

LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES COMO UNA HERRAMIENTA DE ANÁLISIS EN LA DETERMINACIÓN DE LAS EMPRESAS QUE PERMANECEN LISTADAS O DESLISTADAS DENTRO DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AS A TOOL OF ANALYSIS IN THE DETERMINATION OF THE COMPANIES LISTED OR DELISTED REMAIN WITHIN THE MEXICAN STOCK EXCHANGE

*Oswaldo García Salgado,
Facultad de Economía, UAEM
Arturo Morales Castro
Facultad de Contaduría
y Administración, UNAM*

Autor para correspondencia:

**oswgars@gmail.com*

Fecha de recepción: 23/11/2012

Fecha de aceptación: 10/01/2013

Resumen

El presente estudio presenta un análisis que determina, mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales, cuáles empresas del mercado bursátil mexicano seguirán cotizando, o dejarán de participar en él. Esto con la finalidad de brindar una herramienta a los especialistas en construcción de portafolios de inversión que analizan el rendimiento y el riesgo, dado que el hecho de que en el futuro una emisora deje de estar listada provocará cambios a estos portafolios, obteniendo resultados distintos a los objetivos planteados inicialmente. Por lo anterior, en esta investigación se determinaron las razones financieras e indicadores bursátiles que son significativos para que una emisora de la Bolsa Mexicana de Valores permanezca listada o deslistada en el mercado bursátil. El estudio

comprendió una muestra representativa de 21 empresas listadas y 11 deslistadas, analizándose, en cada una de estas emisoras, 21 razones financieras y dos indicadores bursátiles para el periodo comprendido entre los años 2005 a 2010. La conclusión a la que se llegó en esta investigación, es que son cinco las razones financieras más significativas para conocer si una emisora permanecerá listada o deslistada en un futuro mediano dentro de este mercado bursátil: una de actividad, dos de rentabilidad, una de generación de valor, y una bursátil. El modelo neuronal artificial al que se llegó tuvo una arquitectura 23:4:2, con una precisión del 97.3 % en clasificar a las empresas listadas o deslistadas para el periodo analizado

Palabras clave: emisoras deslistadas, emisoras listadas, indicadores bursátiles, mercado financiero, razones financieras, redes neuronales artificiales.

Abstract

This study presents an analysis that determines what Mexican Stock Market companies continue to trade on it, or stop participating in it, by using artificial neural networks, this in order to provide a tool for specialists in building investment portfolios that

analyze the performance and risk, as the fact that in the future a company may no longer be listed causing changes to these portfolios thus obtaining different results from the initial objectives. Therefore, in this research the financial ratios and stock market indicators that are meaningful to a station on the Mexican Stock Exchange to remain listed or delisted on the stock market were determined. The study included a representative sample of 21 listed companies and 11 delisted companies where 21 financial ratios and two stock market indicators for the period of 2005-2010 were analyzed. The conclusion reached in this research, is that five financial ratios, from which one is of activity, two of profitability, one of value creation and one from the market, are the most important to know whether a company will remain listed or delisted in the near future in this stock market. The artificial neural network model that was reached was one with an architecture 23:4:2, with 97.3% accuracy in classifying companies listed or delisted for the analyzed period.

Keywords: delisted companies, listed companies, stock market indicators, financial market, financial ratios, neural networks.

Introducción

A lo largo de la historia, la administración ha jugado un papel determinante en el desarrollo económico, en la generación de riqueza, en el aumento de recursos y en la formación de la sociedad en sí. El pensamiento administrativo --como sostiene Claude y Álvarez (2005)-- ha progresado con el paso de muchos siglos y muchos hombres que trabajaron en organizaciones incipientes han hecho aportaciones teóricas y prácticas que han ayudado a guiar la toma de decisiones en favor del crecimiento de las empresas.

