul, Mejia-Ramirez¹, Eduardo, Villegas-Hernández², Jaime, Sánchez-Leal³

Resumen

El objetivo de esta investigación es determinar los factores que inciden en el nivel de desempeño financiero de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, específicamente las del sector de productos de consumo frecuente. Para ello, se recopilaron los estados financieros de 16 empresas a partir del 2001 hasta el 2017, con periodicidad trimestral, con los cuales se calcularon variables que contemplan razones financieras de liquidez, endeudamiento, apalancamiento, RION, INVESTRAT. La metodología empleada se basa primeramente en el análisis factorial mediante el método de Componentes Principales con la intención de reducir el número de variables involucradas en el análisis de los estados financieros de las empresas. Posteriormente, se acude a la técnica de Redes Neuronales Artificiales, para encontrar los factores que determinan si la empresa presenta un nivel de desempeño financiero alto, medio o bajo. Los resultados muestran que los factores que inciden en el nivel de desempeño financiero de las empresas analizadas son los referentes a liquidez (48.4%), RION (79.8%), Eficiencia (50.1%), Rotación del Activo (51.7%), Tasa de Provisiones (28.1%), Endeudamiento (70.8%), INVERSIÓN (100%), Crecimiento (34.7%) y a Costo de Oportunidad (50.1%).

Palabras clave: *Multigeneracional, Compensaciones, Recursos Humanos*

Abstract

The objective of this investigation is to determine the factors that affect the level of financial performance of the companies listed on the Mexican Stock Exchange, specifically those of the sector of products of frequent consumption. For this, the financial statements of 16 companies were collected from 2001 to 2017, on a quarterly basis, with which variables were calculated that include financial reasons for liquidity, indebtedness, leverage, RION, INVESTRAT. The methodology used is based primarily on the factor analysis through the Main Components method with the intention of reducing the number of variables involved in the analysis of the financial statements of the companies. Subsequently, the Artificial Neural Networks technique is used to find the factors that determine whether the company has a high, medium or low level of financial performance. The results show that the factors that affect the level of financial performance of the companies analyzed are those related to liquidity (48.4%), RION (79.8%), Efficiency (50.1%), Asset Rotation (51.7%), Rate of Provisions (28.1%), Indebtedness (70.8%), INVESTMENT (100%), Growth (34.7%) and at Opportunity Cost (50.1%).

Key words: *Multigenerational, Compensations, Human Resources*

Códigos JEL: M12; M14; O15

¹ Doctor en Ciencias de la Administración, Docente, Instituto Tecnológico Superior de la Costa Chica, e-mail: raul_mejia81@hotmail.com

² Doctor en Ciencias de la Administración, Profesor Investigador, Unidad Iztapalapa, Universidad Autónoma Metropolitana, E-mail: evillegash@hotmail.com

³ PhD in Industrial Engineering, Profesor Investigador; The University of Texas AT El Paso (USA), E-mail: jsanchez21@utep.edu

Introducción

Las Bolsas de Valores son un indicador de la situación económica de un país para determinar su estabilidad, puesto que proporcionan información objetiva de los valores accionarios de empresas que cotizan en ellas, lo que permite a los inversionistas realizar transacciones bursátiles.

En México la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) forma parte importante del sistema financiero mexicano, el cual tiene dentro de su estructura instituciones de carácter regulador así como organismos descentralizados y desconcentrados.

La BMV se conforma por empresas clasificadas en 10 sectores: energía, materiales, industrial, servicios y bienes de consumo no básicos, productos de consumo frecuente, salud, servicios financieros, tecnología de la información, servicios de telecomunicaciones y servicios públicos.

Cabe destacar que, las empresas que cotizan en la BMV se caracterizan por ser económicamente estables, generan gran número de empleos, poseen gran capacidad de expansión y crecimiento, y la información financiera de éstas está disponible. Por ello, resulta trascendente, medir el desempeño financiero de las empresas ya que este impacta de manera directa en otras variables de la economía nacional, puesto que el fracaso o éxito empresarial implica el deterioro o mejoramiento de una sociedad en general, pues impacta en el crecimiento del PIB, en su fuerza laboral, en la inversión y la distribución del ingreso.

En este sentido, para la toma de decisiones, el administrador financiero requiere contar con una metodología que le permita conocer con mayor precisión los factores que determinan el nivel de desempeño financiero de las empresas que cotizan en la BMV.

Por otro lado, el análisis financiero constituye la herramienta más efectiva para evaluar el desempeño financiero de una empresa a lo largo de un ejercicio específico y para comparar sus resultados con los de otras empresas del mismo ramo que presenten características similares, pues sus fundamentos y objetivos se centran en la obtención de relaciones cuantitativas propias del proceso de toma de decisiones, mediante la aplicación de técnicas de diferentes tipos sobre datos aportados por la contabilidad, que a su vez

son transformados para ser analizados e interpretarlos.

De acuerdo a lo anterior, la presente investigación plantea la interrogante: ¿Cuáles son los factores que inciden en el nivel de desempeño financiero de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, específicamente las del sector de productos de consumo frecuente?. De este modo, el objetivo de esta investigación es determinar los factores que inciden en el nivel de desempeño financiero de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, específicamente las del sector de productos de consumo frecuente. Para ello, se han utilizado que contemplan razones financieras de liquidez, endeudamiento, apalancamiento, RION, INVESTRAT, calculadas a partir de la situación financiera contemplada entre los años 2001 y 2017 de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV. Las empresas contempladas en esta investigación son: AC, BACHOCO, BAFAR, BIMBO, CHDRAUI, CULTIBA, FEMSA, GIGANTE, GRUMA, HERDEZ, KIMBER, KOF, LALA, MINSA, SORIANA y WALMEX.

Para lograr el objetivo, se propone realizar dicho estudio con base en la técnica de análisis factorial utilizando el método de componentes principales con la finalidad de reducir el número de variables involucradas en el análisis de los estados financieros. Enseguida, se aplica la técnica de Redes Neuronales Artificiales (RNA), con la intención de encontrar los factores que permiten discriminar entre empresas con alto, medio y bajo desempeño financiero.

Antecedentes

A lo largo de los años muchos investigadores han intentado determinar la probabilidad de incumplimiento mediante la aplicación de distintas metodologías. En el año 1932, Fitzpatrick realizó los primeros trabajos dando origen a lo que se conoce como etapa descriptiva. Su objetivo primordial consistió en intentar detectar las quiebras empresariales a través de la utilización de razones financieras únicamente. En la misma línea se sitúa el trabajo de Winakor & Smith (1935), aplicando técnicas de análisis univariante básico, analizando las tendencias de varias razones financieras. Sin embargo, no ser hasta la década de

los sesenta cuando se empiezan a utilizar técnicas estadísticas más complejas, como el análisis discriminante, univariante y múltiple.

William H. Beaver (1966) fue el pionero en esta etapa demostrando que las razones financieras pueden ser de utilidad en la predicción individual de un fallo de la empresa, de las dificultades financieras y de la quiebra. Encontró que podría discriminar un número de indicadores con el simple mapeo entre muestras de empresas fracasadas y no fracasadas hasta cinco años antes del fracaso. Beaver utilizó dicha técnica, para explicar una variable dependiente a través de la clasificación dicotómica que entendió como capacidad de predicción

Edward Altman (1968) amplió el análisis multivariado al introducir por primera vez múltiples predictores de quiebra mediante el ADM. A lo largo de los años, este autor ha sido considerado por muchos como el investigador que más ha contribuido al desarrollo de la teoría de la solvencia mediante la creación del modelo conocido como “Z-Score”. Para el desarrollo de su investigación Altman (1968) seleccionó una sub muestra de 33 empresas que fueron a la quiebra y otra de igual tamaño de empresas que no fueron a la quiebra del sector manufacturero que cotizaban en la bolsa de valores durante el periodo 1946 al 1965. Para la selección de las variables independientes Altman (1968) integró inicialmente un grupo de 22 razones financieras que fueron aplicados a ambas sub muestras de empresas. Estas 22 razones financieras fueron disminuidas a cinco factores que median la rentabilidad, la actividad, la liquidez, el apalancamiento y la solvencia. Para Altman (1968) estos 5 factores resultaban ser la mejor combinación para el discriminante entre empresas en quiebra y empresas sanas.

La función discriminante que construyó el autor y conocida como “Z-Score” es considerada por un gran número de investigadores y académicos como uno de los mejores modelos teóricos de predicción de quiebras. Se basa en unas ponderaciones sobre cinco razones financieras.

