



**UNIVERSIDAD POPULAR AUTÓNOMA  
DEL ESTADO DE PUEBLA**

**Centro Interdisciplinario de Posgrados  
Investigación y Consultoría**

**Departamento de Administración y Contaduría**

**Doctorado en Dirección y Finanzas**

---

---

**Ajuste de la calificación del riesgo de mercado de las empresas más activas  
que cotizan en la bolsa mexicana de valores, con la implementación de una  
red neuronal artificial clasificadora**

**Tesis que para obtener el grado de  
Doctor en Dirección y Finanzas**

**Presentan**

**Esther Guadalupe Carmona Vega**

**Aura María González Garzón**

**Puebla, Méx.**

**2011**



**UPAEP – Secretaría General**

Dirección General de Apoyos Académicos

Dirección del Centro de Recursos para el Aprendizaje y la Investigación.

Biblioteca Central - **Karol Wojtyla**

**Tesis Digitales Restricciones de uso:**

**DERECHOS RESERVADOS ©**

**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis está protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de textos, imágenes, gráficas, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente de donde la obtuvo mencionando el autor o autores involucrados en el documento.

Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.



**UNIVERSIDAD POPULAR AUTÓNOMA  
DEL ESTADO DE PUEBLA**

**Centro Interdisciplinario de Posgrados  
Investigación y Consultoría**

**Departamento de Administración y  
Contaduría**

**Doctorado en Dirección y Finanzas**

Se aprueba la tesis

Ajuste de la calificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan en la bolsa mexicana de valores, con la implementación de una red neuronal artificial clasificadora.

Comité Doctoral

---

Dr. Mario Alberto Lagunes Pérez

Director de Tesis

---

Dr. José Luis Martínez Flores  
Miembro del Comité de Doctorado

---

Dra. Claudia Malcón Cervera  
Miembro del Comité de Doctorado

Puebla, México

2011

## **DEDICATORIA Y AGRADECIMIENTOS**

Muchas gracias estimado Dr. Mario sobre todo por tu paciencia, finísimas atenciones y sabios consejos.

A los Doctores Claudia y José Luis les agradecemos por sus valiosas aportaciones y el apoyo recibido para la realización de este trabajo de investigación a lo largo de todos estos años.

Esther y Aura

## ÍNDICE GENERAL

### RESUMEN

### ABSTRACT

### INTRODUCCIÓN

|                                                                              |               |
|------------------------------------------------------------------------------|---------------|
| <b>CAPITULO 1 PROPÓSITO Y ORGANIZACIÓN</b>                                   | <b>1</b>      |
| <b>1.1 Antecedentes de la investigación</b>                                  | <b>1</b>      |
| <b>1.2 Planteamiento del problema</b>                                        | <b>7</b>      |
| <b>1.3 Propósitos de la investigación</b>                                    | <b>12</b>     |
| <b>1.4 Objetivo general</b>                                                  | <b>16</b>     |
| <b>1.5 Objetivos específicos</b>                                             | <b>16</b>     |
| <b>1.6 Justificación</b>                                                     | <b>17</b>     |
| 1.6.1 Conveniencia                                                           | 17            |
| 1.6.2 Implicaciones prácticas                                                | 22            |
| 1.6.3 Valor metodológico                                                     | 24            |
| 1.6.4 Relevancia económica y social                                          | 25            |
| <b>1.7 Hipótesis de la investigación</b>                                     | <b>26</b>     |
| <b>1.8 Alcances y limitaciones de la investigación</b>                       | <b>27</b>     |
| 1.8.1 Alcances                                                               | 27            |
| 1.8.2 Limitaciones                                                           | 29            |
| <b>1.9 Estructura y organización de la investigación</b>                     | <b>31</b>     |
| <br><b>CAPÍTULO 2 MARCO TEÓRICO Y METODOLOGÍA</b>                            | <br><b>35</b> |
| <b>2.1 Evolución contextual del riesgo de mercado</b>                        | <b>35</b>     |
| <b>2.2 Redes neuronales artificiales, sus aplicaciones y características</b> | <b>59</b>     |
| <b>2.3 Entidades calificadoras de riesgo</b>                                 | <b>65</b>     |
| <b>2.4 Metodología del trabajo de tesis doctoral</b>                         | <b>74</b>     |
| 2.4.1 Organización y métodos de la investigación                             | 82            |
| 2.4.2 Revisión de la literatura                                              | 82            |
| 2.4.3 La unidad de análisis                                                  | 84            |
| 2.4.4 Recolección de datos                                                   | 84            |