En estas condiciones, el papel del administrador es el de ayudar a la empresa a entender y enfrentar el cambio, adoptando nuevas formas de crear valor, y haciendo uso de herramientas que le den la posibilidad de predecir situaciones sobre el mercado, aplicándolas al mundo de los negocios. Tal es el caso de la metodología de las redes neuronales, que permite de manera anticipada corregir deficiencias, más aún cuando se trata de una empresa exitosa (Aquino, 2010).

Planteamiento del problema

Las empresas que cotizan dentro de un mercado bursátil son consideradas empresas con un potencial para crecer o representar al sector al que pertenecen, debido a diferentes aspectos; en específico, el poder de mercado en sus productos o servicios. Estas empresas cumplen una serie de requisitos dentro del mercado de valores para ser listadas, y su principal objetivo es el de participar en este mercado para poder financiarse en la compra y venta de acciones en futuros proyectos de inversión o en estrategias financieras que las posicionen como empresas líderes, lo que a su vez redundará en mejoras financieras y expansión dentro de su mercado nacional e internacional a través de la emisión de valores de deuda o capitales.

Hay diferentes estudios sobre el riesgo y la rentabilidad dentro de una combinación de ac-

tivos o acciones que cotizan en la bolsa de emisoras que están listadas, pero son escasos los estudios que abordan el riesgo que tienen los mercados cuando sus emisoras dejan de cotizar dentro de ellas. La importancia de analizar este fenómeno radica en que a mediano y largo plazos, las emisoras que dejan de estar listadas cambian sus rendimientos, perjudicando con ello la toma de decisiones y las diferentes alternativas de inversión en los portafolios.

Por lo anterior, esta investigación precisa las razones financieras que son determinantes para que una emisora de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) permanezca listada o despistada, en el mediano o largo plazos.

Antecedentes

Aquino (2010) menciona que el análisis del desempeño empresarial era prácticamente univariado antes de los años 60 del siglo XX, basándose únicamente en criterios individualizados del valor de determinadas razones financieras que eran valoradas en su proporción, sin ninguna técnica estadística que decidiera, en conjunto, cuál era este desempeño.

Las obras más importantes de los últimos años en este campo son de Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980), quienes introdujeron metodologías de investigación sobre la predicción de quiebras, algunas de las cuales siguen vigentes (Van Horne y Wachowicz 2002).

Altman (1968) introdujo el uso del Análisis Discriminante Múltiple en la predicción de quiebras con la obtención del indicador Z-score, donde se analizaron empresas del sector manufacturero estadounidense. Su modelo, a diferencia de los realizados anteriormente, muestra un indicador que involucra, al mismo tiempo, dos o más variables de manera conjunta.

Ohlson (1980) propuso el uso del Análisis Lo-

git para la predicción de quiebras. Esta metodología no está limitada por las exigencias restrictivas del Análisis Discriminante, puesto que se obtiene de una puntuación que está entre 0 y 1 como la probabilidad de incumplimiento.

Kim y Soon (2011) reconocen que existen dos líneas principales de investigación en la predicción de quiebra financiera. Una de ellas investiga las causas que llevan a una quiebra, mientras que la otra compara la precisión de la predicción a través de diferentes métodos de clasificación.

Recientemente los métodos de la inteligencia artificial han sido aplicados a la predicción de quiebra; es decir, los pertenecientes a la investigación de segundo tipo, que comparan la precisión de la predicción de diversos métodos de clasificación y que, por tanto, son más activos (Kim y Soon, 2011).

Hay diferentes métodos para evaluar el desempeño de las empresas pertenecientes a la BMV. La ventaja de los que emplean razones financieras, es que describen un perfil financiero amplio de las empresas, como liquidez, solvencia, rentabilidad, actividad y apalancamiento. Conocer anticipadamente si una emisora entra o sale de la BMV permite a inversionistas, analistas financieros, a quienes diseñan portafolios de inversión, a los dueños de empresas, a los bancos y acreedores que apoyan a estas empresas y, en específico, a los inversionistas de este mercado, conocer con mayor precisión si su desempeño dentro de este mercado va a ser permanente o sólo temporal (Morales, 2007).

