

# **Aplicación del modelo de redes neuronales artificiales en el cálculo y clasificación del riesgo de mercado, ajustando los indicadores económicos y financieros que lo definen, en la operatividad de las acciones de las empresas que capitalizan en la BMV**

**Application of the Artificial Neural Networks model in the calculation and classification of market risk, adjusting the economic and financial indicators that define it, in the operation of the shares of companies that capitalize on the BMV**

**Applicazione del modello di reti neurali artificiali nel calcolo e classificazione del rischio di mercato, aggiustando gli indicatori economici e finanziari che lo definiscono, nell'operatività delle azioni delle ditte che capitalizzano nella BMV**

*Aura María González Garzón\**

Artículo de investigación

## **RESUMEN:**

En varios países de Latino América, y en países como México y Colombia, la aplicación de Redes Neuronales Artificiales en finanzas ha sido aplicado a trabajos de investigación aplicada en el cálculo de la medición de riesgo, en el caso concreto de México este se ha enfocado en el estudio del análisis del riesgo de crédito (en un caso; empleándola para ajustar los resultados de indicadores bursátiles que ofrecen información útil a los inversionistas que desean obtener niveles óptimos de inversión en deuda). Sin embargo, esta investigación en particular, se usó esta herramienta para establecer la medición y clasificación del riesgo de mercado mexicano, (ajustando los indicadores del mercado de valores, en la operatividad de las acciones); usando el modelo de Redes Neuronales Artificiales (RNA), para su clasificación y calificación y mostrando los resultados obtenidos en la fase experimental de los procesos de entrenamiento y prueba utilizando variables como tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y los rendimientos accionarios (precio final de la acción); en la segunda etapa la fases de experimentación y prueba de simulación de la red se adicióno otras variable con las cuales se han alcanzado, un nivel de categorización arriba del 70%, y de acuerdo con éstos, las variables que contribuyen significativamente a la medición y clasificación del riesgo son: la tasa de rendimiento requerida, los Cetes a 91 días y los rendimientos accionarios, ajustando los resultados finales a estas variables.

**Palabras clave:**  
Redes Neuronales Artificiales, Riesgo de Mercado, Mercado Accionario, Tasa de interés interbancaria de equilibrio, T.I.I.E., Tipo de Cambio, Tasa de Rendimiento accionario, Clasificación del riesgo, Calificación del riesgo a largo plazo. Red Neuronal clasificadora.

\* Doctorado en Dirección y Finanzas, Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla UPAEP. Tesis Doctoral conjunta "Medición del Riesgo de Mercado de las empresas más activas que cotizan en Bolsa de Valores de México, utilizando el modelo de Redes Neuronales Artificiales". Julio 2005-Julio 2011. Experiencia laboral profesional: Consultora y Asesora en Planeación financiera en Empresa Mexicana WSI Digital Communications. Febrero 2015.

Recibido: 05-04-16 // Aprobado: 01-10-16

## ABSTRACT:

In several countries in Latin America, and in countries like Mexico and Colombia, the application of Artificial Neural Networks in finance has been applied to research applied in the calculation of risk measurement, in the case of Mexico this has focused in the study of credit risk analysis (in one case, using it to adjust the results of stock market indicators that provide useful information to investors who want to achieve optimal levels of investment in debt). However, this particular research, this tool was used to establish the measurement and classification Mexican market risk, (adjusting market indicators in the operation of shares); using the model of Artificial Neural Networks (ANN) for classification and rating and showing the results obtained in the pilot phase of the training and testing processes using variables such as exchange rate (Mexican peso vs. the US dollar), interest rate interbank (TIIE) and stock returns (final share price); in the second stage the phase of experimentation and simulation test network were added other variable which have reached a level of categorization above 70%, and according to these, the variables that contribute significantly to the measurement and risk classification are the required rate of return, 91-day Cetes and stock returns, adjusting these variables final results.

## Key words:

Artificial Neural Networks, Market Risk, Stock Market, Interbank interest rate, Exchange rate, Stock yield, Risk classification, Long term risk rating. Neuronal classifier.

## RIASSUNTO:

Nei diversi paesi latino-americani, e nei paesi come il Messico e la Colombia, la applicazione di Reti Neurali Artificiali è stata applicata a dei lavori di ricerca adoperata nel calcolo della misurazione di rischio. Nel caso concreto del Messico questo si è focalizzato nello studio degli analisi di rischio di credito (in un caso; impiegandola per aggiustare i risultati degli indicatori del mercato azionario che offrono informazione utile agli investitori che desiderano ottenere dei livelli ottimi di investimenti in debito). Tuttavia, in questa ricerca in particolare, è stato usato questo strumento per stabilire la misura e classificazione di rischio del mercato messicano, (aggiustando gli indicatori della borsa, nelle operatività delle azioni); usando il modello di Reti Neurali Artificiali (RNA), per la sua classificazione e qualificazione e facendo vedere i risultati ottenuti nella fase sperimentale dei processi di formazione e prova utilizzando variabili come tipo di scambio (peso messicano vs. dollaro americano), il tasso di interesse interbancario di equilibrio (TIIE) e i rendimenti azionari (prezzo finale dell'azione); nella seconda tappa le fasi di sperimentazione e prova di simulazione della rete si sono aggiunte altre variabili con cui si è raggiunto un livello di categorizzazione sul 70%, e d'accordo con questi, le variabili che contribuiscono in modo significativo e la misura e classificazione di rischio sono: il tasso dei redditi richiesto, i Cetes (certificati delle tesorerie) 91 giorni e di redditi azionari, aggiustando i risultati finali a queste variabili.

Parole chiavi: Reti Neurali Artificiali, Rischio di Mercato, Mercato azionario, inflazione. Indebitamento, T. I. I. E., tipo di cambio, Cetes a 91 giorni, tasso di reddito, Reddito azionario, classificazione di rischio, Qualifica di rischio.

## INTRODUCCIÓN

**H**ablar de redes Neuronales artificiales, implica definir lo que ha sido el estudio en esta última década, de la influencia y el desarrollo de la tecnología en aplicaciones científicas como es el cerebro del ser humano, que es transferido en un simulador dentro de los parámetros de la computación denominada cognitiva. El caso del modelo de redes Neuronales Artificiales, había sido utilizado hasta las dos décadas anteriores los noventa y dos mil en investigaciones de carácter científico, en laboratorios de medicina, física, robótica, clasificación de información, en reconocimiento de patrones por mencionar algunos.

Este artículo por lo tanto lo que contiene es la aplicación de las redes Neuronales a un área no muy común el área de finanzas, sin embargo, es importante mencionar que la publicación trata de mostrar el desarrollo de una tesis doctoral, desarrollada en México, en donde este modelo de inteligencia artificial se utiliza en mediciones de riesgo financiero pues apenas en la última década se ha puesto el interés por esta área del conocimiento sobre inteligencia artificial y los algoritmos de aprendizaje que son adaptables para generalizar el conocimiento científico.

El tema principal de esta investigación doctoral, se basó fundamentalmente en estudiar, el mercado financiero de valores, concretamente en la medición y clasificación del riesgo de mercado, aplicable particularmente a los títulos que constituyen el capital, de las organizaciones consideradas como sociedades Anónimas, como son las acciones que se capitalizan en la Bolsa de Valores Mexicana.

La tesis doctoral de donde emana este artículo, define en términos generales, el uso de la inteligencia artificial, empleando una red neuronal específica, aplicando un software, en etapas de aprendizaje, entrenamiento, prueba; de la clasificación y calificación del riesgo o incertidumbre del movimiento de las fuerzas del mercado bursátil.

En la primera etapa de la investigación, la cual se resume este artículo se inició con la aplicación de la red artificial clasificadora, utilizando unas variables económicas que frecuentemente consideramos se relacionan financieramente con la medición del Valor del riesgo (probabilidad de disminución de utilidades o pérdida), variable independiente, como resultado inesperado a consecuencia de la volatilidad de los títulos en el mercado financiero.

Dentro del análisis se consideró el estudio financiero para medir ese riesgo, referido a las variables dependientes económicas: el precio de las acciones que cotizaron en la bolsa de valores en los años 2004 al 2009, en periodos mensuales, el tipo de cambio del peso, tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y la rentabilidad del título (diferencia del valor y el precio accionario).