|                                                                                                                                                                                                                                                      |         |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|
| 2.4.5 Selección de la muestra                                                                                                                                                                                                                        | 87      |
| 2.4.6 Diseño del experimento                                                                                                                                                                                                                         | 90      |
| 2.4.7 Análisis de los resultados                                                                                                                                                                                                                     | 91      |
| <br><b>CAPITULO 3 AJUSTE DE LA CALIFICACIÓN DEL RIESGO<br/>DE MERCADO DE LAS PRINCIPALES EMPRESAS QUE<br/>COTIZAN EN LA BOLSA MEXICANA DE VALORES, CON LA<br/>IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL<br/>CLASIFICADORA (PRIMER ARTÍCULO)</b>  | <br>92  |
| <b>3.1 Introducción</b>                                                                                                                                                                                                                              | 95      |
| 3.1.1 Definición del problema                                                                                                                                                                                                                        | 96      |
| 3.1.2 Objetivos de la investigación                                                                                                                                                                                                                  | 97      |
| 3.1.3 Hipótesis de la investigación                                                                                                                                                                                                                  | 97      |
| <b>3.2 Metodología empleada</b>                                                                                                                                                                                                                      | 98      |
| 3.2.1 Componentes básicos de la neurona                                                                                                                                                                                                              | 99      |
| 3.2.2 Componentes básicos para el funcionamiento de una<br>red neuronal artificial                                                                                                                                                                   | 100     |
| 3.2.3 Estructura de la red neuronal artificial implementada                                                                                                                                                                                          | 101     |
| <b>3.3 Análisis e interpretación de los datos</b>                                                                                                                                                                                                    | 108     |
| 3.3.1 Interpretación de la salida de la red para el conjunto<br>de entrenamiento                                                                                                                                                                     | 109     |
| 3.3.2 Interpretación de la salida de la red para el conjunto<br>de prueba                                                                                                                                                                            | 110     |
| <b>3.4 Originalidad e impacto del trabajo de investigación</b>                                                                                                                                                                                       | 111     |
| <b>3.5 Conclusiones</b>                                                                                                                                                                                                                              | 112     |
| <br><b>CAPITULO 4 AJUSTE DE LA CALIFICACIÓN DEL RIESGO<br/>DE MERCADO DE LAS PRINCIPALES EMPRESAS QUE<br/>COTIZAN EN LA BOLSA MEXICANA DE VALORES, CON LA<br/>IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL<br/>CLASIFICADORA (SEGUNDO ARTÍCULO)</b> | <br>114 |
| <b>4.1 Introducción</b>                                                                                                                                                                                                                              | 118     |
| 4.1.1 Definición del problema                                                                                                                                                                                                                        | 119     |

|                                                                                                                                                                                                  |                                                                           |     |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------|-----|
| 4.1.2                                                                                                                                                                                            | Objetivos de la investigación                                             | 121 |
| 4.1.3                                                                                                                                                                                            | Hipótesis de la investigación                                             | 121 |
| 4.1.4                                                                                                                                                                                            | Explicación de las variables seleccionadas en las fases de simulación     | 122 |
| <b>4.2</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Metodología empleada</b>                                               | 124 |
| 4.2.1                                                                                                                                                                                            | Estado del arte de las redes neuronales artificiales                      | 128 |
| 4.2.2                                                                                                                                                                                            | Componentes básicos de la neurona                                         | 132 |
| 4.2.3                                                                                                                                                                                            | Componentes básicos para el funcionamiento de una red neuronal artificial | 132 |
| 4.2.4                                                                                                                                                                                            | Estructura de la red neuronal artificial implementada                     | 134 |
| <b>4.3</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Análisis e interpretación de los datos</b>                             | 145 |
| 4.3.1                                                                                                                                                                                            | Interpretación de la salida de la red para el conjunto de entrenamiento   | 146 |
| 4.3.2                                                                                                                                                                                            | Interpretación de la salida de la red para el conjunto de prueba          | 147 |
| <b>4.4</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Originalidad e impacto del trabajo de investigación</b>                | 148 |
| <b>4.5</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Conclusiones</b>                                                       | 150 |
| <br><b>CAPITULO 5 COMPARATIVO DE LOS RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN DEL RIESGO DE MERCADO RESULTANTES DE LA RED NEURONAL CON LOS DE LAS PRINCIPALES ENTIDADES CALIFICADORAS DE RIESGO EN MÉXICO</b> |                                                                           | 151 |
| <b>5.1</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Introducción</b>                                                       | 151 |
| <b>5.2</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Análisis de los resultados sobre la calificación del riesgo</b>        | 161 |
| <br><b>CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES</b>                                                                                                                                                               |                                                                           | 166 |
| <b>6.1</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Sobre el objetivo general</b>                                          | 166 |
| <b>6.2</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Sobre los objetivos específicos</b>                                    | 168 |
| <b>6.3</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Conclusiones generales</b>                                             | 170 |
| <b>6.4</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Recomendaciones</b>                                                    | 173 |
| <b>6.5</b>                                                                                                                                                                                       | <b>Definición de términos clave de la investigación</b>                   | 174 |