El objetivo de la presente investigación es demostrar que las Redes Neuronales Artificiales (RNA) permiten hacer un diagnóstico y pronóstico mediante la clasificación y reconocimiento de las emisoras que van a permanecer listadas o no en la BMV. Es por ello que se plantea la siguiente hipótesis:

H_a : Es posible determinar las principales razones financieras e indicadores bursátiles que establecen la permanencia o no de las emiso-

ras que cotizan en la BMV, mediante la construcción de un modelo neuronal artificial.

En este estudio el uso de las RNA permite tener una herramienta de medición de riesgo para los inversionistas, al clasificar y determinar cuáles son los indicadores financieros de las empresas que cotizan en la BMV para que permanezcan listadas.

Descripción del modelo aplicado en el trabajo

El conocimiento y la comprensión de la información contable y sus herramientas analíticas y técnicas, así como las razones financieras, son indicadores que pueden ayudar a los responsables de las empresas a diagnosticar, identificar y corregir las dificultades financieras.

Las razones financieras transforman los datos contables en datos útiles para la toma de decisiones empresariales. Estas relaciones ayudan a explicar la situación financiera de la empresa. Por tanto, para el administrador las razones financieras son herramientas de análisis valiosas que pueden indicar áreas de fortaleza o debilidad potencial.

El cálculo y el análisis de las relaciones arriba descritas, en ocasiones se torna complejo debido a los diferentes cambios económicos y financieros que experimenta la empresa. Por ello esta investigación desarrolló y aplicó herramientas matemáticas y estadísticas no convencionales, que identificaron con mayor potencial de análisis las razones financieras y su desempeño global en la empresa bajo el uso de herramientas de inteligencia artificial, como es el caso de las Redes Neuronales Artificiales.

Breve descripción de las Redes Neuronales Artificiales

Las RNA se inspiran en el funcionamiento de las redes neuronales biológicas, y se definen como un dispositivo lógico matemático diseña-

do a imitación del sistema nervioso animal. Las redes 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 específica que puede presentar cierto comportamiento inteligente.

Como se aprecia en la Figura 1, una neurona artificial estándar consta de tres partes fundamentales:

1. Un conjunto de entradas $x_j(t)$ y peso sináptico w_{ij} . Las entradas son las variables que se van a considerar en el modelo, mientras que los pesos se determinan mediante una serie de iteraciones cuya finalidad es minimizar el error, identificado como (1).

2. Una regla de propagación $h_i(t) = \sum (w_{ij}, x_j(t))$. Se entiende como el grupo de reglas de correspondencia que sufrirán los datos al asignarle una función específica para que se conviertan a un subespacio vectorial que clasifique de acuerdo a los nodos de salida. Su función es entrenar a cada nodo de acuerdo con una función dada, cambiando para cada cálculo o iteración el peso. Este procedimiento se ha identificado como (2) en la Figura 1.

3. La función de activación $y_a(t) = f_i(h_i(t))$ representa simultáneamente la salida de la neurona y su estado de activación; es decir, el modelo aprende de los datos de salida, tratando de imitarlos al cambiar los pesos y al cambiar las funciones de transferencia. Procedimiento identificado como (3) en la Figura 1.