Sin embargo, estas son variables que por las transformaciones macroeconómicas que presenta cada país, hace que los comportamientos de las mismas no sean regulares ni constantes, dando como resultado mayor volatilidad en los mercados, haciendo que los recursos y las operaciones de capitales representadas por las acciones, tiendan potencialmente a fluctuar de manera cíclica de acuerdo a las diversas políticas y tendencias económicas en el mundo.

Es importante que primero se defina, el concepto *del riesgo financiero o riesgo de mercado* de las acciones en el mercado bursátil, y se puede entender como: la probabilidad a perder o la incertidumbre en la variabilidad del precio del título mostrarse por debajo de su valor nominal, como resultado de una *constante* que predomina hoy en la operatividad de las transacciones bursátiles como es la volatilidad del precio debido a la fuerza del mercado; (oferta y la demanda) de los instrumentos financieros transados por los ahorradores, inversionistas y emisores.

Ante este panorama de inseguridad, se ha planteado por parte de los estudiosos de las finanzas nuevos métodos, técnicas y modelos que permitan frecuentemente, un cálculo o medición de las situaciones de riesgo que generan preocupación frecuente entre los agentes que intervienen en los mercados; que reemplacen y solucionen problemas numéricos y financieros diferentes a los tradicionales algoritmos.

La inteligencia artificial hoy es una de las herramientas que a través de las redes neuronales, pueden adaptarse al cálculo de mediciones económicas, esta fue la razón por la cual se planteó esta investigación, utilizando este modelo de red neuronal artificial, como una forma de crear y diseñar originalmente un modelo de estadística no paramétrica para cuantificar el riesgo de mercado; porque hasta el 2011 fecha en que se sustentó la tesis doctoral, que es la base de contenido de esta publicación no existía en México la utilización de modelo de redes aplicable a la medición, calificación y clasificación del riesgo financiero.

En el estudio de las finanzas es bien sabido, que dependiendo de las unidades económicas Superavitarias (ahorradores e inversionistas) y Deficitarias (acciones), que intervienen en las operaciones de compra y venta de acciones, son las que definen el grado de incertidumbre o volatilidad de los mercados en todo el mundo; y la manera de asumir ese *grado de riesgo*, a través de la calificación y valorización del mismo.

Se hace más trascendente la medición de ese riesgo, particularmente porque cada día son muchas más las empresas que participan e intervienen en estos mercados, principalmente en las bolsas de Valores internacionales, por la dependencia que tienen hoy estos mercados por fenómenos como: la globalización, la integración de los mercados, los bloques económicos y la diversificación de los instrumentos que operan y permiten una mayor probabilidad de riesgo de obtener utilidades o generar pérdidas frecuentes.

Si se estudia lo antecedentes en la medición del riesgo y la volatilidad de las operaciones en los mercados, es importante entender, que la teoría de Markowitz, sobre la selección de cartera para minimizar la incertidumbre y obtener una óptima rentabilidad, influyó en los trabajos de investigadores como: Fama (1968), Lintner (1965), Sharpe (1963, 1964) y Tobin (1958), quienes determinaron un modelo teórico donde se pudieran realizar inversiones en acciones y valores volátiles, para combinarlos con aquellos instrumentos libres de riesgo; y así se obtuviera un portafolio óptimo sin considerar las condiciones de inseguridad que asume el inversionista.

El estudio formal de la *Teoría de las Finanzas Corporativas* inicia con Franco Modigliani y Merton Miller (1958), quienes establecen un conjunto de condiciones que soportan la hipótesis del *principio de irrelevancia en la estructura de capital*, y la determinación del valor de la empresa, desde el punto de vista de la estructura del capital. El modelo que surge de las investigaciones anteriores, es el Capital Asset Pricing Model (CAMP), también conocido como Modelo de Fijación de los Precios de los Activos de Capital.

Con la formulación del modelo CAPM; desarrollado por William Sharpe (1964), John Lintner (1965) y Mossin (1966) se obtiene la medición de un portafolio óptimo de manera práctica, calculando la covarianza de cada activo, con relación al índice del mercado (Beta). El riesgo sistemático también denominado *no diversificable*, en el modelo CAMP se mide a través de este coeficiente.

En los mercados, la medida de incertidumbre comúnmente utilizada es la Beta, usada en las finanzas para denotar la sensibilidad del precio de una acción ante fluctuaciones en el mercado accionario. Como tal, este indicador es la medida de la volatilidad del riesgo sistemático. Sin embargo, no mide la variabilidad total de una acción, sino sólo una parte de ésta; que corresponde a la inestabilidad del mercado, también conocido como riesgo no diversificable.

La teoría de Markowitz, sobre la selección de cartera para minimizar la incertidumbre y obtener una óptima rentabilidad, influyó en los trabajos de investigadores como: Fama (1968), Lintner (1965), Sharpe (1963, 1964) y Tobin (1958), quienes determinaron un modelo teórico donde se pudieran realizar inversiones en acciones y valores volátiles, para combinarlos con aquellos instrumentos libres de riesgo; y así se obtuviera un portafolio óptimo sin considerar las condiciones de inseguridad que asume el inversionista.

Todo lo relacionado anteriormente, ha generado que las finanzas corporativas y las internacionales, sigan evolucionando y continúen en la búsqueda de novedosas soluciones en la medición del riesgo, no solamente a través de sus portafolios de inversión, sino tecnologías y medios electrónicos que muestren información sobre las tendencias de

medir la probabilidad de pérdida de una acción en el mercado por la caída de su precio, y poder proyectar una estimación del nivel de confianza del título para sus inversionistas, por dentro y fuera del mercado.

Además, es importante definir una red neuronal artificial para adentrarnos en el tema: *“Una red neuronal es un modelo matemático simplificado del sistema de procesamiento de información de un ser vivo. Una red neuronal está formada por un conjunto de unidades de procesamiento llamadas neuronas”* (Haykin, 1999, p. 12).

Entendido el concepto, no hay que dejar de lado, informar que el presente artículo es el resultado del desarrollo de la tesis doctoral<sup>1</sup>, que ha recibido un premio especial y un reconocimiento por la Bolsa de Valores de México, y la universidad autónoma por considerar la investigación inédita y original y es una pesquisa, que aporta nuevo conocimiento y novedosa línea de investigación en los estudios de finanzas en México, y simultáneamente en América Latina, pues solo en Argentina y Chile es donde algunos estudiosos han realizado trabajos desde hace algunos años, la aplicación de la inteligencia artificial.

Es importante mencionar que el propósito de este artículo muestra de manera resumida, el trabajo desarrollado casi por seis años de investigación, sobre un novedoso método para la medición del riesgo de mercado, inherente a los instrumentos financieros que cotizan en las Bolsas, aplicado a las empresas, que capitalizan sus títulos (acciones) en la Bolsa Mexicana de Valores, utilizando la inteligencia artificial mediante una red neuronal artificial clasificadora y entrenada simultáneamente para calificar el mismo. Este trabajo se enfoca en las acciones más activas, es decir, las que se compran y venden en mayor cuantía cada trimestre por los agentes económicos en México, cuya sensibilidad al riesgo de mercado mexicano está representada por indicadores económicos como la beta<sup>2</sup> del índice de precios y cotiza-

<sup>1</sup> Autoras de la tesis doctoral: Dras. Aura María González Garzón, Esther Carmona.

<sup>2</sup> Medida del riesgo sistemático de un activo que indica la sensibilidad del valor de una acción frente a las variaciones en el mercado, y que de acuerdo al modelo CAPM, es el indicador de la volatilidad (variabilidad) del valor de una inversión (o cartera de inversiones) al índice de su categoría de inversión correspondiente.

ciones (IPyC)<sup>3</sup>, calculada sobre métodos estadísticos como el análisis de regresión y cálculos tradicionales como el análisis fundamental y el análisis técnico, estos indicadores conforman la información con que se alimentó en su primera fase experimental del proyecto desarrollado.

Los resultados de las categorías calculada por la red neuronal artificial, se equipararon con los de las escalas de calificación de riesgos, emitidas por las entidades calificadoras de riesgo (ECR) más importantes del país, las cuales emiten una calificación basados en diversos análisis estadísticos, fundamentales y técnicos donde muestran los resultados obtenidos en los reportes y sus tablas reportadas, en los mercados internacionales en sus informes periódicos a todas las empresas que cotizan en las diferentes bolsas de Valores del mundo.

Métodos y metodología aplicable a la Investigación sobre la medición del riesgo de mercado.