En la década de los 80's aparecen los primeros cuestionamientos a éstos últimos modelos por ser no aleatorios (Zmijewski, 1984) y se avanza en la metodología con regresión logística o modelo Logit. Motivados por la importancia de incorporar la historia de cada empresa, se comenzó con la

aplicación de modelos para datos longitudinales, como lo es el modelo lineal mixto o el modelo logístico mixto, que incorporan en su análisis los estados financieros de cada empresa en un horizonte temporal. A la hora de elaborar éste tipo de modelos, también es relevante la selección de variables a utilizar. Para ello se utilizan diferentes técnicas: componentes principales, grado de significación estadística de las variables (hacia adelante o hacia atrás), juicio de investigadores o profesionales, análisis clúster, etc.

En la literatura contable, muchos investigadores ha utilizado las principales razones financieras del análisis financiero o de los documentos de los estados financieros (balance de situación, cuenta de pérdidas y ganancias o estado de flujos de efectivo) para explicar la quiebra. Con carácter general, tres son los tipos de razones financieras más utilizadas por los académicos sobre el tema: de rentabilidad, de endeudamiento y de equilibrio económico-financiero (entre otros, véase: (Tascón & Castaño, 2012); Korol (2013)). Parece lógica la relación entre rentabilidad y liquidez, la idea es que empresas con problemas financieros son menos capaces de acceder a financiación, a recursos financieros externos, por ejemplos, los bancarios, lo que se supone desequilibrios de caja relevantes.

Noga & Schnader (2013) utilizan diferencias temporales de impuestos, Kallunki & Pyykkö (2013) analizan la experiencia pasada de los gestores de empresas en concurso y Chiu, Peña, & Wang (2013) explican la probabilidad de fracaso empresarial en función del grado de concentración del sector, basándose en la idea de que cuanto más se incrementa la competencia en un sector, más aumentará la probabilidad de fracaso.

Un estudio realizado por Korol (2013) compara datos de empresas polacas cotizadas, sanas y en concurso, con empresas latinoamericanas (de México, Argentina, Perú, Brasil y Chile) utilizando metodologías tradicionales y de inteligencia artificial. Concluye que son más difíciles de explicar las empresas latinoamericanas en concurso que las europeas, ya que el contexto normativo y macroeconómico de las latinas condiciona el concurso. Otro estudio de Laitinen & Suvas (2013) compara 30 países europeos, señalando que, a pesar de las diferencias entre países, es posible

predecir el fracaso empresarial con algunos errores de clasificación aceptables.

Un reciente estudio aún en “working paper” es el trabajo de Altman, Iwanicz-Drozowska, Laitinen, & Suvas (2014). En este estudio se realiza una revisión de la literatura sobre la importancia y eficacia del modelo Z-Score de Altman (1968) de predicción de la quiebra a nivel mundial y sus aplicaciones en finanzas y otras áreas relacionadas. La revisión se basa en un análisis de 33 artículos científicos publicados desde el año 2000 en las principales revistas financieras y contables. El resultado del análisis muestra que mientras un modelo internacional general funciona razonablemente bien, con niveles de precisión de predicción que van desde 75% y hasta 90% la precisión de la clasificación se puede mejorar de manera considerable con estimaciones específicas del país, especialmente con el uso de variables adicionales.

Resumiendo, la línea de investigación sobre predicción de quiebra entre países es clave a la globalización de los mercados internacionales y a la existencia de un inversor global. Por tanto, la existencia de un modelo de predicción de quiebra o fracaso común para distintos países con un elevado grado de fiabilidad sigue siendo relevante y es uno de los propósitos de esta investigación. Innumerables trabajos se siguen generando en todo el mundo con el fin de “perfeccionar” los modelos predictivos con la adición en la aplicación de técnicas tanto paramétricas como no paramétricas más eficientes que han interesado obtener mayor exactitud en la predicción.

En México, destaca la investigación realizada por García & Morales (2016), en la cual, mediante el uso de RNA proponen mejorar la precisión de clasificación de las empresas dentro de la BMV, en específico del sector comercial en comparación con las técnicas de ADM y modelos Logit. En dicha investigación, se desarrollan más de cincuenta arquitecturas neuronales, y la red neuronal artificial que resultó fue la arquitectura MPL 6:12:2 basada en algoritmos de aprendizaje de retro-propagación hacia atrás. Los resultados encontrados en la técnica de RNA arrojaron que esta técnica tiene un mejor pronóstico de evaluación y de clasificación que la obtenida por los modelos Logit y las técnicas ADM.

Indicadores financieros

Según (Peavler, 2017) los índices financieros ayudan al propietario de una empresa o a sus potenciales inversores actuales a comprender mejor el estado general de la empresa y su estado en varias categorías específicas. Además, el mismo autor manifiesta que el seguimiento de las razones financieras durante un período de tiempo es una forma poderosa de identificar tendencias en sus etapas iniciales. Las razones también son utilizadas por los prestamistas y analistas de negocios para determinar la estabilidad financiera y la posición de una compañía.

Para (Peavler, 2017) es importante entender que las razones financieras son sensibles al tiempo; solo pueden mostrar una imagen de un negocio en un momento dado. Entonces, el mismo autor dice que la mejor manera de usar razones financieras es realizar un análisis de razones de manera consistente y clasifica los índices financieros en cinco categorías, las cuales se mencionan a continuación:

Liquidez o razones de solvencia

Las razones de liquidez o solvencia se enfocan en la capacidad de una empresa para pagar sus obligaciones de deuda a corto plazo. Como tal, se centran en los activos actuales y pasivos corrientes de la empresa en el balance.

Las proporciones de liquidez más comunes son la relación de corriente, la relación rápida y la tasa de combustión (medida de intervalo). La relación rápida, como su nombre lo indica, determina cuánto dinero está disponible en el plazo más cercano para pagar las obligaciones actuales. El índice actual es similar, pero con una relación de evaluación de liquidez menos estricta. La tasa de quemadas mide cuánto tiempo puede continuar un negocio cuando los gastos actuales exceden el ingreso actual.

Es una medida común utilizada en la evaluación de empresas nuevas, que casi siempre pierden dinero cuando comienzan a hacer negocios. La tasa de quemados responde a la pregunta importante: cuánto tiempo, a la tasa actual, la empresa podrá mantener sus puertas abiertas.

Apalancamiento financiero o razones de deuda

El apalancamiento financiero o las razones de deuda se centran en la capacidad de una empresa

para cumplir con sus obligaciones de deuda a largo plazo. Examina los pasivos a largo plazo de la empresa en el balance, como los bonos. Los ratios de apalancamiento financiero más comunes son los ratios de deuda total, la relación deuda / capital, el índice de deuda a largo plazo, el índice de intereses ganados, el índice de cobertura de cargos fijos y el índice de cobertura de efectivo. Aunque todos ligeramente diferentes, estos índices de apalancamiento financiero le informan sobre diferentes aspectos de la salud financiera general de la compañía y, en la mayoría de los casos, cuantifican el capital de los accionistas.

Eficiencia de los activos o razones de rotación

La eficiencia de los activos o los índices de rotación miden la eficiencia con la que la empresa usa sus activos para producir ventas. Como resultado, se enfoca tanto en el estado de resultados (ventas) como en el balance (activos). Los índices de eficiencia de activos más comunes son el índice de rotación de activos, el índice de rotación de cuentas por cobrar, el índice de ventas por inventario en días, el índice de ventas en cuentas por cobrar, el índice de capital de trabajo neto, el índice de rotación de activos fijos y la rotación total de activos. Proporción.

Los índices de eficiencia de los activos son particularmente valiosos para describir el negocio desde un punto de vista dinámico. Usados en conjunto, describen qué tan bien se está ejecutando el negocio: qué tan rápido se están vendiendo sus productos, cuánto tiempo tardan los clientes en pagar y cuánto capital está inmovilizado en el inventario.

Razones de rentabilidad

Los ratios de rentabilidad son exactamente lo que su nombre implica. Se centran en la capacidad de la empresa para generar ganancias y un rendimiento adecuado de los activos y la equidad. Miden qué tan eficientemente la empresa usa sus activos y qué tan efectivamente maneja sus operaciones y responde preguntas tan básicas como "¿Qué tan rentable es esta empresa?" y "¿Cómo se compara con sus competidores?".

Razones de valor de mercado

Las razones de valor de mercado se pueden calcular para las empresas que cotizan en bolsa solo en lo que se refiere al precio de las acciones. Existen muchos ratios de valor de mercado, pero algunos de los más utilizados son el precio / beneficio (P / E), el valor contable para compartir el valor y el rendimiento por dividendo.

La utilidad de analizar a las razones financieras es para interpretar el comportamiento de las empresas. Pues como sostienen James y Horrigan (1965) "Es inconcebible que la información financiera pueda ser analizada si no es a través de razones financieras, de una forma o de otra, por lo que una justificación de la importancia y utilidad de las razones financieras sería también una justificación importante para la contabilidad financiera".