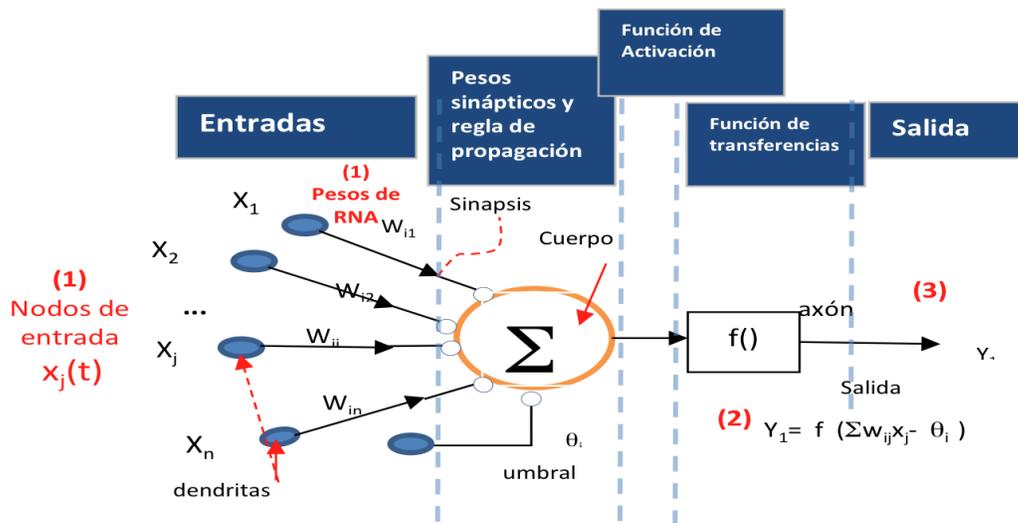


Figura 1 Modelo de neurona artificial estándar.
Fuente: Del Brío y Sanz (2002).

Metodología

El propósito fundamental de este análisis se centra en la construcción de un modelo neuronal Artificial que permita determinar los indicadores financieros que están involucrados en la permanencia o salida de las empresas que cotizan en la BMV, durante el periodo 2005-2010.

La metodología empleada en esta investigación comprendió las siguientes etapas:

Etapas 1. Determinación de las emisoras consideradas en el modelo. En esta etapa se conformó la base de datos, compuesta por 32 empresas que cotizan en la BMV. De ellas, 21 pertenecieron a empresas listadas y 11 a empresas deslistadas.

La determinación de la muestra para las emisoras listadas se llevó a cabo mediante un muestreo irrestricto aleatorio (Scheaffer y col. 2007). Para determinar el tamaño de la muestra, se utilizó la siguiente ecuación:

$$n = \frac{N(pq)}{(N-1)D+pq}, \quad n_i = nw_i \quad (1)$$

donde:

n = Tamaño de muestra.

N = Tamaño de la población.

p = Proporción estimada de éxitos.

q = Proporción estimada de fracasos.

$$D = \frac{e^2}{4}$$

e^2 = cuadrado de aceptabilidad máxima de error entre la proporción real y la proporción de la muestra. (Considerado, en este trabajo, el 10 %)

w_i = proporción asignada a la muestra.

Como se observa en la **Tabla 1**, la obtención de w_i se llevó a cabo mediante la identificación de las 134 empresas que cotizaron en la BMV duran-

te el periodo 2005-2010. Al sustituir estos valores en la ecuación 1 se obtuvo una muestra de 21 emisoras representativas del mercado, en donde el mayor peso fue para el sector industrial, seguido del de productos y consumo. En la muestra para las emisoras deslistadas, es decir, aquellas que dejan de cotizar en el mercado bursátil, sólo se consideraron aquellas empresas que cotizaron de uno a tres años en el periodo 2005-2010. La lista de empresas que se consideraron se presenta en la **Tabla 2**.

La **Tabla 2** muestra que el año en que mayor número de empresas fueron despistadas, fue el 2006. Esto debido a que la BMV presentó un año en que las operaciones de las empresas disminuyeron debido a la poca confiabilidad de los inversionistas en el entorno económico y financiero generado por la crisis política que se presentó en casi todo ese año, aunado a las exigencias de la BMV de implementar en el mercado las Normas Internacionales Financieras (NIF).