El modelo aplicable a esta investigación ha sido computacional, aplicando una metodología avanzada sobre inteligencia artificial, utilizando una red neuronal clasificadora entrenada en para calificar la incertidumbre, resultado de la volatilidad del mercado de capitales.

La metodología en la medición del valor del riesgo de mercado, su clasificación y calificación de los instrumentos financieros en la Bolsa de Valores; se desarrolla por medio de una red utilizada como *neurona clasificadora*, la cual, ante un conjunto de patrones de entrada, de factores económicos, que afecta la volatilidad del mercado, asume riesgos e incertidumbre al comercializar los títulos (acciones) que se cotizan en el mercado a largo plazo a nivel mundial.

---

<sup>3</sup> Es el indicador más importante de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), que expresa el rendimiento que el mercado accionario obtiene en función de las variaciones en los precios de una selección de acciones, considerada como una muestra balanceada, ponderada y representativa de las 37 emisoras que lo componen y que cotizan en la bolsa a partir del 6 de enero del 2011.

En el trabajo de tesis doctoral se asumió el cálculo medición y clasificación de tres tipos de variables económicas relacionados, con los tres diferentes riesgos representativos, que afectan continuamente a los instrumentos de inversión y capitalización como son: 1.- el riesgo de tasa de interés, 2.- el riesgo sobre el tipo de cambio, y por último: 3.- el riesgo del precio del activo financiero. El estudio se direccionó en la aplicación de variables como tasa de interés de riesgo interbancario (TIIE), tipo de cambio, y variación del precio del título o valor, (rendimiento resultado de la diferencia entre el valor nominal y el precio).

Sin embargo, es interesante recalcar que este estudio y la aplicación de las Redes Neuronales Artificiales a las actividades como la gestión de créditos y solvencia en general, se encuentra aún en un estado de desarrollo relativamente temprano, de modo que, muchos de los trabajos que se efectúan actualmente se encuentran aún en fase de exploración; por lo que al utilizar esta herramienta se pretende abrir una nueva línea de investigación en México, implementándola en el campo de las finanzas para la clasificación y calificación del riesgo de mercado o financiero.

En este orden, lo que se muestra en este estudio exploratorio es una definición innovadora de la clasificación y la calificación del riesgo de mercado en México, aplicando la estadística no paramétrica mediante el uso de una nueva tecnología en sistemas derivada de la inteligencia artificial, aplicando un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora (RNA), para ajustar la calificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores. Para esta investigación fue necesario probar dos hipótesis una hipótesis nula, y la segunda fase la hipótesis alterna.

### **HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN O NULA. *HIPÓTESIS $H_0$***

El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, tomando como indicadores económicos: tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y los rendimientos accionarios (precio final

de la acción), muestren de una adecuada clasificación y calificación del riesgo financiero, en un 70 % como mínimo, sobre los datos de las principales empresas que capitalizan en el mercado bursátil Mexicano; para ser comparadas con la clasificación y medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

También se calificó posteriormente, los resultados obtenidos una vez que se dio entrada a los datos de las variables económicas; datos obtenidos del grupo de empresas que publican estos indicadores de los informes reportados periódicamente por la Bolsa de valores, elaborándose la etapa de prueba, de entrenamiento, y aprendizaje, mediante la aplicación del algoritmo backpropagation (BP) de aprendizaje, posteriormente se ejecutó la red neuronal dando la entrada a las variables: tipo de cambio, tasa de interés y rendimiento (Precio de la acción),y obteniéndose los datos o resultados de salida; este proceso fue supervisado de manera continua para su validación, con el fin de asegurar el buen funcionamiento y empleo de la neurona clasificadora, que se utilizó en el periodo de prueba o en esta primer inicio de la investigación.

Fases del desarrollo de una estructura de red neuronal, *ciclo de vida* de la red neuronal.

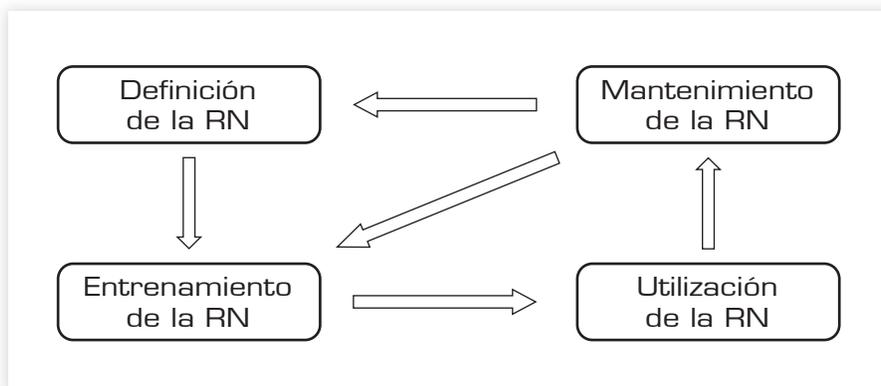


Figura 1.

**Fases del desarrollo de una estructura de red neuronal, ciclo de vida de la red neuronal.**

Datos obtenidos de Quispe (2014, p. 23).

## LA METODOLOGÍA SEGUIDA EN EL MODELO DE RED NEURONAL

1. La definición de la red neuronal, es una neurona clasificadora, con una serie de datos de entrada: las variables económicas: tipo de cambio, tasa de interés y rendimiento de los instrumentos financieros (acciones), dando como resultado un acervo de datos de salida clasificados en un 42 % y ajustándose constantemente a un grupo limitado de clasificación. Se usó estructuralmente una red neuronal de diversas capas, a lo que se le atribuye el bajo resultado haciendo ineficaz el poder aprobar la *Hipótesis  $H_0$* , la hipótesis nula.
2. Entrenamiento e instrucción de la red, en esta etapa de vida de la neurona, se utilizó el algoritmo re-propagación (BP). Cabe destacar en esta etapa, el proceso de aprendizaje en su capa oculta, se corrieron varias veces los datos y la ejecución fue constante, debido a los errores arrojados, en los resultados obtenidos.
3. En la fase de utilización el conjunto de entradas ponderadas, (las tres variables mensuales aplicadas), no fueron modificadas ni en peso, tampoco en umbrales.
4. La última etapa del ciclo de vida, el mantenimiento de la red clasificadora, en su capa de salida mostró una calificación del riesgo del 45 % aproximado, por tal razón fue necesario entonces una validación continua de la estructura de la red, el tiempo estimado de la ejecución del forward fue como de un año o más, con el fin de hacer ajustes a su estructura y avalar si se estaba usando adecuadamente la relación de los datos en su capa oculta, por lo que se efectuó el proceso de aprendizaje diferente, utilizándolos indicadores trimestrales y no mensuales como se hizo en su entrenamiento y se realizó ajuste del peso, para subsanar errores y lograr los resultados de clasificación esperados del (75 %).

La situación, anterior confirmo que no existía una conexión y relación estrecha entre los datos suministrados en la capa de entrada y la coherencia con la variable dependiente riesgo sistemático en el procesamiento de la información en la capa oculta. Esto permitió con-

cluir que en su primera etapa de búsqueda, no se alcanzó a cuantificar, el límite mínimo de clasificación esperado, ya que los porcentajes se compararon con el valor de salida de la clasificación con los parámetros del umbral de calificación del riesgo financiero en medio bajo y alto y fue numéricamente imposible, porque la función de activación fue lineal y la señal de la capa de salida no resultó positiva.

## COMPONENTES BÁSICOS PARA EL FUNCIONAMIENTO DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Los aspectos fundamentales que deben ser considerados para obtener el funcionamiento correcto de una Red Neuronal Artificial son:

- a. Elementos de procesamiento: definición de Neuronas en *el proyecto esta investigación* de una neurona clasificadora.
- b. Regla de activación de los elementos: en el proyecto, la función de activación fue lineal.
- c. Topología de interacción entre los elementos de procesamiento. Estructura preceptor multicapa\* .
- d. Regla de propagación a través de las conexiones. Propagación hacia atrás o retro- propagación.
- e. Regla de aprendizaje. Entrenamiento supervisado corrección de error.
- f. Medio ambiente en el que el sistema opera. Determina las señales continuas a las unidades de entrada que son las variables tipo de cambio, tasa de interés y rendimiento de las acciones.(Gómez, *et al.*, 2009).