A su vez las razones financieras son datos contables que tienen como premisa fundamental conocer la esencia de la empresa, Jiménez, García-Ayuso y Sierra (2000), sostienen que el análisis financiero empresarial dota de conceptos y técnicas esenciales para la formulación de juicios consistentes sobre la empresa que ayudan en la toma de decisiones.

En esta investigación se incluye razones financieras de liquidez, endeudamiento, apalancamiento, RION, INVESTRAT. Dichas variables cuentan con todos los criterios de análisis que se requerían para el análisis del desempeño financiero que generaron los estados financieros de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV.

Análisis de componentes principales

Es habitual que las empresas comuniquen a los usuarios más de una decena de indicadores, cuando en realidad no todos ellos son necesarios. Una apropiada selección de los indicadores financieros puede ayudar a identificar con mayor facilidad las directrices posibles de la política a seguir.

Desde finales del siglo pasado se ha extendido la aplicación de la técnica estadística conocida como Análisis de Componentes Principales (ACP) y cuyo objetivo consiste en sintetizar la información, o bien la reducción de la dimensión (número de variables). Dicho de otra manera, ante un banco de

datos con muchas variables, el objetivo será reducirlas a un menor número perdiendo la menor cantidad de información posible.

Un problema central en el análisis de datos multivariantes es la reducción de la dimensionalidad: si es posible describir con precisión los valores de p variables por un pequeño subconjunto $r < p$ de ellas, se habrá reducido la dimensión del problema a costa de una pequeña pérdida de información.

El ACP consiste en encontrar transformaciones ortogonales de las variables originales (razones financieras) para conseguir un nuevo conjunto de variables no correlacionadas (componentes). La esencia matemática de esta técnica radica en el cálculo de los autovalores y los correspondientes autovectores de las matrices cuadradas denominadas de correlaciones o de covarianzas de la matriz original.

Análisis de la Matriz de Correlaciones

Un análisis de componentes principales tiene sentido si existen altas correlaciones entre variables, ya que esto es indicativo de que existe información redundante y, por tanto, pocos factores explicarán gran parte de la variabilidad total.

Selección de los Factores

La elección de los factores se realiza de tal forma que el primero recoja la mayor proporción posible de la variabilidad original; el segundo factor debe recoger la máxima variabilidad posible no recogida por el primero, y así sucesivamente. Del total de factores se elegirán aquellos que recojan el porcentaje de variabilidad que se considere suficiente. A éstos se les denominará componentes principales.

Una vez seleccionados los componentes principales, se representan en forma de matriz. Cada elemento de ésta representa los coeficientes factoriales de las variables (las correlaciones entre las variables y los componentes principales). La matriz tendrá tantas columnas como componentes principales y tantas filas como variables.

En esta investigación se desarrolla un ACP con el objetivo de encontrar “pistas” sobre las variables que se introducirán en las iteraciones que se realizarán en la modelación de las RNA.

Redes Neuronales Artificiales

Un Red Neuronal Artificial (RNA) se puede definir como un dispositivo lógico matemático diseñado a imitación del sistema nervioso animal. Las RNA son un conjunto de neuronas particulares, que al agruparse y conformarse en un solo grupo tienen por objetivo aprender patrones específicos de comportamiento, similar a las redes neuronales biológicas, en donde cada una de ellas tienen una función en específico que pueda presentar cierto comportamiento inteligente (Pérez & Martín, 2003). En una RNA, la unidad básica, análoga a la neurona biológica, se denomina elemento de proceso, neurona artificial o, simplemente, neurona. Cabe señalar que distintos modelos de redes utilizan diferentes elementos de proceso.

Una neurona estándar al igual que una neurona biológica se compone de los siguientes elementos:

1. Un conjunto de entradas $X_j(t)$ que a su similar biológica representa las dendritas.
2. Un peso sináptico W_{ij} que representa la sinapsis cuando hay entre dos neuronas.
3. Una regla de propagación $h_i(t) = \sum W_{ij}x_j(t)$ es el cuerpo en su contraparte biológica.
4. La función de su activación $y_i(t) = f_i(h_i(t))$, que representa simultáneamente la salida de la neurona y su estado de activación, que representa el núcleo en la neurona animal.

Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional θ_i , denominado umbral, que resta el potencial post-sináptico, por lo que el argumento de la función de activación se expresa de la siguiente manera:

$$h_i(t) = \sum W_{ij}, X_j(t) - \theta_i \quad (1)$$

Que en su contraparte biológica sería el elemento químico-eléctrico que permite que exista sinapsis entre dos neuronas, si no existiera determinado nivel de elementos químicos esta sinapsis no se produce.

En conclusión, el modelo de neurona estándar queda como

$$y_i(t) = f_i(\sum W_{ij}, X_{ij}(t) - \theta_i) \quad (2)$$

Mismo que puede ser representado en la figura 1.

El enfoque de sistemas vinculados con el proceso de una RNA.

Existen diferentes modelos neuronales artificiales, pero una característica común que

tienen la mayoría de estas es que tienen el siguiente proceso de operación bajo la conceptualización de un sistema (Pérez & Martín, 2003).

Al igual que el concepto de un sistema en que existe entrada, una unidad de proceso y una salida, una red neuronal funciona de la misma manera.

De la Figura 2, se puede decir que una RNA en cada elemento de proceso (Σ) tiene un conjunto de entradas y una sola salida por las que circulan las señales. Estas señales dependen del instante de tiempo considerado. Estas variables, tanto las de entrada, como las de salida pueden ser discretas o continuas, dependiendo del modelo de neurona considerada y de la aplicación que se le vaya a dar. Cuando las salidas pueden tomar valores continuos, se suelen limitar a un intervalo definido, entre cero y uno.

En la misma figura se observa que la entrada de la RNA, tiene una conexión de entrada que está asociado a un peso (w); que determina el efecto cuantitativo de unas unidades sobre otras y corresponde a las sinapsis del sistema.

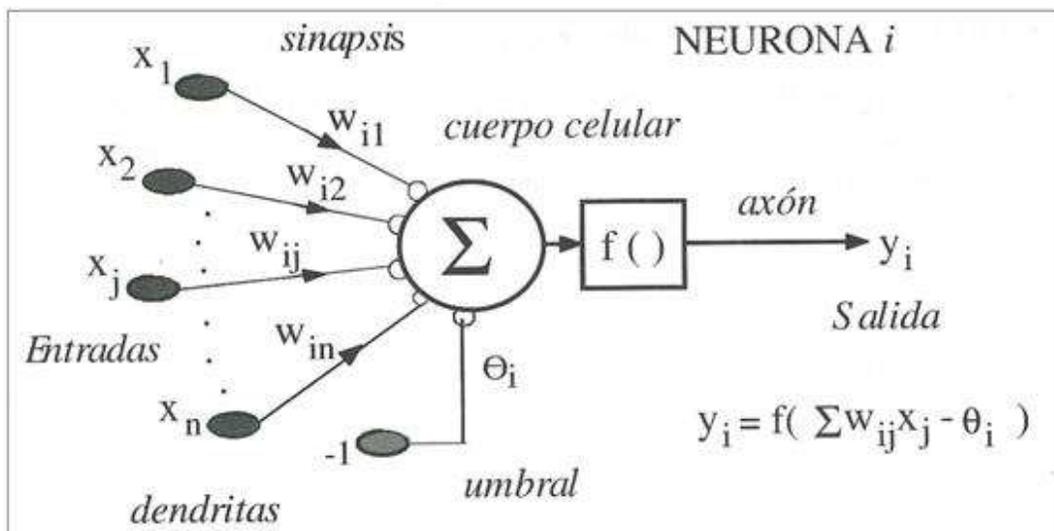
Estos pesos se suelen representar con una W_{ij} , es que los dos subíndices que indican la neurona (i) que le corresponde y la entrada (j), a dicha neurona a la que están asociados, respectivamente. Por tanto, cada neurona tendrá tantos pesos como entradas.

Para que exista conexión entre la entrada, esta se determina aplicando una regla de propagación bajo una combinación lineal, entre las entradas y sus correspondientes pesos como se indican en la fórmula (1). Donde i representa el elemento de proceso cuya entrada neta se calcula, n es el número de entradas de dicho elemento de proceso, las entradas se representan con una x y los pesos con una w (Pérez & Martín, 2003).

Dentro del elemento de proceso, o caja negra como lo indica la teoría de sistemas, para cada elemento de proceso en un instante de tiempo determinado tiene asociado un valor de activación, $\theta_i(t)$. Su nuevo valor de activación se determina aplicando una función, $f()$, denominada función de activación. Para una neurona artificial esta función se puede considerar determinista.