|                                   |     |
|-----------------------------------|-----|
| <b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> | 179 |
| <b>CONSULTAS EN LÍNEA</b>         | 196 |
| <b>ANEXOS</b>                     | 199 |

## **ÍNDICE DE TABLAS**

|            |                                                                                                                                                                        |     |
|------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabla 3.1  | Promedios de error del conjunto de entrenamiento de las redes neuronales.                                                                                              | 105 |
| Tabla 3.2  | Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.                                                                                                 | 106 |
| Tabla 3.3  | Promedios de error con el conjunto de prueba.                                                                                                                          | 106 |
| Tabla 3.4  | Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de prueba.                                                                                                        | 107 |
| Tabla 4.1. | Promedios de error del conjunto de entrenamiento de las redes neuronales.                                                                                              | 142 |
| Tabla 4.2  | Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.                                                                                                 | 143 |
| Tabla 4.3  | Promedios de error con el conjunto de prueba.                                                                                                                          | 144 |
| Tabla 4.4  | Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de prueba.                                                                                                        | 145 |
| Tabla 5.1  | Resumen general de las calificaciones de Standard & Poors.                                                                                                             | 153 |
| Tabla 5.2  | Parámetros utilizados para que la RNA realizara la clasificación de riesgo de mercado.                                                                                 | 154 |
| Tabla 5.3  | 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. | 156 |
| Tabla 5.4  | Resumen de los datos utilizados para definir la escala objetivo de la red, con el conjunto de prueba o validación.                                                     | 157 |
| Tabla 5.5  | Cuadro que muestra los atributos utilizados para efectuar el proceso de comparación entre los resultados de clasificación de la red, y las                             |     |

|             |                                                                                                                                  |     |
|-------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
|             | calificaciones que otorgan las Entidades Calificadoras de Riesgo en México.                                                      | 159 |
| Tabla 5.6   | Cuadro comparativo que muestra los grados de riesgo de crédito e inversión con la escala de clasificación del riesgo de mercado. | 161 |
| Tabla 6.1   | Efecto neto entre el riesgo de crédito y el riesgo de mercado para toma de decisiones.                                           | 167 |
| Tabla A1.1  | Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.                                                           | 202 |
| Tabla A2.1  | Método Estándar para Bursatilizaciones. Calificaciones y Grados de Riesgo a Largo Plazo (Escala Global y Locales).               | 205 |
| Tabla A3.1  | Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de entrenamiento formado por el 80% del total de ejemplos.    | 206 |
| Tabla A3.2  | Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de prueba formado por el 20% del total de ejemplos.           | 207 |
| Tabla A3.3. | Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de entrenamiento formado por el 80% del total de ejemplos.    | 208 |
| Tabla A3.4. | Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de prueba formado por el 20% del total de ejemplos.           | 209 |