En la misma tabla se muestra que, en el año 2009, no hubo empresas que se deslistaran, ya que la crisis económica mundial provocó que la BMV aplicara el principio de *ceteris paribus* para no desmotivar a los inversionistas con deslistamientos de emisoras a gran escala.

Etapas 2. Determinación de los indicadores financieros. Una vez conocidas las empresas listadas y deslistadas, se procedió a establecer las razones financieras de cada una de ellas³, 21 en total, y dos indicadores bursátiles para una periodicidad de 2005 a 2010, de manera anual. En la **Tabla 3** se presentan las razones financieras consideradas en esta investigación.

Etapas 3. Determinación empresarial para clasificar a las empresas listadas y despistadas. Se conformó una base de datos considerando para cada emisora sus razones financieras, dos índices bursátiles, los elementos de participación en el mercado --como variable *dummy*--, siendo emisoras listadas con valor de 1, mientras que a las deslistadas con valor de 0 (cero) para el periodo de análisis.

Razones de liquidez	{	1. Razón 1. Líquidez corriente
		2. Razón 2. Prueba ácida
Razones de actividad	{	3. Razón 3. Rotación de inventarios
		4. Razón 4. Período promedio de cobro
		5. Razón 5. Período promedio de pago
		6. Razón 6. Rotación de activos totales
Razones de deuda	{	7. Razón 7. Índice de endeudamiento
		8. Razón 8. Razón de cargos de interés fijo
		9. Razón 9. Pasivo total a ventas
Razones de rentabilidad	{	10. Razón 10. Margen de Utilidad Bruta
		11. Razón 11. Margen de Utilidad Operativa
		12. Razón 12. Margen de utilidad neta
		13. Razón 13. Ganancias por acción
		14. Razón 14. Rendimiento sobre activos
		15. Razón 15. Rendimiento sobre el capital contable
Razones de mercado	{	16. Razón 16. Valor en libros por acción
		17. Razón 17. Relación precio/ganancias (P/E)
		18. Razón 18. Razón de mercado a valor en libros
Razones generación de valor	{	19. Razón 19. Valor de la acción en el mercado
		20. Razón 20. Rendimiento de las utilidades
		21. Razón 21. Rendimientos de los dividendos
Otras variables	{	22. Índice 22. Capitalización bursátil
		23. Índice 23. Bursatilidad

Tabla 3 Razones financieras consideradas en esta investigación.
Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 2 muestra que el año en que mayor número de empresas fueron despistadas, fue el 2006. Esto debido a que la BMV presentó un año en que las operaciones de las empresas disminuyeron debido a la poca confiabilidad de los inversionistas en el entorno económico y financiero generado por la crisis política que se presentó en casi todo ese año, aunado a las exigencias de la BMV de implementar en el mercado las Normas Internacionales Financieras (NIF).

En la misma tabla se muestra que, en el año 2009, no hubo empresas que se deslistaran, ya que la crisis económica mundial provocó que la BMV aplicara el principio de *ceteris paribus* para no desmotivar a los inversionistas con deslistamien-

tos de emisoras a gran escala.

Etapa 4. Establecimiento de los criterios para la construcción de las diferentes arquitecturas neuronales. Como entrada se consideraron 23 indicadores financieros y bursátiles, y como salida el criterio de emisoras listadas y deslistadas. En el Anexo I se presenta una conceptualización de cómo las RNA determinarán si una empresa estará listada, o no, en la BMV. En la parte izquierda de dicho esquema se representa la información financiera que va a ser transformada en diferentes indicadores financieros que reportan las empresas que cotizan en la BMV. La parte derecha del esquema representa a las empresas listadas y a las no listadas. En el centro se presenta, de ma-

Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
18	MLP 23-4-2	94.69	100.0	BFGS 11	Entropy	Logistic	Softmax

Tabla 4 Información sobre la arquitectura neuronal analizada.
Fuente: Elaboración propia con base en los resultados obtenidos en la RNA.