\*La topología de la Red Neuronal Artificial con sistema de aprendizaje de perceptrón multicapa con  $n$  neuronas de entrada,  $m$  neuronas en su capa oculta y  $n$  neuronas de salida; que se utiliza en este trabajo, se representa la estructura de una red en la Figura 2:

## ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL

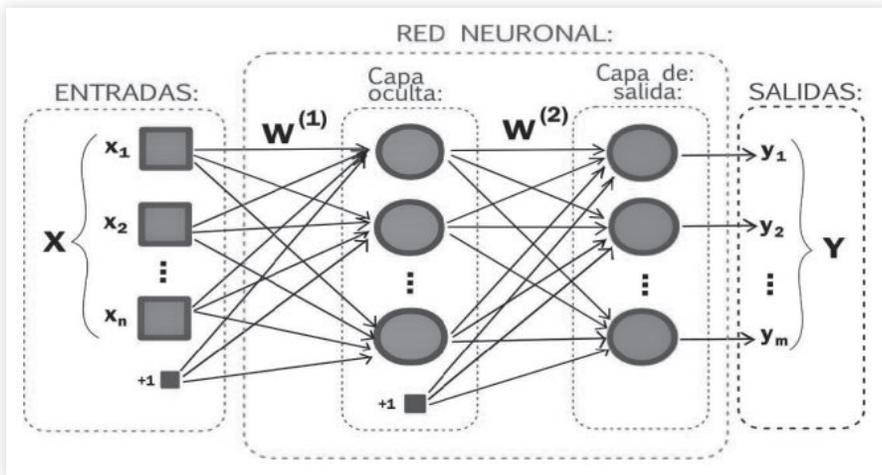


Figura 2.

### Estructura de la red neuronal.

Datos obtenidos de Lescano (2015, p. 11)

El diseño de la investigación de este modelo en la medición del riesgo financiero, es de tipo experimental, y se fundamenta en un enfoque cuantitativo, porque se centra en medir el efecto de las variables independientes sobre la variable dependiente representada por el riesgo de mercado, aplicando como herramienta de medición y clasificación del mismo, un modelo de análisis estadístico no paramétrico tal como una Red Neuronal Artificial Clasificadora.

En el diseño se consideró una variable dependiente: el *riesgo de mercado mexicano* para observar su efecto en tres variables iniciales: *rendimientos accionarios (RA)*, *tasa de interés interbancaria estimada (TIIE)* y *tipo de cambio (TC)*; posteriormente el estudio fue complementado con otras variables: *Razón de liquidez o prueba ácida (RPA)*, *razón de endeudamiento total (RET)*, *volumen de cotización (VOLUMEN)* y *precio de cierre (CIERRE)*, para ajustar el cálculo de la medición y clasificación del riesgo.

En la muestra de selección se consideró las acciones de las primeras dieciocho emisoras más bursátiles, de un total aproximado de 120

que han cotizado desde el 2004 hasta el 2009 en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), fecha tomada como fecha de corte para la selección de los datos. De manera que: los datos o variables tomadas como objeto de estudio en la primera parte de esta investigación, constan de 1296 observaciones correspondientes a las 18 acciones de las empresas más activas (con alta volatilidad) que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores entre los años de 2004 a 2009, considerando que se utilizaron datos mensuales.

Sin embargo, es importante aclarar al lector, que debido a la insuficiencia en la base de datos histórica de algunas empresas éstas se descartaron; por lo que, el total disponible de observaciones después de aplicar este filtro fue de 384, correspondientes a 16 compañías consideradas dentro de las más volátiles de acuerdo a la desviación estándar de sus rendimientos.

La base de datos fue significativa, solamente se consideraron los datos referentes a las empresas que cotizan en México, y no se incluyó información de entidades nacionales que coticen en los mercados internacionales, tales como: el New York Stock Exchange (NYSE) y el National Association of Securities Dealers Automated Quotation (NASDAQ).

Una vez obtenidos los datos fue necesario continuar con el proceso operativo del entrenamiento de la red, para obtener un incremento en el porcentaje de clasificación por considerarse bajo en la primera etapa de simulación; y así poder validar la hipótesis alterna, para lo cual fue necesario implementar la entrada de otros datos a la red considerando las variables: tasa libre de riesgo, tasa de rendimiento esperada y rendimiento accionario del mercado.

El riesgo de mercado, representado por la beta del IPyC se consideró como la variable dependiente en las dos etapas de la simulación y como variables independientes de la primera simulación:

- a) La tasa de interés interbancaria estimada mensual (TIEE).
- b) El tipo de cambio mensual (Peso mexicano vs. Dólar americano).

- c) El rendimiento accionario mensual de las empresas muestra (RA), medido en términos de la diferencia resultante de los logaritmos de los precios históricos finales de las acciones con mayor bursatilidad (más activas), que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores, desde el 2004 hasta el 2009. El rendimiento accionario, se expresa como:

$$(\text{LN } P_{T+1} - \text{LN } P_T);$$

siendo  $\text{LN } P_{T+1}$ , el logaritmo natural del precio final y  $\text{LN } P_T$ , el logaritmo natural del precio inicial.

- a) La razón de liquidez o prueba ácida (RPA) mensual.  
b) La razón de endeudamiento total (RET) mensual.  
c) Volumen de cotización (volumen) mensual.  
d) Precio de cierre (cierre) mensual.

Este proceso descrito anteriormente, fue validado repetidas veces sobre todo en la primera etapa de este trabajo con el conjunto de entrenamiento de la red, debido a que las variables consideradas como independientes tales como la TIIE y el TC, al presentar valores mensuales no presentaban movimientos demasiado notables ó bruscos, que permitieran que la red aprender a diferenciar estos valores, debido a la falta de movimientos significativos de los datos mensuales. Por esta razón el periodo de entrenamiento en la primera etapa fue el que requirió un tiempo mucho más largo, que en la segunda etapa de simulación del trabajo de investigación.

Por tanto, si una red neuronal artificial (RNA), permite pronosticar comportamientos de variables financieras que no siguen un comportamiento lineal, fue necesario probar la hipótesis alternativa, como se muestra en la tesis: *Hipótesis H*; utilizando como datos de entrada diferentes tipos de información, por lo que es necesario que se realice la segunda etapa de simulación.

Las principales características del modelo de red, que se utiliza en este trabajo son:

1. Una red supervisada de Perceptrón Multicapa o MLP, que utiliza como función de activación la “función logística”; la cual es una función no lineal, creciente, acotada (tomando un intervalo entre cero y uno) y es diferenciable.
2. Se usa el perceptrón multicapa, y como función de aprendizaje la retropropagación.

El tipo de conexión que se aplica en la arquitectura de la RNA, es la conexión estándar que se realiza entre las capas de entrada y de salida.

3. La red de propagación hacia atrás (BP: backpropagation), se caracteriza por tener una arquitectura en niveles y conexiones entre neuronas orientadas en el mismo sentido (estrictamente hacia adelante); utilizando un mecanismo de aprendizaje supervisado, que determina cuándo la red ha aprendido correctamente (Anderson, 2007).
4. La característica útil de la RNA clasificadora, consiste en que, ante un conjunto de patrones de entrada, responde con una clasificación de las variables dadas o la información que presenten éstas, con arreglo a un conjunto finito de categorías o clases; que para propósitos de esta investigación las categorías del riesgo de mercado se clasifican en: bajo, medio y alto riesgo. Se consideran como elementos básicos de un modelo de redes neuronales, de unas unidades de entrada: neuronas; cada una de estas reciben un conjunto de entradas por medio de interconexiones y arrojan una salida, el resultado de esta; es el resultados de tres funciones a saber: función de entrada, función de activación y función de salida.

## RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN SOBRE LA MEDICIÓN DEL RIESGO DE MERCADO DE LAS ACCIONES QUE CONFORMAN EL MERCADO DE ACCIONES, EN LA BOLSA MEXICANA DE VALORES.

Para ilustrar cómo se determinó la clasificación y las escalas de riesgo de la RNA para compararlas con los resultados de las empresas calificadoras de riesgo (ECR), se tomó en cuenta el mapeo de calificaciones que la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV)<sup>4</sup>, para verificar las escalas de calificación del grado de inversión (Ver Anexo 1-B), que publicó la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) en el Diario Oficial de la Federación (DOF) el viernes 09 de Abril del 2010<sup>5</sup>: “Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito”.

La interpretación y análisis de la información que se tiene de salida, clasifica al riesgo de mercado como bajo, medio y alto. Los resultados se compararon con la escala de calificación de las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) en nuestro país como la S&P, Fitch y Moody's de México (Ver Tabla 1).