## ÍNDICE DE FIGURAS

|            |                                                                                             |     |
|------------|---------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 2.1 | Ilustración del proceso de calificación de riesgo.                                          | 69  |
| Figura 2.2 | Esquema de notación de riesgos.                                                             | 71  |
| Figura 2.3 | Variables de entrada de una Red Neuronal Artificial utilizada para pronósticos financieros. | 75  |
| Figura 2.4 | Arquitectura de propagación hacia atrás, conexión estándar.                                 | 76  |
| Figura 3.1 | Esquema de la Red Neuronal Artificial.                                                      | 101 |
| Figura 3.2 | Estructura de la RNA implementada.                                                          | 102 |

|             |                                                                                         |     |
|-------------|-----------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 4.1  | Esquema de la Red Neuronal Artificial de Perceptrón Multicapa.                          | 133 |
| Figura 4.2  | Estructura de la RNA implementada, en la segunda etapa de la simulación.                | 135 |
| Figura A1.1 | Estructura de la RNA implementada en la primera etapa de simulación de la red.          | 199 |
| Figura A3.1 | Gráfica que muestra los aciertos y errores por empresa en el conjunto de entrenamiento. | 208 |
| Figura A3.2 | Gráfica que muestra los aciertos y errores por empresa en el conjunto de prueba.        | 209 |

## **ÍNDICE DE ANEXOS**

|         |                                                                                                                                     |     |
|---------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| ANEXO 1 | Primera etapa del proceso operativo de simulación de la red neuronal artificial clasificadora.                                      | 199 |
| ANEXO 2 | Mapeo de calificaciones y grados de riesgo para esquemas de bursatilización e inversión.                                            | 205 |
| ANEXO 3 | Resultados de acierto y error de la red neuronal artificial clasificadora implementada en la segunda etapa de simulación.           | 206 |
| ANEXO 4 | Formatos de inscripción a los dos congresos internacionales a los que se asistió como ponentes de la tesis doctoral en el año 2010. | 210 |

## **RESUMEN**

Al inicio del siglo XX las finanzas se enfocaron a mejorar las funciones de los mercados accionarios con el propósito de incrementar cada vez más los rendimientos de los accionistas, pero el crecimiento de los mercados financieros y los cambios en sus transacciones por la globalización de las economías, permitió que se originaran crisis recurrentes que afectaron varios sectores económicos como la variabilidad en los precios, el incremento de las tasa de interés obligando a las empresas a ajustar estas variables en sus decisiones financieras. Es así como hablar de finanzas empresariales, involucra la actividad económica en la toma de sus decisiones, como eficientar su capital, maximizar su rentabilidad minimizar riesgo y lograr una adecuada liquidez. Bajo estos criterios, esta investigación desarrolló un original modelo de inteligencia artificial en la medición del riesgo de mercado en México de las principales empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, utilizando una red neuronal clasificadora para un periodo histórico comprendido del 2004 al 2009, mostrando los resultados obtenidos en la fase experimental de los procesos de entrenamiento y prueba; resultantes en la segunda etapa con un nivel de categorización en su clasificación de más del 70% considerándose óptimo pues el trabajo es exploratorio. Finalmente se compara la calificación obtenida, con las escalas de calificación de las entidades autorizadas en México, para emitir estos informes.

## **ABSTRACT**

At the beginning of the twentieth century focused finance to improve the functions of stock markets in order to increase more and more returns to shareholders, but the growth of financial markets, and changes in their transactions by the globalization of economies, allowed the recurrent crisis originated affecting various economic sectors such as variability in prices, the rise in interest rates forcing companies to adjust these variables in their financial decisions. Thus talk of corporate finance, economic activity involved in making decisions, and streamline your capital, maximizing your returns minimize risk and ensure adequate liquidity. Under these criteria, this research developed an original artificial intelligence model for measuring market risk in Mexico of the major companies listed on the Mexican stock exchange, using a neural network classifier for a historical period from 2004 to 2009, showing the results of the pilot phase of the training and testing processes, resulting in the second stage with a level of categorization in its ranking of more than 70% considered optimal because the work is exploratory, and finally compare the rating given to rating scales entities licensed in Mexico to issue these reports.

## **INTRODUCCIÓN**

Si se habla de riesgo en los mercados mundiales es necesario considerar que el surgimiento de este factor económico, se debe particularmente a la globalización de los mercados y a la apertura de las operaciones de capitales a comienzos del siglo pasado por parte de los países emergentes y desarrollados que han tenido cambios inesperados por las diversas prácticas políticas, económicas y sociales que se han introducido en el ámbito de las finanzas y particularmente en el cambio de estrategias de negociaciones en las unidades económicas a nivel internacional.