Resultados

Los resultados obtenidos por la red neuronal número 18 muestran que es una red con capas ocultas, con características de Perceptron, una ordenación matemática de inteligencia artificial que es una unidad básica de inferencia que discrimina a través de pesos asignados a cada uno de los nodos.

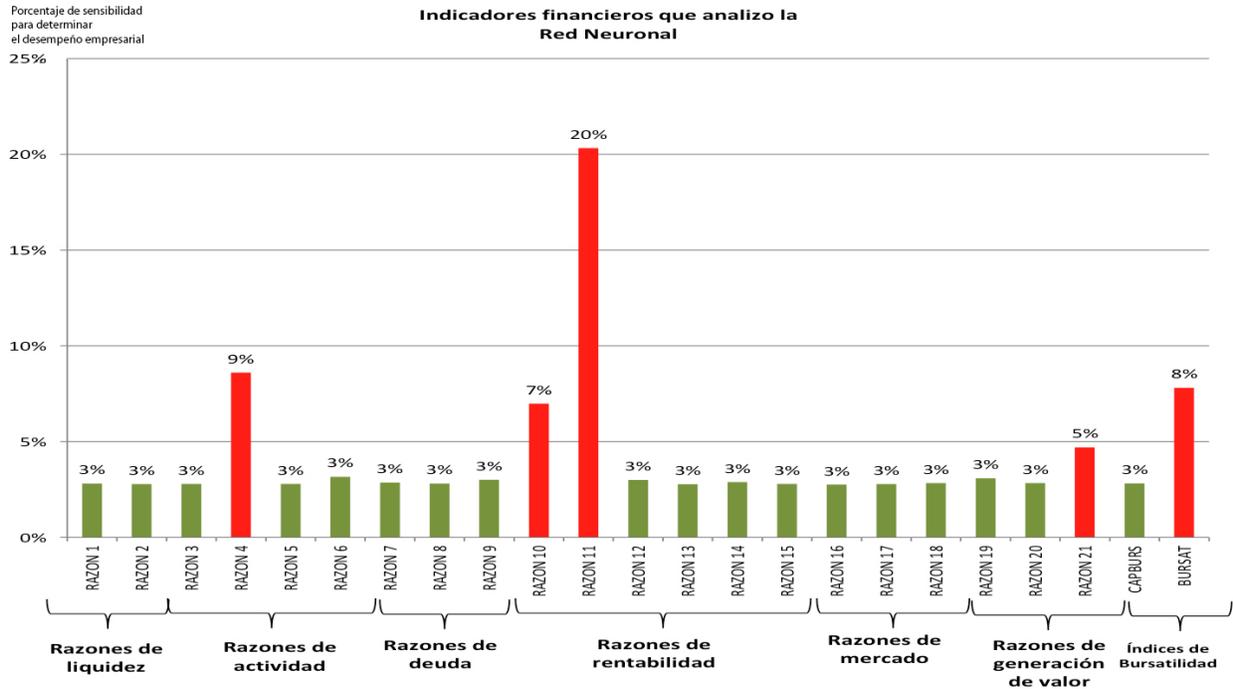
La numeración 23-4-2 significa que se tienen 23 nodos de entrada, que son los 23 indicadores financieros. El 4 es el número de nodos que hay en la capa oculta y el 2 los elementos a discriminar; en este caso, las emisoras listadas y deslistadas.

La función de transferencia entre los nodos de entrada y la capa oculta es de tipo logístico, mientras que entre la capa oculta y los nodos de salida la función de transferencia es de tipo Softmax. Ambas funciones muestran la no linealidad del modelo. La función de error es de tipo Entrópica, una técnica de análisis numérico que determina un mínimo de error entre los valores reales y los obtenidos por el modelo.