**Tabla 1**  
Escala de calificación que las ECR otorgan al riesgo de crédito, en comparación con la escala de calificación de la RNA que clasificó y calificó al riesgo de mercado.

Nombre de la emisora y clave de pizarra o cotización	Standard & Poor'S	Fitch	Moody's	Etiquetas de salida de la RNA
AMERICA MOVIL-L (AMXL.MX)	mxAAA/estable/ mxA-1+	AAA	Aaa.mx	ALTO
CEMEX-CPO (CEMEXCPO.MX)	mxBB+/positiva/ mxB	BB		ALTO

<sup>4</sup> El objetivo de la CNBV es salvaguardar la estabilidad del Sistema Financiero Mexicano (SFM) y fomentar su eficiencia y desarrollo incluyente en beneficio de la sociedad.

<sup>5</sup> Consulta en línea: <http://www.cnbv.gob.mx/Normatividad/25a>. Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito. docx [febrero, 2011].

Nombre de la emisora y clave de pizarra o cotización	Standard & Poor'S	Fitch	Moody's	Etiquetas de salida de la RNA
TELMEX-L <b>(TELMEXL.MX)</b>	mxAAA/estable/ mxA-1+	AAA	Aaa.mx	MEDIO
GRUPO MÉXICO-B <b>(GMEXICOB.MX)</b>	BBB-/estable/-			ALTO
WAL-MART-V <b>(WALMEXV.MX)</b>		1+AAA/ estable/		ALTO
EMPRESAS ICA <b>(ICA.MX)</b>	mxBBB+/estable/-			ALTO
GRUPO TELEVISA-CPO <b>(TLEVISACPO.MX)</b>	mx/AAA/estable/-	AAA	Aaa.mx	MEDIO
CONSORCIO ARA <b>(ARA.MX)</b>	mxA/estable/-		A2.mx	ALTO
MEXICHEM <b>(MEXCHEM.MX)</b>	mxAA=/estable/ mxA-1	AA	Aa3.mx	BAJO
FOMENTO ECONÓMICO MEXICANO UTS <b>(FEMSAUBD.MX)</b>	mxAAA/CWN/ mxA-1+	AAA	Aaa.mx	BAJO
SORIANA-B <b>(SORIANAB.MX)</b>		AA		BAJO
CORPORACIÓN GEO-B <b>(GEOB.MX)</b>	mxBBB+/negativa/ mxA-2	BBB	A3.mx	ALTO
CONTROLADORA CPO COMERCIAL MEXICANA <b>(COMERCIUBC.MX)</b>	CCC/mx/AA/mx A-1 D			ALTO
KIMBERLY-CLARK-A <b>(KIMBERA.MX)</b>	mx/AAA/estable/ mxA-1+	AAA		BAJO
GRUPO MODELOC <b>(GMODELOC.MX)</b>		AAA/ estable/		BAJO
CARSO GLOBAL TELECOM-A1 <b>(TELECOMA1.MX)</b>		AAA		ALTO

Fuente: Elaboración propia, fundamentada en la información generada por S&P, Fitch y Moody's de México y la RNA.

El trabajo de investigación (tesis doctoral), muestra los resultados de los conjuntos de entrenamiento y de prueba de la red en la fase experimental, que contó con dos etapas de simulación.

En la primera etapa de la simulación se probó y rechazó la hipótesis nula  $H_0$ , ya que no se logró el porcentaje de clasificación deseado (70% ó más) con las variables de entrada que se le proporcionaron a la neurona: tipo de cambio (TC), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y rendimientos accionarios (RA) de las 18 empresas consideradas como las más bursátiles, que cotizaban en la Bolsa Mexicana de Valores mensualmente durante el periodo 2004-2009.

Al darle entrada a 1296 índices calculados y presentados en forma mensual, para que alimentasen a la red, éstos no mostraron cambios importantes, por el contrario, mostraron variaciones muy estrechas o no significativas que dificultaron que la red aprendiera; por lo que, la red se sobreentrenó y ya no aprendió, esto sucedió por la cantidad de datos que se utilizaron.

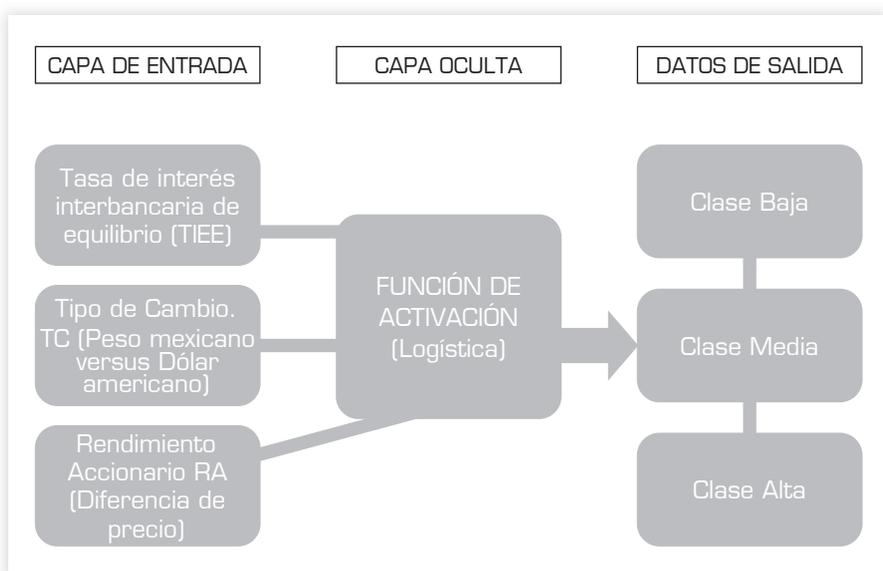
La implementación de la red, abarco la comparación de la cuantificación de los parámetros de clasificación y calificación del riesgo en tres clases: alto, medio y bajo desde el punto de vista cualitativo. Posteriormente, los resultados de salida fueron validados con los indicadores del grado de calificación crediticia que supone implícita el grado de riesgo de mercado, que presentaron las calificadoras de riesgo en México en el último trimestre del 2009. Finalmente, se interpretaron los resultados y se establecieron las diferencias o ajustes del riesgo de mercado, con lo que se demostró la factibilidad del modelo de Redes Neuronales, para categorización y calificación del riesgo sistémico en México.

Es importante aclarar que el comportamiento de los indicadores resultantes de calificación mostrados en la tesis, se muestran de manera general, ya que, también las calificadoras que emiten este tipo de informes, incluyen la medición de los instrumentos de crédito e inversión. Mientras que la red, (herramienta que se utilizó para la clasificación y calificación del riesgo sistémico), solamente analizó el comportamiento del mercado accionario y su incertidumbre en cuanto a perder o disminuir su utilidad, considerado como riesgo de mercado.

Por tanto, se asume la existencia de cierto grado de sesgo en la comparación de los resultados de clasificación y categorización de la red, con respecto a la calificación emitida por las empresas calificadoras de riesgo (ECR), en el último trimestre del 2009 en forma global, considerando como fecha de corte el mes de diciembre de este mismo año.

*El software utilizado para llevar a cabo las dos etapas de simulación, es el Matlab 7.0 con el módulo de redes neuronales.*

Es una red con conexiones hacia delante (feedforward) de tres capas, comúnmente empleada en la literatura en problemas de clasificación. La red consta de una capa de entrada, una oculta y una de salida, tal como se muestra en la Figura 2.



*Figura 2.*  
**Estructura de la RNA implementada.**  
Elaboración propia

Las tres capas son capa de entrada: los indicadores o datos de entrada de tasas de interés, tipo de cambio rendimiento de las acciones.

Capa oculta: donde se cumple la función de activación (logística)

Datos de salida: clase baja, clase media y clase alta.

**Capa de entrada.** La base de datos completa tomada como objeto de estudio en la primera parte de esta investigación, consta de 1296 observaciones correspondientes a las 18 acciones de las empresas más activas (con alta volatilidad) que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores entre los años de 2004 a 2009, utilizando datos mensuales.

Sin embargo, debido a la gran cantidad de observaciones, en la segunda parte de este trabajo se optó por reducir el conjunto de datos, empleando solamente los de cada trimestre (marzo, junio, septiembre y diciembre). Además, debido a la insuficiencia en la base de datos histórica de algunas empresas, éstas se descartaron; por lo que, el total disponible de observaciones después de este filtrado fue de 384, de la muestra correspondiente a 16 compañías consideradas dentro de las más volátiles.