Debido a los movimientos incontrolables que se presentan en las economías, es necesario fomentar la búsqueda de métodos de medición, cálculo y control de todos los factores que diariamente afectan el desenvolvimiento de los mercados financieros, afectados primordialmente por una gran volatilidad en cuanto al precio y el volumen de las transacciones que continuamente se ven perturbadas por los movimientos bruscos de la oferta y demanda de los instrumentos que operan los agentes económicos que intervienen en estas operaciones, quienes son los que deciden a través de sus operaciones, que esta variabilidad sea más difícil de definirse y calcularse.

Por lo anterior, cada vez resulta más complicado definir los procesos que puedan controlar estos movimientos de manera clara y ordenada, y que contribuyan directamente en la correcta valoración de las actividades de compra y venta de los activos operados, así como establecer un adecuado modelo para clasificar y calificar el riesgo de mercado, de manera que, en todo proceso de bursatilización, el objetivo de los oferentes y demandantes es garantizar un máximo de rendimiento con un mínimo de riesgo.

El riesgo originado por la variabilidad en las transacciones financieras, cada vez genera mayores condiciones de incertidumbre, particularmente en las operaciones predominantes en los mercados bursátiles, como es la compra y venta de acciones, que causan fuertes movimientos en las economías, particularmente por el efecto que producen estas transacciones en los mercados.

Es importante mencionar que existen algunas variables macro y microeconómicas tales como la inflación, el tipo de cambio, las tasas de interés, los rendimientos accionarios, la liquidez y el endeudamiento, para medir y maximizar la rentabilidad de la empresa y por ende del mercado, equilibrando objetivamente el riesgo en las operaciones de inversión en los grandes capitales.

Sin embargo, estas son variables que por las transformaciones macroeconómicas que presenta cada país, hace que el comportamiento 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.

La volatilidad es una característica fundamental de las operaciones bursátiles modernas, cuyo cálculo y previsión es de vital importancia para los que en ellas operan. Ésta, es una medida de la velocidad de las mismas, que marca qué tan rápido se ajustan los precios de los activos financieros ante determinados hechos; los mercados se mueven despacio o deprisa, considerándose como de baja o alta variabilidad.

Como se ha señalado, este panorama de cambios continuos ha generado desequilibrios económicos que se manifiestan de manera directa en las operaciones de compra y venta de instrumentos o valores que constituyen los recursos centrales de los mercados financieros, afectando la estabilidad de los precios y la rentabilidad, e incrementando considerablemente los niveles de incertidumbre en el comportamiento de estas transacciones para los diferentes agentes económicos que tienen que tomar decisiones, aún en periodos muy cortos.

Para compensar el incremento de los niveles del riesgo de mercado, una inversión debe ofrecer la posibilidad de lograr mayores ganancias. Por lo tanto, si el inversionista se informa y decide asumir cierto peligro, tiene la probabilidad de obtener un rendimiento mayor; este es un principio fundamental en finanzas y se denomina relación riesgo/rendimiento (Moyer et al., 2004).

El riesgo de mercado surge como respuesta a que la mayoría de las empresas en este siglo deciden trabajar con financiamiento externo, lo que hace que las tasa de interés particularmente marquen una determinada variación dependiendo del margen de endeudamiento que cada entidad decide mantener o utilizar, y de la capacidad de pago que tenga la empresa para cubrir este tipo de financiamiento, afectando considerablemente el precio de las acciones en el mercado.

Son varios los modelos que se han establecido a través del estudio del riesgo de mercado, como el modelo de descuento de dividendos, de los autores Gordon y Shapiro (1956), que propone un crecimiento continuo y permanente de los dividendos.

Otro no menos importante es el modelo de factoriales que fueron estudiados e investigados por Stone (1974), basado en el modelo de dos factores en la medición del riesgo sistemático, expone la rentabilidad de las acciones y bonos; trabaja sobre cómo hacer más fácil de comprender el modelo CAPM.

Fama y French (1993), proponen un modelo de tres factores el cual captura la mayor parte de las variaciones en los rendimientos de los activos. Según este modelo, dichos rendimientos son muy bien explicados por tres factores: el rendimiento de la cartera de mercado, el rendimiento de una cartera tamaño y el rendimiento de una cartera crecimiento (Jareño, 2006).