Para concluir con los resultados mostrados en la Tabla 4, la red neuronal clasifica, en su fase de entrenamiento, a las empresas listadas y deslista-

das, con una precisión del 94.6 %, mientras que en su fase de verificación el modelo neuronal clasifica adecuadamente al 100 % de las empresas listadas o deslistadas en el periodo de estudio. Esto permite confirmar que el modelo tiene un alto grado de precisión, al determinar si una empresa estará listada o deslistada en el futuro. Esta RNA tuvo una precisión del 97.3 % en la clasificación de las empresas listadas y delistadas que cotizan en la BMV.

En la **Gráfica 1** se presenta el análisis de sensibilidad que tiene el modelo neuronal. En ella se aprecia la influencia que tiene cada razón financiera para determinar si pertenece al conjunto de empresas listadas o deslistadas. En la gráfica, la razón financiera 'Margen de utilidad operativa' (Razón 11) es la que tiene mayor sensibilidad para determinar si la empresa permanecerá en la BMV o dejará de estar listada posteriormente, seguida del 'Periodo promedio de cobro' (Razón 4), del 'Índice de bursatilidad' (Índice 23) y del 'Margen de utilidad bruta' (Razón 10).



Gráfica 1 Razones financieras que determinan el desempeño financiero de las empresas listadas y deslistadas de la BMV. Elaboración propia basada en los resultados obtenidos del entrenamiento de la red neuronal MLP con arquitectura 23-4-24

Los hallazgos encontrados en la **Gráfica 1** muestran que el principal indicador que hace que una empresa permanezca listada en la BMV con un porcentaje del 20 %, es el margen de utilidad operativa. Mostrando con ello que las emisoras que tienen mayor porcentaje en su volumen de ventas y utilidades, son las que continúan listadas. Es decir, aquellas empresas cuyas ventas se incrementan y tienen políticas para minimizar los costos operativos, obtienen mayor margen de utilidad, haciéndose atractivas a los inversionistas y provocando que las acciones sean atractivas para transacciones financieras dentro del mercado.

El segundo indicador sobre la permanencia en el mercado de las empresas objeto de estudio, es el periodo promedio de cobro, con un peso del 9 % con respecto al total del modelo. Esto, como consecuencia de las políticas de crédito y cobro, pues entre más eficientes sean, los inversionistas

tendrán mayor confianza en invertir en esas empresas.

El tercer indicador, con el 8 %, es la bursatilidad; es decir, la compra y venta de la acción dentro de la BMV hace que ésta continúe listada. Pareciese que la continua bursatilidad sería el indicador financiero más importante, pero en el presente estudio el modelo neuronal artificial ha determinado que existen otros indicadores más importantes, anteriormente mencionados.

Conclusiones

Los resultados encontrados con la técnica de Redes Neuronales Artificiales mostraron que esta técnica tiene una alta capacidad para clasificar y predecir cuáles empresas permanecerán, o no, listadas en la BMV.

En esta investigación se encontró que una de las mejores arquitecturas neuronales es una MLP 23-4-2, con una sensibilidad basada en cinco razones (una razón de actividad, dos de rentabilidad, una de generación de valor y un índice de bursatilidad), que hace que la red determine si las emisoras permanecerán en este mercado en el futuro. Además, la arquitectura se compone de una capa oculta con cuatro nodos ocultos con funciones de transferencia logísticas y Softmax, y de salida dos nodos que clasifican como listada y no listada, midiendo con ello su permanencia en el mercado. La capacidad de esta red neuronal tiene un potencial de clasificación del 97.3 %, considerada como muy buena.