Cada observación consta de “ $n$ ” variables. Así que, para corroborar la selección de las observaciones empleadas se tomaron los periodos con mayor volatilidad, y la elección de éstos fue realizada primero mediante inspección visual y posteriormente comprobada por medio de estadística paramétrica, utilizando la desviación estándar de los mismos. Además, cada observación fue etiquetada empleando el valor de su beta, considerado como el indicador del grado de riesgo del mercado.

El intervalo de etiquetamiento fue determinado de tal forma que las observaciones etiquetadas se balancearan, es decir, existiera el mismo número de observaciones para cada etiqueta. Cada etiqueta representa una clase que puede ser: baja, media o alta dependiendo del nivel de riesgo de mercado, y de común acuerdo con el criterio tomado por las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR's). El intervalo de etiquetamiento es el siguiente:

Clase baja: menor a una beta de 0.70.

Clase media: mayor o igual a una beta de 0.70 y menor o igual a una beta de 1.14

Clase alta: mayor a una beta de 1.14.

Las variables de entrada empleadas para alimentar la red neuronal y tratar de lograr el porcentaje de clasificación adecuado (mayor al 70 %), para el riesgo de mercado son las siguientes:

- a) La tasa de interés interbancaria estimada mensual (TIEE).
- b) El tipo de cambio mensual (Peso mexicano vs. Dólar americano).
- c) El rendimiento accionario mensual de las empresas muestra (RA), medido en términos de la diferencia resultante de los logaritmos de los precios históricos finales de las acciones con mayor bursatilidad (más activas), que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores, desde el 2004 hasta el 2009.

El conjunto de datos para alimentar la red neuronal fue dividido en dos subconjuntos: *de entrenamiento* y *de prueba*; la selección de los elementos de cada subconjunto es realizada de manera aleatoria.

*Conjunto de entrenamiento*: porcentaje de datos empleados para que la red aprenda el problema, se tomó el 80 % de los ejemplos, siendo denotado como conjunto dentro de la muestra.

*Conjunto de prueba*: datos no incorporados anteriormente, son el resto de los ejemplos que son usados para probar la capacidad de clasificación de la red, ante otros que nunca ha visto, para lo cual se utiliza el 20 % restante, denotado como fuera de la muestra.

Número total de ejemplos: 1296

Casos dentro de la muestra: 907 (70 %)

Casos fuera de la muestra: 389 (30 %).

**Capa oculta.** El número de neuronas de la capa oculta es determinado experimentalmente. La función de activación de cada neurona es la función logística.

Función Logística. Las funciones sigmoideas son un conjunto de funciones no lineales, crecientes, monótonas y acotadas. La función sigmoideal más común es la función logística definida como:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

La función logística está acotada entre 0 y 1. Los pesos sinápticos de la red fueron inicializados aleatoriamente siguiendo una distribución normal. El algoritmo de entrenamiento empleado es el algoritmo de retro propagación de gradiente conjugado escalado descrito en Moller, MF. (1993).

La búsqueda del número de neuronas adecuado para el problema de clasificación en cuestión, fue efectuada en un intervalo de 15 a 20 neuronas, formando un total de 5 redes neuronales.

Se llevaron a cabo 17 experimentos por cada red neuronal. Cada experimento es realizado cambiando los pesos sinápticos aleatorios iniciales de cada red neuronal. Además, de variar los tamaños del conjunto de entrenamiento en 70, 75, 80 u 85 %, es decir, el conjunto de entrenamiento representa ese porcentaje del total de observaciones disponibles, formando un total de 20 combinaciones.

Combinaciones = (# de configuración en la capa oculta x Diferentes tamaños del grupo de entrenamiento) (3)

Los promedios *de error de la red neuronal* (sobre los 17 a 20 experimentos) para cada red neuronal del conjunto de entrenamiento en la primera etapa como se muestran en la Tabla 1.

La red que obtuvo el menor error durante el entrenamiento fue la red neuronal de 17 nodos en la capa oculta y un 80 % (1.037 observaciones) del total de las observaciones empleadas.

La red con la configuración antes mencionada (cada red representa un experimento de los 17 realizados) fue empleada para la clasificación del conjunto de prueba, obteniendo un promedio de error sobre los

17 experimentos de 32,56 % con una desviación estándar promedio de 28.25 (ver resultados Tabla 2).

Este resultado se puede apreciar en la tabla de ilustración de los promedios de error de la red neuronal, que aparece a continuación en el quinceavo experimento, donde el tamaño del conjunto de entrenamiento fue del 75 % .

*Tabla 2.*  
**Promedios de error de las redes neuronales**

El error deseado es cero mientras que el error máximo es 1.

Nodos capa oculta	Tamaño conjunto de entrenamiento	Promedio de error	Desviación estándar
15	70%	0.33364312	0.27471056
	75%	0.32569444	0.28025286
	80%	0.32785016	0.28365945
	85%	0.32684049	0.28726380
16	70%	0.39609665	0.26009151
	75%	0.37239583	0.27880426
	80%	0.36954397	0.28770251
	85%	0.36533742	0.28483524
17	70%	0.39219331	0.23681348
	75%	0.39027778	0.24186065
	80%	0.37703583	0.25762543
	85%	0.37361963	0.25688348

*Fuente:* Elaboración propia.

La Tabla 3 representa la matriz de confusión del promedio de los 17 a 20 experimentos de esa red sobre *el conjunto de entrenamiento*.

Tabla 3.

**Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento**

		Matriz de confusión			
		Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	
Salida de la red	Riesgo Bajo	89 28.99%	13 4.23%	1 0.33%	<b>86.41%</b> <b>13.59%</b>
	Riesgo Medio	18 5.86%	68 22.15%	17 5.54%	<b>66.02%</b> <b>33.98%</b>
	Riesgo Alto	13 4.23%	11 3.58%	77 25.08%	<b>76.24%</b> <b>23.76%</b>
		<b>74.17%</b> <b>25.83%</b>	<b>73.91%</b> <b>26.09%</b>	<b>81.05%</b> <b>18.95%</b>	<b>76.22%</b> <b>23.78%</b>
		Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	
		Clase objetivo			

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 4, se muestra la tabla de error de los experimentos hechos con la red neuronal de 18 nodos en la capa oculta y un *conjunto de prueba* formado por el 20% de observaciones del total de datos disponibles. Los conjuntos de entrenamiento y de prueba son mutuamente excluyentes.

Tabla 4.

**Promedios de error con el conjunto de prueba**

No. Experimento	Error
1	0.01298701
2	0.44155844
3	0.07792208
4	0.09090909

No. Experimento	Error
5	0.07792208
6	0.74025974
7	0.05194805
8	0.05194805
9	0.36363636
10	0.57142857
11	0.02597403
12	0.40259740
13	0.02597403
14	0.06493506
15	0.09090909
16	0.67532468
17	0.07792208
18	0.76623377
19	0.07792208
20	0.41558442
Promedio de error	<b>0.255194805</b>
Desviación Estándar del Error	<b>0.257793840</b>

Fuente: Elaboración propia.

Por último, la Tabla 5, representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de la red de 18 nodos, sobre el *conjunto de prueba*.

**Tabla 5.**  
**Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento**  
**Matriz de confusión**

		Matriz de confusión			
<b>R e s u l t a d o s</b>	<i>Riesgo Bajo</i>	440 48.5%	50 5.5%	284 31.3%	<b>56.8%</b> <b>43.2%</b>
	<i>Riesgo Medio</i>	10 1.1%	2 0.2%	19 2.1%	<b>6.5%</b> <b>93.5%</b>
	<i>Riesgo Alto</i>	38 4.2%	5 0.6%	59 6.5%	<b>57.8%</b> <b>42.2%</b>
	<i>Porcentaje de clasificación</i>	<b>90.2%</b> <b>9.8%</b>	<b>3.5%</b> <b>96.5%</b>	<b>16.3%</b> <b>83.7%</b>	<b>55.2%</b> <b>44.8%</b>
		<i>Riesgo Bajo</i>	<i>Riesgo Medio</i>	<i>Riesgo Alto</i>	
	<b>Clase objetivo</b>				

Fuente: Elaboración propia.

## RESULTADOS DE LA CAPA DE SALIDA

Objetivo: Determinación de las clases del riesgo de mercado en bajo, medio y alto.