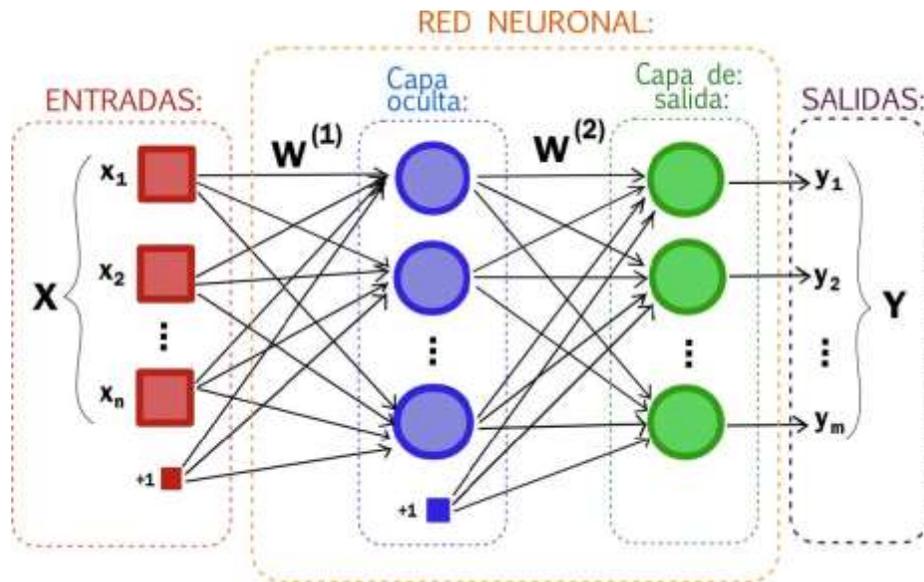
Estas funciones de activación dependen específicamente del desempeño y el objetivo que se quiere tener en la red. Las funciones de activación más conocidas son: a) Identidad, b) Lineal a tramos, c) Sinusoidal, d) Tangente hiperbólica, e) Escalón, f) Sigmoidea, g) Gaussiana, h) Logística y i) Softmax.

Estas funciones permiten a la Red Neuronal, encontrar dentro del elemento de proceso la capacidad de distorsionar el espacio euclidiano, para poder obtener un conjunto de pesos que se satisfagan entre los nodos de entrada y nodos de salida; de tal manera que estos pesos responden a los objetivos deseados.



Fuente: Elaboración con información contenida en (Del Brío & Sanz, 2002).

Figura 1. Neurona de una RNA.



Fuente: Elaboración con información contenida en (Del Brío & Sanz, 2002).

Figura 2. Conceptualización de una Neuronal Artificial como un sistema.

En esta etapa dentro del elemento del proceso de la unidad neuronal, se pueden distinguir dos fases en la operación de la red:

- Fase de aprendizaje: en esta la red aprende a resolver el problema para el que se ha diseñado.
- Fase de recuerdo: la segunda fase los pesos permanecen fijos; se representarán entradas a la red y ésta dará salidas, tratando que sean muy similares a las reales.

Este proceso de aprendizaje está basado en procesos iterativos de los métodos numéricos que tratan de minimizar una función de error, lo que en ocasiones puede dar problemas en la convergencia del algoritmo (Pérez & Martín, 2003).

Una particularidad de la RNA es que son sistemas entrenables, capaces de realizar un determinado tipo de procesamiento aprendiendo a partir de un conjunto de ejemplos, denominados patrones de entrenamiento.

Se puede interpretar el aprendizaje de una RNA como el proceso por el cual se ajustan los pesos mediante la estimación por el entorno. El tipo de aprendizaje viene determinado por la forma en que se adaptan dichos parámetros (Anderson, 2007).

Los tipos de aprendizaje más aplicados son:

- Aprendizaje supervisado. En este tipo de aprendizaje existe un supervisor que dispone de un

conjunto de patrones de entrenamiento, que siempre son la salida de la RNA. En la fase de entrenamiento la neurona aprende el patrón que el supervisor muestra de forma aleatoria, para que aprenda y cumpla las condiciones que se le piden en la salida de la red. Este tipo de redes neuronales es el que será utilizado en esta investigación.

- Aprendizaje no supervisado. En este entrenamiento no existe una respuesta deseada o de salida de la red. Se presentan las entradas de forma iterativa a fin de que la red, mediante su regla de aprendizaje, pueda descubrir las regularidades subyacentes en estos datos de entrada, organizándolos en clases no determinadas a priori.

- Aprendizaje forzado. Se dispone de conjunto de entradas, para cada una de las cuales se obtiene una salida de la red. Se calcula una medida del éxito o fracaso global de la red, que permite actualizar los pesos.

- Aprendizaje híbrido. En una misma red se utilizan el aprendizaje supervisado y el no supervisado, normalmente en distintas capas de la misma.

En la etapa final del sistema neuronal, en la salida, una vez que la red aprendió un patrón, basados a los pesos permanecerán fijos y la función de transferencia propuesta medirá el grado

de error entre la información de salida. Si existe poco error, entre el valor real de salida con el propuesto por la red neuronal medido este error mediante un criterio de minimización de error estadístico, se podría considerar que las neuronas artificiales aprendieron el patrón de comportamiento de los datos buscados (Pérez & Martín, 2003).

Metodología

La metodología se basa en la aplicación de dos técnicas: ACP y RNA. Primeramente, con el análisis factorial se reduce el número de variables involucradas en el análisis de los estados financieros de las empresas. Posteriormente, se acude a la técnica de RNA para encontrar los factores que inciden en el nivel desempeño financiero de las empresas en estudio.

Población

La población de estudio se conforma por las 16 empresas pertenecientes al sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV que presentaron sus estados financieros a la BMV a partir del primer trimestre del año 2001 hasta el cuarto trimestre del 2017, las cuales son: AC, BACHOCO, BAFAR, BIMBO, CHDRAUI, CULTIBA, FEMSA, GIGANTE, GRUMA, HERDEZ, KIMBER, KOF, LALA, MINSA, SORIANA y WALMEX.

Fuentes y datos

De igual forma, se toman como fuente los estados financieros que presentan las empresas de forma trimestral a la BMV. Dicha información abarca del primer trimestre del año 2001 hasta el

cuarto trimestre del año 2017. Una vez obtenidos los estados financieros se procede a la obtención de las distintas razones financieras mencionadas en el apartado 1 y se procede a realizar el análisis de la información y obtención de los modelos empleando dos técnicas: ACP y RNA.

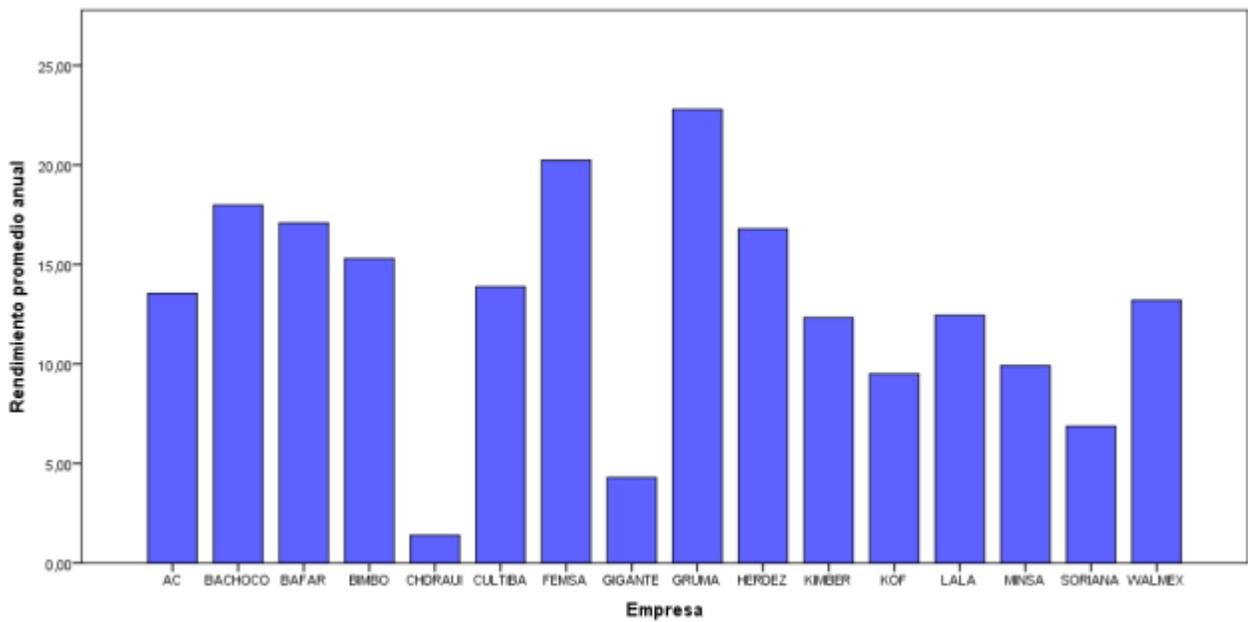
Análisis

Para la realización del análisis de las variables se utilizó el análisis factorial mediante el método de componentes principales y posteriormente la técnica de RNA; estas técnicas permiten estimar en un marco único para analizar si las variables financieras evaluadas presentan diferencias significativas en los niveles de desempeño financiero, alto, medio y bajo.