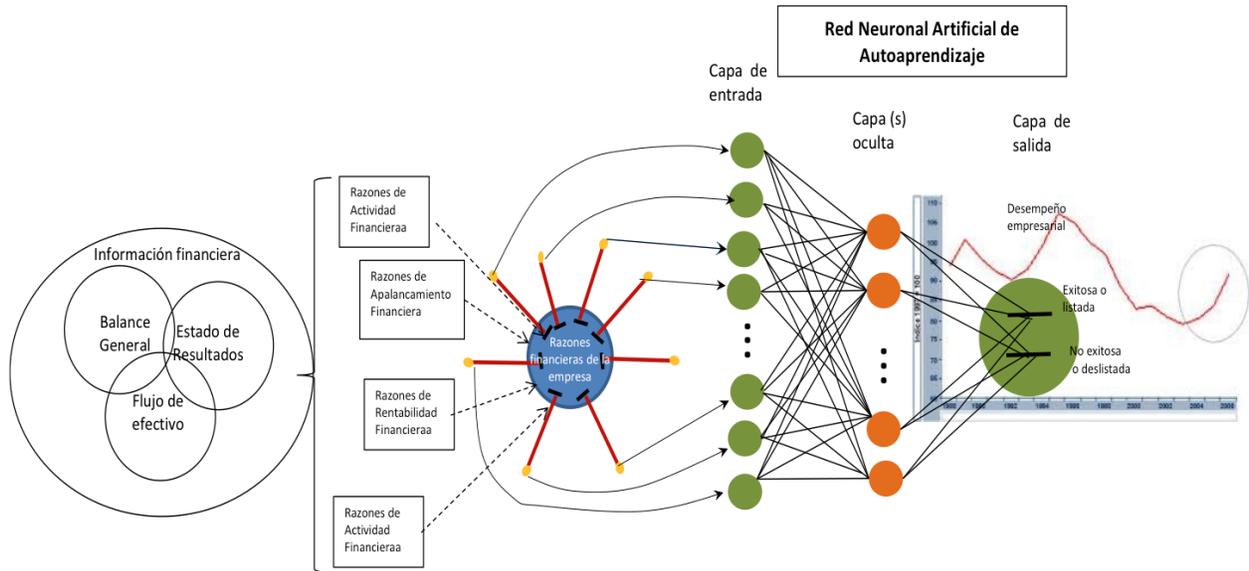
Para concluir, puede decirse que la técnica de RNA permite a los analistas financieros, inversionistas, y a todos aquellos involucrados en la medición de la permanencia o no de las empresas que cotizan en la BMV, tener una herramienta no tradicional que dé mayor certidumbre en la toma de decisiones relacionadas con la Bolsa y el análisis financiero de las empresas.

Notas

1. Las emisoras que están sombreadas fueron las empresas consideradas en esta investigación.
2. Las emisoras que están sombreadas fueron las empresas consideradas en esta investigación.
3. La información financiera fue obtenida de las bases de datos SIVA y Económica, que son una fuente de información financiera de la BMV para analistas financieros y académicos.
4. Ver Tabla 3 para las nomenclaturas de las razones financieras utilizadas en este análisis.

Referencias bibliográficas.

- Altman, E.(1968).Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, pp. 589-609.
- Aquino, S. (2010). Accounting indicator for credit risk analysis of firms: a historical perspective.*Economía Aziendale Online*.2010. pp. 145-154.
- Beaver, W. (1966).Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5(Suppl), pp. 71-102.
- Claude, S. G., y Álvarez, L. (2005). *Historia del pensamiento administrativo*. México: Pearson.
- Del Brío, B. M., y Sanz, A. (2002). *Redes neuronales y sistemas difusos*. Madrid: Alfaomega.
- Kim S., y Soon Y. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neuralnetwork, logistic regression,and multivariate discriminant analysis. *The Service Industries Journal* Vol.31, No.3, February 2011, pp. 441-468.
- Ohlson, J. (1980).Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy.*Journal of Accounting Research*, (Spring), pp. 09-131.
- Scheaffer, R., Mendenhal III ,W., y Ott, R.L. (2007). *Elementos de muestreo*. 6ª ed. Madrid. España. Ed Thomson.
- Van Horne, J., y Wachowicz, J. (2002).*Administración Financiera*. México: Pearson.



Anexo I Esquema sobre la conceptualización de la RNA desarrollada en este trabajo.