La función de activación  $f(x)$  es la que determina la salida de la red neuronal y limita la amplitud de la salida de la neurona. La salida de la neurona está definida como:

$$y_i = f(\sum_{i=1}^n w_{ji}u_i + b_j) \quad (4)$$

Obteniendo como resultados globales de clasificación en las dos etapas donde se probó la hipótesis alterna, en las fases de entrenamiento y prueba son los siguientes:

En cuanto a los resultados de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento:

- a) La red clasificó 774 ejemplos como riesgo bajo, tomando en cuenta el 70 % de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 56.8 % de clasificación correcta.
- b) La red clasificó 31 ejemplos como riesgo medio, tomando en cuenta el 70 % de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 6.5 % de clasificación correcta.
- c) La red clasificó 102 ejemplos como riesgo alto, tomando en cuenta el 70 % de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 57.8 % de clasificación correcta.

Las variables de entrada empleadas para alimentar la red neuronal y tratar de lograr el porcentaje de clasificación adecuado (mayor al 70 %), para el riesgo de mercado son las siguientes:

- a) La tasa de interés interbancaria estimada mensual (TIEE).
- b) El tipo de cambio mensual (Peso mexicano vs. Dólar americano).
- c) El rendimiento accionario mensual de las empresas muestra (RA), medido en términos de la diferencia resultante de los logaritmos de los precios históricos finales de las acciones con mayor bursatilidad (más activas), que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores, desde el 2004 hasta el 2009.

Los resultados de salida en las fases de entrenamiento y prueba, clasificaron al riesgo de mercado como bajo, medio y alto. La muestra consta de 128 ejemplos de riesgo bajo, 129 ejemplos de riesgo medio y 127 correspondientes a riesgo alto.

La interpretación de las clases objetivo de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento de la red, muestran que:

- a) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 488 ejemplos como bajos, tomando en cuenta el 70 % de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 90.2 % de clasificación correcta.

- b) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 57 ejemplos como medios, tomando en cuenta el 70 % de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 3.5 % de clasificación correcta.
- c) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 362 ejemplos como altos, tomando en cuenta el 70 % de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 16.3 % de clasificación correcta.

## **CONCLUSIONES**

Las conclusiones más importantes que se desprenden del trabajo realizado, son:

La red neuronal de 18 nodos en la capa oculta, obtuvo un promedio de acierto total (incluye conjunto de entrenamiento y conjunto de prueba) de 75.96 % con una desviación estándar promedio de 24.94, con respecto al promedio de error.

La conclusión más importante en esta primera parte del trabajo de investigación es reconocer que el porcentaje de medición del riesgo financiero o de mercado de acciones (variable independiente), con la que se alimentó la red, y al relacionarlos con otras variables dependientes utilizadas en la primera etapa de la simulación efectuada en el inicio de esta pesquisa, tales como: Tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), Tipo de cambio (TC), y Rendimiento Accionario (RA). utilizadas arrojan resultados deficientes por cuanto no se alcanzó la medición del riesgo previsto hasta un 75 % y solo se obtuvo en la aplicación de 17 experimentos, fue el momento crítico en que se sobrentreño la neurona y dejó de aprender obtenidos en esta fase de la simulación, un resultado inesperado del apenas 45 % de la medición de clasificación del riesgo, resultado que solo permitió probar la Hipótesis nula definida en el trabajo de tesis doctoral, que se había formulado, lo que permitió entrar en la verdadera fase de experimentación del modelo redes neuronales artificiales, como una manera diferente y factible de medir una variable tan indispensable en los mercados de capitales los cuales cada vez son más determinantes en el desarrollo económico de los países y la manera más equitativa de generar ahorro con una mayor rentabilidad que cualquier otra inversión financiera, pero con

un grado mayor de riesgo de disminución de utilidades o pérdidas, que afectaría tanto a los agentes participantes superavitarios como deficitarios que son los agentes económicos que al final obtienen los resultados en términos numéricos.

De la misma manera se pudo probar el inicio de la experimentación de este modelo computacional de inteligencia artificial, como un modelo fundamental que pueda permitir predicciones financieras que les permitan a los mercados mundiales, tomar decisiones más consensadas y crear mecanismos de medición que planteen unas mejores alternativas de diversificación de inversiones y lograr una distribución equilibrada del riesgo en portafolios de inversión más equitativos e interactivos en su operatividad financiera.

Los resultados experimentados en esta primera parte de la investigación, permitió establecer que existe una probabilidad mayor de una correlación deficiente entre estas variables: Tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), Tipo de cambio (TC), y Rendimiento Accionario (RA) con relación a esta variable de incertidumbre e impredecible de establecer a futuro como es el riesgo de mercado o sistemático financiero que cada día aumenta en la misma proporción en que crecen cada uno de los instrumentos financieros de inversión o de crédito que operan las veinticuatro horas del día en todos los mercados internacionales y en todos los escenarios de la actividad económica y financiera a nivel mundial.

La presente investigación, resulta innovadora en el ámbito económico y financiero en México, ya que permitió ajustar la medición de la calificación del riesgo de mercado utilizando un modelo de red neuronal artificial de tipo clasificador para que, los inversionistas, entidades financieras, investigadores y todos aquéllos interesados e inmersos en el ambiente de las finanzas conozcan que existe otra herramienta que puede servir de base para la medición del riesgo de mercado y por ende del riesgo de crédito.

Las variables que se utilizaron como datos de entrada para alimentar la red neuronal fueron tomadas de indicadores cuantitativos, recopilados de fuentes de información fidedigna, debidamente

publicada y autorizada por las instituciones competentes y que la confiabilidad del origen de las mismas fue elemental y significativo para la correcta aplicación del modelo y la presentación de los resultados obtenidos.

En los resultados de los experimentos en el conjunto de prueba. Los resultados arrojaron que la empresa *ICA.MX* es la que mejor resultados de clasificación obtuvo, con un 87.25% mientras que la empresa *SORIANAB.MX* fue la peor clasificada con un 63.46.

En esta experimentación de carácter financiero se ha probado aún más que través de la aplicación de un modelo de Red Neuronal Artificial, **la beta** es el indicador de sensibilidad correcto que mide de manera objetiva al riesgo de mercado, la cual se consideró como el parámetro de referencia para llevar a cabo la clasificación del mismo, mostrando que la volatilidad del mercado accionario está implícita, en función a los rendimientos accionarios, a la tasa de rendimiento esperada y a la tasa libre de riesgo.

Para la medición y clasificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, se comprobó que la beta no solamente constituye una medición de sensibilidad a la volatilidad, sino que, además permitió establecer una calificación del riesgo del mercado accionario mexicano, ajustada a las condiciones económicas prevalecientes en los periodos comprendidos entre el 2004 al 2009.

## REFERENCIAS

- Akerlof, G. (1970). The Market for Lemons: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *Quartely Journal of Economics. The MIT Press*, (3) 488-500.
- Altman, E. (1989). *Measuring Corporate Bond Mortality and Performance. Journal of Finance*. México.
- Anderson, J. (2007). *Redes Neurales*. México, D.F.: Grupo Editor Alfa Omega.

- Arango, P. (2009). *Modelo de cupos de inversiones temporales para entidades del sector real a partir del Análisis de riesgo de crédito y riesgo de mercado*. Obtenido de [www.bdigital.unal.edu.co/2395/1/43974185.2009.pdf](http://www.bdigital.unal.edu.co/2395/1/43974185.2009.pdf)
- Baker, B. y Richards, C. (1999). A Comparison of Conventional Linear Regression Methods and Neural Networks for Forecasting Educational Spending. *Economics of Education Review*, (4) 405-415.
- Bernouilli, D. (1954). *Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk*. (Traducción del trabajo original de 1738). *Econométrica*. Buenos Aires.
- Bühlmann, H. (1970). *Mathematical Methods of Risk Theory*. Heidelberg: Springer-Verlag. Barcelona.
- Comité de Basilea I y II. (1998). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*. Basilea. Suiza.
- Corredor, P. y Santamaría, R. (2004). *Forecasting Volatility in the Spanish Option Market*. *Applied Financial Economics*. México.
- Gómez, P. y Mendoza, A. (2009). *Herramientas para el pronóstico de la calificación crediticia de las finanzas públicas estatales en México: Redes Neuronales Artificiales, Modelo PROBIT Ordenado y Análisis Discriminante*. México.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. MacMillan College Publishing Company.
- Hornik, K.; Stinchcombe, M. and White, H. (1989). Multilayer feed-forward networks are universal approximators. *Neural Networks*, (29) 259-366.
- <https://advancedtech.wordpress.com/2007/08/31/elementos-basicos-de-una-red-neuronal-artificial/>. (s.f.).