Determinación de la variable dependiente

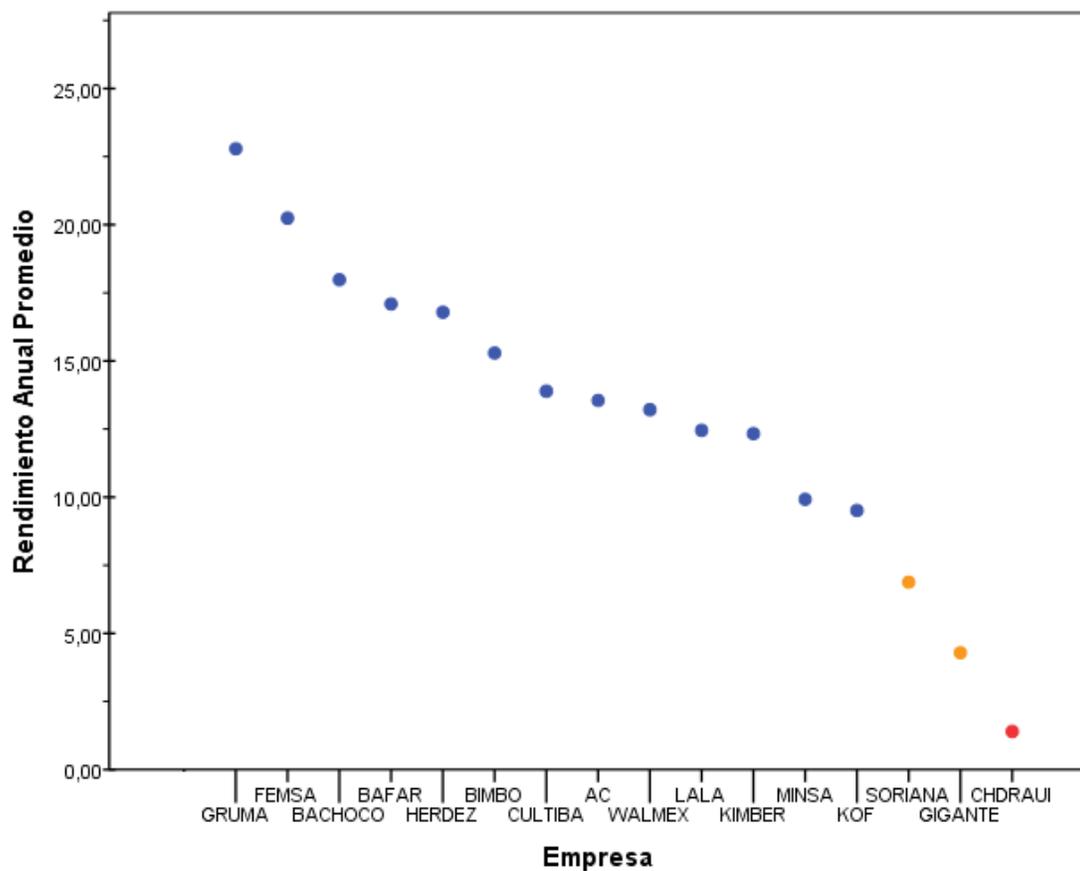
Diversos autores coinciden en que el objetivo fundamental de la administración financiera en una empresa lucrativa es el de maximizar la riqueza de los dueños de la empresa: los accionistas (Brealey, Myers, & Allen, 2010; Copeland, Koller, & Murrin, 2000; Gitman, 2007; Gutiérrez, 1992; Weston & Brigham, 1994). Debido a lo anterior, se procede a obtener los rendimientos promedios anuales de los precios de las acciones de las empresas en estudio durante el periodo analizado en esta investigación. Dichos rendimientos se muestran en la figura 3.

Posteriormente, se realiza un diagrama de puntos de los rendimientos anuales promedios del precio de las acciones de las empresas en estudio, el cual se muestra en la figura 4.



Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Figura 3. Rendimiento promedio anual del precio de las acciones de las empresas en estudio.



Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Figura 4. Rendimientos promedios anuales de las acciones de las empresas estudiadas.

Resultados y discusión

Usando la matriz de correlaciones, se aplicó el análisis factorial utilizando el método de componentes principales a las variables de las 16 empresas del sector de productos de consumo frecuente en el periodo de 2001 al 2017, con periodicidad trimestral. La Tabla 1 muestra parte de la matriz de correlaciones, en donde se puede ver una alta relación entre las variables Circulante y Prueba de Ácido (0.926), al igual que entre las variables Endeudamiento Total y Apalancamiento (0.868). La pertinencia de la aplicación del análisis se estudió calculando el determinante de la matriz de correlaciones de las variables originales y el KMO (Kaiser-Meyer-Olkin). La Tabla 2 muestra el KMO y prueba de esfericidad de Bartlett. Para este caso, el determinante de la matriz de correlaciones de estas variables es muy cercano a cero (9.67E-057) y el índice KMO bastante bueno (0.897), por lo cual se recomienda continuar con el análisis factorial.

Enseguida se procede con la extracción de los factores. Para ello, se utiliza el método de componentes principales. La determinación del

número de factores se realiza utilizando el método de Kaiser. La Tabla 3 muestra la proporción de varianza explicada por cada factor, para la solución no rotada. En la misma tabla aparecen los nueve primeros factores incluidos en el modelo, mismos que son capaces de explicar un 94.220% de la variabilidad total, lo cual se puede considerar como un porcentaje muy bueno.

Debido a que la correlación de algunas variables es alta con más de uno de los factores, lo cual no facilita la interpretación de dichos factores, se aplicó la rotación VARIMAX a los factores encontrados y los resultados de las correlaciones de dichos factores se muestran en la Tabla 4.

Los resultados anteriores permiten postular nueve componentes principales los que determinan el nivel de desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV y que deberían de tomarse en cuenta a la hora de evaluar dichas empresas. Estos están representados por los nueve primeros factores que pueden nombrarse de la forma en que se muestra en la Tabla 5.

Tabla 1
Matriz de correlaciones

		Circulante	Prueba de Ácido	Endeudamiento Total	Apalancamiento
Circulante	Correlación de Pearson	1	,926**	-,486**	-,238**
	Sig. (bilateral)		,000	,000	,000
	N	951	951	951	951
Prueba de Ácido	Correlación de Pearson	,926**	1	-,385**	-,107**
	Sig. (bilateral)	,000		,000	,001
	N	951	951	951	951
Endeudamiento Total	Correlación de Pearson	-,486**	-,385**	1	,868**
	Sig. (bilateral)	,000	,000		,000
	N	951	951	951	951
Apalancamiento	Correlación de Pearson	-,238**	-,107**	,868**	1
	Sig. (bilateral)	,000	,001	,000	
	N	951	951	951	951

** . La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración con base en la información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS
24.0

Tabla 2.*Prueba de KMO y Bartlett*

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,897
	Aprox. Chi-cuadrado	120530,134
Prueba de esfericidad de Bartlett	gl	946
	Sig.	,000

Fuente: Elaboración con base en la información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS
24.0

Tabla 3*Varianza total explicada*

Factor	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	19,782	44,960	44,960	19,782	44,960	44,960
2	5,336	12,128	57,088	5,336	12,128	57,088
3	4,700	10,681	67,769	4,700	10,681	67,769
4	2,818	6,405	74,174	2,818	6,405	74,174
5	2,729	6,202	80,376	2,729	6,202	80,376
6	2,092	4,755	85,131	2,092	4,755	85,131
7	1,652	3,754	88,885	1,652	3,754	88,885
8	1,279	2,908	91,793	1,279	2,908	91,793
9	1,068	2,428	94,220	1,068	2,428	94,220

Método de extracción: análisis de componentes principales

Fuente: Elaboración con base en la información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS
24.0

Tabla 4*Matriz de componente rotado^a*

	Componente								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ZCirculante	-,304	,100	-,250	,006	-,025	-,251	,851	-,047	-,006
ZPrueba de Ácido	-,241	,184	-,162	-,154	-,050	-,010	,897	-,014	-,023
ZEndeudamiento Total	,083	,103	,923	,045	-,045	,048	-,273	,050	,033
ZApalancamiento	,067	,129	,938	-,183	-,018	,060	-,014	-,009	,071
ZPasivo a Largo Plazo / Capital Contable	,065	,113	,953	-,153	-,026	,065	,011	-,014	,054
ZInv. Inicial	,825	-,040	-,061	,313	-,041	-,238	-,227	,006	-,071
Z(Compras)	,912	,003	-,055	,295	-,048	,059	-,172	,005	-,033
ZSaldo promedio de Ctas. X pagar	,875	-,001	-,076	,267	-,057	-,013	-,284	-,024	-,055
ZRotación de Inventarios	,273	,007	,142	,056	-,020	,917	,032	-,012	,047
ZDías de Inventario	-,306	-,156	-,047	-,063	-,012	-,898	,092	,043	,005
ZCiclo de Caja	-,374	-,122	-,110	,104	,032	-,678	,391	,107	,028
ZRotación del Activo	,057	,096	-,200	,902	,031	,151	-,214	-,066	,038
ZRotación del Activo de Largo Plazo	-,103	,194	-,207	,889	-,073	-,050	,095	-,014	,020