También existe un modelo más reciente que se le llama híbrido, la razón porque el modelo combina la sensibilidad a los cambios en las tasa de interés y absorción del mercado de la inflación, sus estudios parten de utilizar el modelo de descuento de dividendos y en la parte de aplicación práctica utiliza un modelo factorial (Tessaromatis, 2003).

El riesgo de mercado tiene cada vez mayor importancia dentro de las finanzas por el crecimiento de los mercados financieros mundiales, por esta razón se continúa trabajando en proponer nuevos modelos que muestren su avance. Por ello, este proyecto de tesis está presentando un modelo de medición del riesgo de mercado utilizando la inteligencia artificial por medio de una red neuronal artificial, que es un formato computacional simplificado que simula las funciones de procesamiento del

cerebro humano que reproduce y almacena conocimiento experimental; los datos o variables que procesa son tomados del modelo financiero CAPM por sus siglas en inglés: Capital Asset Pricing Model, ó Modelo de fijación de precios de activos de capital.

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 la beta del índice de precios y cotizaciones (IPyC), el indicador representativo del grado de riesgo del mercado mexicano.

Los resultados de categorización calculados mediante la simulación utilizando un modelo de red neuronal artificial, se compararon con los de las escalas de clasificación y calificación de riesgos emitidas por las entidades calificadoras de riesgo (ECR) más importantes del país tales como: Standard & Poors, Moodys y Fitch Ratings.

# **CAPITULO 1**

## **PROPÓSITO Y ORGANIZACIÓN**

### **1.1 Antecedentes de la investigación**

La economía mundial ha sido impactada durante la última década por una serie de crisis financieras de magnitudes no vistas desde la década de los treinta, afectando tanto al funcionamiento de los mercados financieros como a la actividad económica a nivel global.

Tal es el caso de la crisis financiera de 1929 que puso en evidencia la existencia de nuevos riesgos con la interrelación de los mercados financieros internacionales, la falta de regulación de leyes que normaran la operación del mercado estadounidense, la manipulación en el manejo de la información a través de reportes sobre rendimientos pronosticados creando falsas expectativas, entre otros.

El crack bursátil de Estados Unidos de mil novecientos veinte y nueve, ocasionó el deterioro de la actividad económica hasta tal punto, que la tasa inflacionaria aumentó considerablemente y el crecimiento económico se redujo a medida que la rentabilidad de las operaciones bursátiles inevitablemente continuaba decayendo, presentándose el periodo de depresión macroeconómico más grande que ha sufrido este país.

A partir de la desaparición del sistema Bretton Woods y con la posterior fundación del FMI (Fondo Monetario Internacional) en la década de los cuarenta, se liberaron las flotaciones entre las divisas (tipo de cambio de libre fluctuación) y se pasó de tipos de interés fijos a tipos de interés variables.

En la década de los cincuenta, el Premio Nobel de Economía fue otorgado a Harry Markowitz en 1959, por su aportación al análisis de la selección óptima de carteras, donde el riesgo se minimiza considerando un mercado eficiente y una proporcionalidad de la rentabilidad; siempre y cuando, haya una diversificación en la inversión de acciones, y no sólo con respecto al número, sino lo más interesante, en la correlación de los valores que la conforman.

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 Modigliani y 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 (CAPM), también conocido como Modelo de Fijación de los Precios de los Activos de Capital.

Con la formulación del modelo CAPM desarrollado por Sharpe (1964), Lintner (1965) y Mossin (1966) se obtuvo 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 CAPM se mide a través de este coeficiente.

Los años 70's, se caracterizaron por la asignación de los recursos de la empresa, desde la perspectiva de la teoría económica de inversión, relacionándola con la teoría formal de la decisión, determinando las condiciones de incertidumbre, con el uso de la Econometría. En 1971, Jack Hirshleifer, basó sus investigaciones sobre el costo público de la tolerancia al riesgo; este estudio lo llevó a determinar la teoría de los precios y sus aplicaciones en 1980.