- Lamothe, P. y García, P. (2004). *La volatilidad implícita en las opciones sobre índices bursátiles. Propuesta de Metodología de Estimación. Documento de Trabajo 0407. Doctorado en Finanzas de Empresa.* Madrid: Universidad Autónoma y Universidad Complutense de MADRIS.
- Lescano, R. (2015). *Redes neuronales.* Bogotá.
- Modigliani, F. & Miller, M. (1958). The Cost of Capital Corporation Finance, and the Theory of Investmen. *American Economic Review*, (27) 261-2917.
- Moller. (1993). Scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks* 6(4): 525-533. *Neural Networks* 6(4): 525-533. 6(4):525-533.
- Morgenstern, O. & Von, John. (1994). *Theory of Games and Economic Behavior.* Princeton University Press.
- Moshiri, S.; Cameron, N. y Scuse, D. (1999). *Static, Dynamic, and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation. Computational Economics.*
- Moyer, McGuigan y Kretlow (2005). (2005). *Administración Financiera Contemporánea.* México: Thomson editores.
- Oddone, C. (2004). *Mercados Emergentes y Crisis Financiera Internacional. El caso argentino a la luz de las experiencias de México y el Sudeste Asiático.* Buenos Aires, Argentina: Eumed.
- Parisi, A. (2002). Evaluación de modelos de Redes neuronales de predicción del signo de la variación del IPSA. *Estudios de Administración*, (9) 67-103.
- Parisi, A.; Parisi, F. y Guerrero, J. (2003). *Redes neuronales en la predicción de Índices bursátiles internacionales: Un análisis de la estabilidad de los pesos.* *El Trimestre Económico.* París.

- Pratt, J. (1966). *Risk Aversion in the small and the Large*. Econometrica. Chile.
- Quispe, N. (2014). *Fases del desarrollo neuronal*. Bogotá.
- Refenes, A. (1995). *Neural networks in the capital markets*, Wiley. New York.
- Sánchez, J. (2003). Dos aplicaciones empíricas de las redes neuronales artificiales a la clasificación y la predicción financiera en el Mercado español, *Revista Asturiana de Economía* No. 28, pp. 61-87. *Revista Asturiana de Economía*, (28) 61-87.
- Sarmiento, R. y Velez, R. (2007). Teoría del riesgo en mercados financieros: una visión teórica. Cuadernos Latinoamericanos de Administración - Vol. II No. 4, pp. 1-25. *Cuadernos Latinoamericanos de Administración*, (4)1-25.
- Zhang, D.; Jiang, Q. and Li, X. (2004). Application of Neural Networks in Financial Data Mining. *International Journal of Computational Intelligence*, Volume 1. Number 2, pp. 116-119. *International Journal of Computational Intelligence*, (2) 116-119.

## ANEXO 1

### Mapeo de calificaciones y grados de riesgo para esquemas de bursatilización e inversión

Cuando una institución calificadora, otorgue una calificación, según la escala y el tipo de moneda que corresponda, las instituciones deberán ajustarse a la siguiente matriz para asociar la calificación asignada con el grado de riesgo que a continuación se detallan:

*Tabla 1.*

**Método estándar para bursatilizaciones: calificaciones y grados de riesgo a largo plazo, escalas globales y locales**

Grados de Riesgo Largo Plazo Método Basado en calificaciones Internas o Inferidas		Escalas de Calificación Autorizadas					
		S&P Escala Global	MOODY'S Escala Global	FITCH Escala Global	S&P Escala CaVal México	MOODY'S Escala México	FITCH Escala México
Grado 1	1.1	AAA	Aaa	AAA			
	1.2	AA+	Aa1	AA+			
	1.3	AA	Aa2	AA			
	1.4	AA-	Aa3	AA-	mxAAA	Aaa.mx	AAA (mex)
Grado 2	2.1	A+	A1	A+	mxAA+	Aa1.mx	AA+ (mex)
	2.2	A	A2	A	mxAA	Aa2.mx	AA (mex)
	2.3	A-	A3	A-	mxAA-	Aa3.mx	AA- (mex)
Grado 3	3.1	BBB+	Baa1	BBB+	mxA+	A1.mx	A+ (mex)
	3.2	BBB	Baa2	BBB	mxA	A2.mx	A (mex)
	3.3	BBB-	Baa3	BBB-	mxA-	A3.mx	A- (mex)
	3.4	BB+	Ba1	BB+	mxBBB+	Baa1.mx	BBB+ (mex)
	3.5	BB	Ba2	BB	mxBBB	Baa2.mx	BBB (mex)
	3.6				mxBBB-	Baa3.mx	BBB- (mex)
Grado 4	4.1	BB-	Ba3	BB-	mxBB+	Ba1.mx	BB+ (mex)
	4.2				mxBB	Ba2.mx	BB (mex)
	4.3				mxBB-	Ba3.mx	BB- (mex)

Grados de Riesgo Largo Plazo Método Basado en calificaciones Internas o Inferidas		Escalas de Calificación Autorizadas					
		S&P Escala Global	MOODY'S Escala Global	FITCH Escala Global	S&P Escala CaVal México	MOODY'S Escala México	FITCH Escala México
Grado 5	5.1	B+	B1	B+			
	5.2	B	B2	B			
	5.3	B-	B3	B-			
	5.4	CCC	Caa	CCC	mxB+	B1.MX	B+ (mex)
	5.5	CC	Ca	CC	mxB	B2.MX	B (mex)
	5.6	C	C	C	mxB-	B3.MX	B- (mex)
	5.7				mxCCC	Caa1.mx	CCC (mex)
	5.8				mxCCC	Caa2.mx	CC (mex)
	5.9				mxCC	Caa3.mx Ca.mx C.mx	C (mex)

Fuente: Diario Oficial de la Federación, DOF. (2010). 25a. Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito. 9 de Abril del 2010. Pp. 93-94<sup>a</sup>

## ANEXO 2

Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de entrenamiento formado por el 80% del total de ejemplos. Las letras A y E significan aciertos y respectivamente. Se realizaron 20 pruebas para probar la efectividad de la red.

Empresa	Experimentos: Conjunto de Entrenamiento																				
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
MEXCHEM.MX	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	
TLEVISACPO.MX	20	0	12	2	19	0	12	3	18	2	20	0	4	13	4	16	20	1	19	3	
AMXL.MX	21	0	9	13	15	0	7	13	8	10	17	0	3	16	3	17	7	12	9	9	
ARA.MX	20	0	14	8	19	0	14	8	13	8	19	0	8	13	7	9	12	9	13	8	
CEMEXCPO.MX	17	0	9	9	17	0	12	7	13	9	20	0	7	13	0	8	12	10	11	14	9
COMERCIUBC.MX	20	0	11	6	24	0	13	6	15	6	22	0	15	2	16	3	19	0	7	10	9
FEMSAUBD.MX	19	0	18	2	18	0	18	2	17	2	16	0	15	14	5	20	0	11	7	10	9
GEOB.MX	19	0	11	10	20	0	11	8	11	8	19	0	12	3	14	4	21	0	6	15	6
GMEXICOB.MX	17	0	14	6	22	0	13	5	12	5	21	0	14	7	14	7	19	0	6	11	7
GMODELOC.MX	20	0	17	5	18	0	11	5	14	5	18	0	15	13	4	17	0	8	10	11	10
ICA.MX	18	0	13	6	18	0	15	6	11	8	18	0	7	12	7	13	20	0	0	19	0
KIMBERA.MX	19	0	17	2	19	0	17	3	17	3	19	0	10	8	11	9	16	0	9	12	5
SORIANAB.MX	19	0	18	3	19	0	15	4	14	3	19	0	7	12	5	14	22	0	3	20	1
TELECOMA1.MX	22	0	9	12	21	0	9	11	8	10	18	0	16	13	4	18	0	4	16	5	14
TELMEXL.MX	20	0	11	4	19	0	13	6	13	6	21	0	16	4	18	2	20	0	11	10	11
WALMEXV.MX	22	0	7	11	19	0	8	11	9	12	19	0	13	6	13	5	23	0	4	14	4
	14	0	11	7	20	0	10	11	14	3	21	0	14	7	15	6	19	0	5	12	5