ZMargen de Utilidad en Operación	,067	,802	,230	-,463	,080	-,045	,138	-,014	,075
ZActivo	,085	,067	-,015	-,042	-,003	-,022	,007	,946	-,001
ZPasivo	,054	,041	,054	-,013	-,033	-,067	-,038	,948	,009
ZInversión Operativa	,972	-,024	,095	-,069	-,065	,109	-,091	,024	,027
ZInversión Operativa Neta	,962	-,028	,119	-,112	-,064	,127	-,073	,022	,043
ZInversión Operativa Neta Promedio (IONP)	,955	-,040	,114	-,106	-,061	,134	-,077	-,023	,040
ZRendimiento de la IONP (RION)	,102	,960	,068	,128	,073	,053	,090	,046	,051
ZTasa de Provisiones	,073	,054	,157	,031	,006	,023	-,016	,006	,967
ZRION después de impuestos	,074	,923	,031	,129	,082	,039	,088	,037	-,235
Z(TIIE)	-,110	-,020	-,049	-,022	,970	-,008	-,031	-,024	,068
ZCosto de Oportunidad	-,105	-,036	-,017	-,012	,977	-,019	-,023	-,009	,077
ZCosto de Oportunidad después de Impuestos	-,148	-,083	-,088	-,028	,788	,010	,002	-,011	-,553
ZRIONDI Neto	,118	,930	,042	,137	-,226	,059	,070	,039	,047
ZGeneración Económica Operativa	,753	,488	-,051	-,016	-,198	,132	-,058	,022	,026
ZActivo de Corto Plazo	,964	,090	,045	,110	-,076	,020	,011	,061	-,026
ZPasivo sin Costo	,908	,018	-,052	,215	-,069	,008	-,254	,023	-,049
ZCapital de Trabajo Operativo	,856	,131	,114	-,029	-,096	,012	,286	,079	-,018
Z Activo de Largo Plazo	,962	-,021	,085	-,112	-,058	,142	-,096	,022	,037
ZInversión Estratégica	,970	,001	,101	-,103	-,062	,132	-,042	,032	,036
ZCapital de Deuda	,868	-,017	,368	-,205	-,076	,130	-,028	,026	,041
ZCapital de Aportación	,957	,005	-,092	-,057	-,019	,139	-,066	,029	,038
ZCapital de Aportación %	,000	-,110	-,953	,134	,047	-,049	,126	-,033	-,058
ZUtilidad en Operación	,946	,237	,049	-,068	-,009	,139	-,039	,010	,018
ZGtos. Depreciación y Amort.	,947	,046	,098	-,042	-,025	,181	-,056	,017	,071
ZFlujo de Efectivo Operativo	,953	,197	,066	-,063	-,008	,154	-,044	,013	,034
ZInterés Pagado	,632	-,099	,458	-,424	-,002	,223	,063	-,028	,078
ZInterés Neto	,621	-,120	,457	-,404	,005	,223	,066	-,034	-,059
Z Sobrante de Flujo de \$,948	,216	,042	-,053	-,013	,153	-,051	,016	,056
Z Costo de Capital de Aportación (TIIE T.Riesgo País)	,954	,033	-,128	-,034	,161	,092	-,055	,030	,024
Z Flujo de Efectivo Neto	,909	,279	,094	-,049	-,085	,166	-,054	,010	,069
Z(INVESTSTRAT)	,122	,901	,175	,140	-,111	,100	-,078	,028	,181

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 6 iteraciones.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0

Tabla 5*Matriz factorial*

Factor	Nombre del factor	VARIABLES
1	Inversión	Inversión Inicial, Inversión Operativa, Inversión Operativa Neta, Inversión Operativa Neta Promedio (IONP), Inversión Estratégica.
2	RION	Margen de Utilidad en Operación, Rendimiento de la IONP (RION), RION después de Impuestos, RIONDI Neto.
3	Endeudamiento	Endeudamiento Total, Apalancamiento, Pasivo a Largo Plazo/Capital Contable, Capital de Aportación.
4	Rotación del Activo	Rotación del Activo, Rotación del Activo de Largo Plazo.
5	Costo de Oportunidad	TIE, Costo de Oportunidad, Costo de Oportunidad después de Impuestos.
6	Eficiencia	Rotación de Inventarios, Días de Inventarios, Ciclo de Caja
7	Liquidez	Circulante, Prueba de Ácido.
8	Crecimiento	Activo, Pasivo.
9	Tasa de Provisiones	Tasa de Provisiones.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0

Tabla 6*Resumen del procesamiento de los casos*

		N	Porcentaje
Ejemplo	Entrenamiento	581	61,1%
	Pruebas	272	28,6%
	Reserva	98	10,3%
	Válido	951	100,0%
	Excluido	0	
	Total	951	

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0

La Tabla 7 muestra información sobre la red neuronal y resulta útil para garantizar que las especificaciones son correctas. En la misma tabla se puede observar que:

1. El número de unidades en la capa de entrada es el número de covariables más el número total de niveles de factor. Se crea una unidad independiente para cada categoría de desempeño financiero y ninguna de las categorías se considera como una unidad "redundante", como es habitual en muchos procedimientos de creación de modelos.

2. De igual manera, se crea una unidad de resultado independiente para cada categoría de desempeño financiero, para un total de tres unidades (alto, medio y bajo) en la capa de resultados.

3. La selección de arquitectura automática ha elegido 7 unidades en la capa oculta.

4. El resto de la información de red se toma por defecto para el procedimiento.

La Tabla 8 muestra información sobre los resultados de entrenar y aplicar la red final a la muestra reservada. En dicho cuadro se puede observar que:

1. El error de entropía cruzada se muestra porque la capa de resultados usa la función de activación softmax. Ésta es la función de error que la red intenta minimizar durante el entrenamiento.

2. El porcentaje de pronósticos incorrectos se toma de la tabla de clasificación, y se discutirá más adelante en ese tema.

3. El algoritmo de estimación se ha detenido ya que se ha alcanzado el número máximo de épocas. Lo ideal es que el entrenamiento se detenga, puesto que el error ha convergido. Esto plantea cuestiones sobre si se ha producido algún error durante el entrenamiento, y se debe tener en cuenta al realizar una inspección adicional de los resultados.

La Tabla 8 muestra los resultados de entrenar y aplicar la red final a la muestra reservada. En dicho cuadro se puede observar que:

1. El error de entropía cruzada se muestra porque la capa de resultados usa la función de

activación softmax. Ésta es la función de error que la red intenta minimizar durante el entrenamiento.

2. El porcentaje de pronósticos incorrectos se toma de la tabla de clasificación, y se discutirá más adelante en ese tema.