En los primeros años de la década de los ochenta, el efecto de la globalización en los mercados muestra por ejemplo, que si la economía estadounidense se encuentra en periodos de recesión o de crecimiento, esta situación influye en las finanzas internacionales del resto del mundo, tal como sucedió con la desaceleración de la actividad económica y el surgimiento de nuevas políticas

monetarias restrictivas, que alcanzan su máxima implementación por el continuo avance y crecimiento potencial de los mercados financieros en el mundo, afectando directamente el comportamiento de las operaciones bursátiles en las bolsas.

En los noventa, siguen ocurriendo continuamente cambios en los procesos y en las variables macroeconómicas tales como la inflación, la tasa de empleo, las tasas de interés, los niveles de endeudamiento, por mencionar algunas, que afectan directamente los rendimientos que ofrecen las distintas clases de instrumentos accionarios a los entes económicos, aumentando el grado de incertidumbre que se ve reflejada en los diferentes niveles de riesgo financiero de los activos.

Esta tendencia continúa hasta hoy en día, por lo que, no se puede desconocer la importancia de la regulación sobre la medición y gestión del riesgo de mercado, que debido a la alta variabilidad de los precios de los activos financieros, al crecimiento de las operaciones de financiamiento e inversión, y al surgimiento de nuevos instrumentos tales como los derivados, propiciaron la necesidad del cumplimiento de la misma.

Para llevar a cabo tal regulación, el Banco de Pagos Internacionales (BIS, por sus siglas en inglés) a través del Comité de Basilea en Supervisión Bancaria, realizó una enmienda al Acuerdo de Basilea I en 1988, para incorporar la inestabilidad sistemática, en el que se establece que las instituciones con niveles significativos de tesorería, deben calcular su cargo de capital por exposición a riesgo de mercado, ya sea aplicando un prototipo interno, o a través del modelo estándar definido por el Comité.

Una vez que se reguló la medición y gestión de la incertidumbre en los mercados financieros internacionales, se incrementaron las actividades de inversión en las diferentes bolsas del mundo, por lo que surgió la necesidad de clasificarlo, otorgándole una calificación; creándose para tal fin, compañías independientes como lo son las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR).

Las empresas privadas especializadas en establecer una categoría y evaluación, tienen como objetivo satisfacer la demanda de los inversionistas por información independiente relativa al riesgo de los distintos instrumentos financieros, en los que

invierten o pueden invertir sus recursos. Éstas sirven como puente entre los emisores e inversionistas, constituyéndose en agentes fundamentales para hacer fluido el proceso de ahorro e inversión en la economía.

La clasificación y calificación de acciones tiene como propósito medir la incertidumbre total de las mismas, con respecto a la obtención de pérdidas o ganancias de capital. De manera que, el riesgo total de un título accionario depende tanto de las fluctuaciones del mercado en general, como del desarrollo del sector de la industria en que participa la emisora, su posición competitiva, y su condición financiera.

Por ende, el objetivo de las agencias calificadoras de riesgo, es categorizar los títulos accionarios con base en su volatilidad, tomando en cuenta, que a la clasificación debe asignársele un valor, para cuantificar el grado de incertidumbre del precio de los activos financieros disponibles para su compra y venta en los mercados bursátiles.

La metodología de clasificación está diseñada básicamente para medir la volatilidad o inestabilidad futura de un título accionario. Como tal, los resultados de la categorización no pueden interpretarse como una recomendación de compra o venta de un determinado título, pues solo contribuyen como una pieza fundamental de información para las decisiones que deben tomar los inversionistas. Como se sabe, la decisión de inversión se basa al menos en dos elementos: riesgo y rentabilidad.

Tomando en consideración el grado de incertidumbre asignada a cada una de las variables que utilizan en su estudio, las ECR a través de su Comité ponderan los distintos elementos y sobre esa base asigna la clasificación final en cada una de las categorías predeterminadas, estableciendo diferentes niveles de riesgo.

La categorización y evaluación del riesgo, satisfacen la demanda de los inversionistas por información independiente relativa a la inseguridad que subyace de los distintos instrumentos financieros de capital variable en los que invierten, haciendo fluido el proceso de ahorro e inversión en la economía.

La opinión con respecto a la calificación es subjetiva desde el punto de vista de la calificadora que la emite, y se expresa mediante un sistema de notación sintética en forma de letras y un grupo de símbolos con nomenclatura jerárquica, que califica la incertidumbre de menor a mayor grado de riesgo, por ejemplo: AAA como mínimo, hasta D el máximo; así mismo, existen dos tipos de clasificaciones: La escala internacional y la nacional (Martínez, 2009).