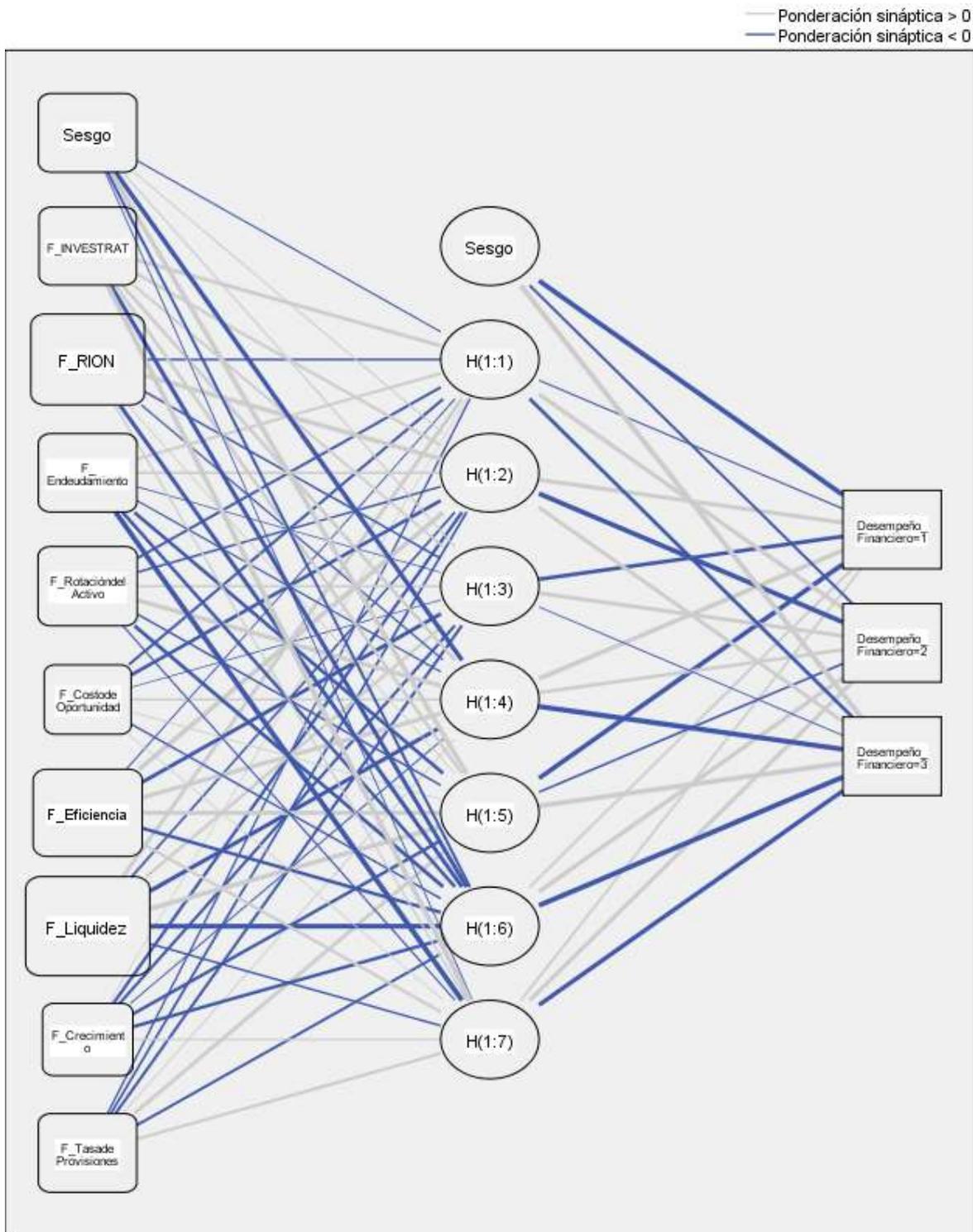
3. El algoritmo de estimación se ha detenido ya que se ha alcanzado el número máximo de épocas. Lo ideal es que el entrenamiento se detenga, puesto que el error ha convergido. Esto plantea cuestiones sobre si se ha producido algún error durante el entrenamiento, y se debe tener en cuenta al realizar una inspección adicional de los resultados.

Tabla 7
Información sobre la red

		Capas	
Capa de entrada	Covariables	1	F_INVERSIÓN
		2	F_RION
		3	F_Edeudamiento
		4	F_Rotación del Activo
		5	F_Costo de Oportunidad
		6	F_Eficiencia
		7	F_liquidez
		8	F_Crecimiento
		9	F_Tasa de Provisiones
	Número de unidades ^a	9	
	Método de cambio de escala para las covariables		Ninguna
Capas ocultas	Número de capas ocultas		1
	Número de unidades en la capa oculta 1 ^a		7
	Función de activación		Tangente hiperbólica
Capa de salida	Variables dependientes	1	Desempeño financiero
	Número de unidades		3
	Función de activación		Softmax
	Función de error		Entropía cruzada

a. Se excluye la unidad de sesgo

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0



Función de activación de capa oculta: Tangente hiperbólica

Función de activación de capa de salida: Softmax

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Figura 5. Diagrama de red.

Tabla 8

Resumen del modelo

Entrenamiento	Error de entropía cruzada	16,786
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	0,5%
	Regla de parada utilizada	1 paso(s) consecutivo(s) sin disminución del error ^a
	Tiempo de entrenamiento	0:00:00,19
Pruebas	Error de entropía cruzada	20,699
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	2,6%
Reserva	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,1%

Variable dependiente: Desempeño financiero

a. Los cálculos de error se basan en la muestra de comprobación.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0

La Tabla 9 muestra los resultados prácticos de la utilización de la red. Para cada muestra:

1. Las casillas de la diagonal de la clasificación conjunta de los casos son los pronósticos correctos.
2. Las casillas fuera de la diagonal de la clasificación conjunta de los casos son los pronósticos incorrectos.

La Tabla 10 muestra la importancia de una variable independiente, la cual es una medida que indica cuanto cambia el valor pronosticado por el modelo de la red para diferentes valores de la variable independiente. La importancia normalizada es el resultado de los valores de importancia

divididos por los valores de importancia mayores expresados como porcentajes (Ver figura 6).

En la figura 6 se muestra la importancia de las variables independientes en forma descendente. Parece que las variables relacionadas con Liquidez, RION y Eficiencia tienen el efecto mayor sobre la discriminación entre empresas con alto, medio y bajo desempeño financiero; lo que no se puede saber es la "dirección" de las relaciones entre estas variables y la probabilidad pronosticada de tener una empresa con alto, medio y bajo desempeño financiero.

Tabla 9

Clasificación

Ejemplo	Observado	Pronosticado			Porcentaje correcto
		Bajo	Medio	Alto	
Entrenamiento	Bajo	18	2	0	90,0%
	Medio	0	67	1	98,5%
	Alto	0	0	493	100,0%
	Porcentaje global	3,1%	11,9%	85,0%	99,5%
Pruebas	Bajo	11	1	0	91,7%
	Medio	1	38	2	92,7%
	Alto	0	3	216	98,6%
	Porcentaje global	4,4%	15,4%	80,1%	97,4%
Reserva	Bajo	3	1	0	75,0%
	Medio	0	16	3	84,2%
	Alto	0	3	72	96,0%
	Porcentaje global	3,1%	20,4%	76,5%	92,9%

Variable dependiente: Desempeño financiero

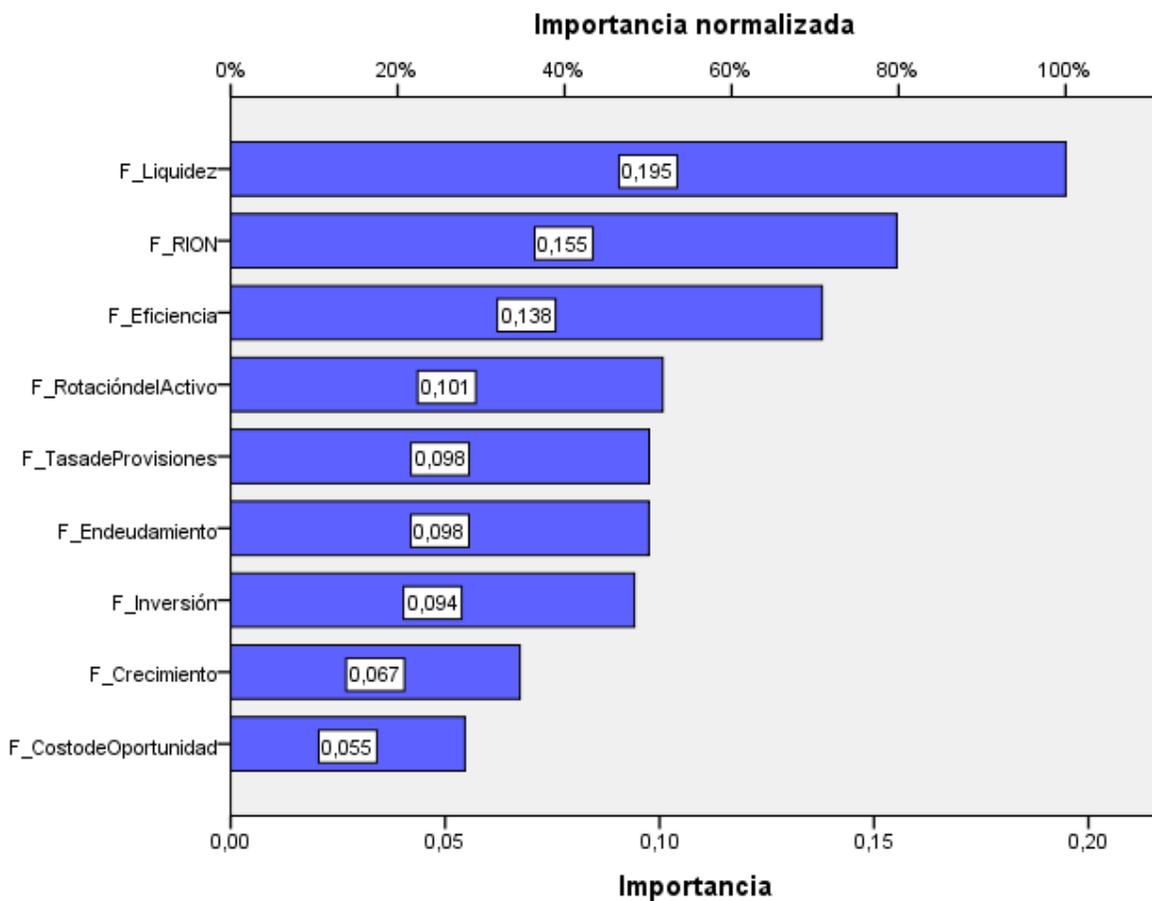
Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0

Tabla 10

Importancia de las variables independientes

Importancia de las variables independientes	Importancia	Importancia normalizada
F_Liquidez	,094	48,4%
F_RION	,155	79,8%
F_Eficiencia	,098	50,1%
F_Rotación del Aactivo	,101	51,7%
F_Tasa de Provisiones	,055	28,1%
F_Endeudamiento	,138	70,8%
F_Inversión	,195	100,0%
F_Crecimiento	,067	34,7%
F_Costo de Oportunidad	,098	50,1%

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0



Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA. Resultados de SPSS 24.0

Figura 6. Importancia normalizada.

Conclusiones

Por medio de la técnica de análisis factorial se logró determinar que a partir de nueve factores es posible reducir la dimensionalidad de las variables observadas. En un inicio no fue fácil identificar qué

variables estaban representadas por cada factor; sin embargo, mediante el procedimiento de rotación Varimax fue posible determinar que, por ejemplo, las variables Inversión Operativa, Inversión Estratégica, Activo de Corto Plazo, Activo de Largo

Plazo, Inversión Operativa Neta, Capital de Aportación, Inversión Operativa Neta Promedio (IONP), Costo de Capital de Aportación (TIIE+Riesgo País), Flujo de Efectivo Operativo, Sobrante de Flujo de \$, Gastos de Depreciación y Amortización, Utilidad en Operación, compras, Flujo de Efectivo Neto, Pasivo sin Costo, Saldo Promedio de Cuentas por Pagar, Capital de Deuda, Capital de Trabajo Operativo, Inversión Inicial, Generación Económica Operativa, Interés Pagado e Interés Neto se encontraban representadas en el primer factor. Con este resultado es posible realizar otra clase de análisis multivariante, como el de conglomerados, a partir, únicamente, de los factores obtenidos considerados como nuevas variables.

Al analizar la figura 6, se puede concluir que en la aplicación de las RNA en la determinación de las variables que discriminan entre empresas con alto, medio y bajo desempeño financiero, las variables: Liquidez, RION y Eficiencia presentan diferencias significativas en el nivel de desempeño financiero de las empresas del sector en estudio en el periodo comprendido del año 2001 hasta el año 2017, con periodicidad trimestral. Por lo anterior, se puede inferir que los rubros asociados a estas razones financieras se ven afectados positivamente en el sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV.

Es importante mencionar que investigaciones desarrolladas han demostrado que los procesos de estandarización con diferentes normas inciden positivamente en el mejoramiento de indicadores de las organizaciones en diferentes sectores empresariales. Lo cual, también se demuestra en esta investigación (Fontalvo, Mendoza, & Morelos, 2011a) y (Fontalvo, Morelos, & De la Hoz, 2011b). En este trabajo de investigación se utilizan 16 empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV, el modelo presenta una alta efectividad en la clasificación de empresas con alto, medio y bajo desempeño financiero, dando un promedio total de clasificación del 97.1%, lo que demuestra una excelente confiabilidad para predecir el comportamiento de las razones financieras en el sector a futuro.

De los resultados y la discusión de ésta investigación se puede concluir que existen diferencias significativas en las razones financieras de los dos grupos de empresas, como resultado de la aplicación de las RNA en la clasificación del nivel de desempeño de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV. Sin embargo, la incidencia de estas razones financieras pueden cambiar en otro sector empresarial, como señalan investigaciones realizadas por algunos autores quienes afirman que la adopción de estándares puede afectar de manera positiva la competitividad y las razones financieras de la empresa o el sector que los implementa, ya que estos representan la estandarización de los procesos y la producción de productos sanos; analizando que tanto la competitividad como la gestión financiera están influenciadas positivamente por la adopción de estándares, ya que aquellas empresas que lo hicieron pudieron mantenerse en el mercado y aumentar su participación (Avendaño & Varela, 2010).

De igual forma, esta investigación permite establecer un modelo de RNA multicapa para las empresas analizadas en el sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV, con lo que se puede estudiar y analizar las razones financieras que discriminan mejor y así poder tomar acciones teniendo en cuenta el cálculo y estudio de las razones financieras de liquidez, RION y Eficiencia que presentaron una buena discriminación.

Finalmente, se puede comprobar que del modelo propuesto en ésta investigación, se puede alcanzar el objetivo de las RNA como son: primero examinar las diferencias entre la clasificación de las empresas con alto, medio y bajo desempeño financiero, en cuanto a su comportamiento con respecto a las variables consideradas. Y como segundo objetivo, se puede realizar una clasificación sistemática de las razones financieras seleccionadas.

A partir de estudios como éste, se puede realizar análisis en otros sectores empresariales que faciliten la toma de decisiones sobre la determinación de las variables, rubros y razones

financieras que redundan en el mejoramiento de la situación productiva de las organizaciones y poder realizar otras razones financieras que incidan en el posicionamiento de otros sectores estudiados. Se recomienda para futuros estudios incrementar el número de razones financieras e incorporar indicadores de competitividad; y se invita a analizar el comportamiento de otros sectores empresariales por medio de esta metodología.

Referencias

- Altman, E. (Sep. de 1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 568-609.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2014). "Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model". Recuperado el 13 de 10 de 2017, de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2536340
- Anderson, A. (2007). *Redes Neuronales*. México: Alfaomega.
- Avendaño, B., & Varela, R. (2010). La Adopción de estándares en el sector hortícola de baja california. *Estudios Fronterizos*, 11(1), 171-202.
- Beaver, W. (January de 1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Brealey, R., Myers, S., & Allen, F. (2010). *Principios de finanzas corporativas* (9a. ed.). México, D.F.: McGraw-Hill.
- Chiu, W. C., Peña, J. I., & Wang, C. W. (2013). Do structural constraints of the industry matter for corporate failure prediction? *Investment Analysis Journal*(78), 65-81.
- Copeland, T., Koller, T., & Murrin, J. (2000). *Valuation, measuring and managing the value of companies* (Third ed.). New York: McKinsey & Company, John Wiley & Sons.
- Del Brío, B., & Sanz, A. (2002). *Redes neuronales y sistemas difusos*. Madrid: Alfaomega.
- Fitzpatrick, P. J. (1932). *A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those*. Washington D.C.: Catholic University of American Press.
- García, O., & Morales, A. (2016). Desempeño financiero de las empresas: una propuesta de clasificación por RNA. *Dimensión Empresarial*, 14(2), 11-23.
- Gitman, L. (2007). *Principios de Administración Financiera* (11ª ed.). México: Pearson.
- Gutiérrez, L. (1992). *Finanzas Prácticas para países en desarrollo*. Colombia: Norma.
- James, O., & Horrigan, J. (Julio de 1965). Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis. *The Accounting Review*.
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22-30.
- Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2013). International Applicability of Corporate Failure Risk Models Based on Financial Statement Information: Comparisons across European Countries. *Journal of Finance & Economics*, 1(3), 1-26.
- Noga, T. J., & Schnader, A. L. (2013). Book-Tax Differences as an Indicator of Financial Distress. *Accounting Horizons*, 27(3), 469-489.
- Peavler, R. (2017). *The Balance*. Recuperado el 29 de 01 de 2018, de https://www.thebalance.com/categories-of-financial-ratios-393217?utm_term=business+financiam+ratos&utm_content=p1-main-1-title&utm_medium=sem&utm_source=google_s&utm_campaign=adid-54389e73-9c28-4368-8a39-4863ba4b268c-0-ab_gsb_ocode-12593&ad=semD&an=googl
- Pérez, M., & Martín, Q. (2003). *Aplicaciones de las redes neuronales artificiales*. Cuadernos de Estadística. Madrid: La Muralla.
- Real Academia Española. (2014). *Diccionario de la lengua española*. Recuperado el 01 de febrero de 2017, de <http://dle.rae.es/?id=CqSKDLk>
- Tascón, M. T., & Castaño, F. J. (2012). Variables y modelos para la indentificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de*

Contabilidad-Spanish Accounting Review,
15(1), 7-58.

Weston, F., & Brigham, H. (1994). *Fundamentos de Administración Financiera* (10ª ed.). México: McGraw-Hill.

Winakor, C., & Smith, R. (1935). Changes in Financial Structures of Unsuccessful Industrial Companies. *Bulletin n° 51. Bureau of Economic Research*.

Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82.