En este trabajo se utilizará la escala de clasificación nacional, ésta no es comparable con las categorizaciones internacionales, pues deben considerarse solamente los indicadores internos del país. Actualmente, la calificación del riesgo define el comportamiento futuro que puede tener una compañía, desde su emisión inicial y los cambios sufridos por causa de la volatilidad implícita en los mercados.

Considerando que la clasificación del riesgo tiene una relación directa con el grado de volatilidad del precio de las acciones y los indicadores de mercado como: rendimientos accionarios y tasas de interés, esta investigación propone una herramienta de categorización a través de la aplicación de un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora.

El motivo por el cual se utilizará este modelo, es porque hasta ahora en México solo existen diseños convencionales que clasifican el riesgo de mercado tomando en cuenta la beta, como el indicador más importante del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC) y como referencia para llevar a cabo la calificación del mismo, incluyen las variables correlacionadas: volumen de cotización y precios accionarios.

Para la implementación del algoritmo de redes neuronales, el trabajo se basa en la ecuación del modelo CAPM, que denota una composición y correlación lineal de variables dada la relación riesgo vs rendimiento, ya que mide la incertidumbre de los títulos de capital, la cual puede ser resumida como la variabilidad futura del retorno total (ganancias de capital más dividendos) obtenido por los accionistas de una empresa.

Por lo tanto, si el tema central de esta investigación se basa en un ajuste a la medición y categorización del riesgo de mercado, entonces una ilustración del mismo sería:

El riesgo de mercado, es el que se deriva de la fluctuación en el precio de un activo financiero, causado por las variaciones adversas en los factores de incertidumbre dados por el mismo: tasa de interés, tipo de cambio, precios de títulos valores (renta fija y variable), precio de mercancías ó materias primas, volatilidades y otras variables macroeconómicas (Moyer et al., 2004).

Éste a su vez, se define como la pérdida que puede presentar un portafolio, un activo o un título en particular, originada por cambios y/o movimientos adversos en los factores de riesgo (entorno económico) que afectan su precio o valor final; lo cual significa una disminución del patrimonio que puede afectar la viabilidad financiera de la entidad y la percepción que tiene el mercado sobre su estabilidad (Arango, 2009).

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.

Por lo anterior, para clasificar datos con atributos que están altamente correlacionados, las Redes Neuronales Artificiales (RNA) han mostrado mejores habilidades de predicción en la valoración de los activos financieros, así como todo tipo de decisiones sobre categorización de los riesgos basados en datos históricos (Kumar y Bhattacharya, 2006). Además, este modelo clasificador, se desempeña mucho mejor que los estructurales tradicionales, como los mínimos cuadrados y los de volatilidad lineal tipo GARCH-Ms (Johnson y Padilla, 2005).

Engle (1982), propuso los modelos ARCH (modelos de heteroscedasticidad autorregresiva condicional) que ayudan a describir las propiedades de muchas series temporales y desarrolló métodos para hacer modelos de las variaciones de volatilidad a lo largo del tiempo. Estos modelos se han hecho indispensables para todos los interesados en el análisis de los mercados financieros.

Sin embargo, 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.

Finalmente, esta tesis propone la utilización de un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora tomando datos financieros de las 16 emisoras más activas que cotizan en la Bolsa de Valores durante el periodo 2004 al 2009; con la finalidad de clasificar y valorar el riesgo de mercado mexicano comparándolo con la beta del índice de Precios y Cotizaciones considerada la medida representativa del grado de incertidumbre.

## **1.2 Planteamiento del problema**

Durante varias décadas, la economía mundial ha venido internacionalizándose y las crisis invariablemente afectan a las actividades financieras entre países e inversionistas, entre demandantes y oferentes, entre compradores y vendedores de los diversos mercados, y sus efectos económicos siguen traspasando fronteras, como sucede con los incrementos en los niveles inflacionarios, los aumentos en la tasas de interés, la permanente fluctuación en los tipos de cambio, la incertidumbre de ganar o perder en operaciones de libre mercado, poniendo en riesgo los valores futuros de los diferentes instrumentos financieros que se operan en los mercados.

El efecto más notorio de estos últimos acontecimientos, ha generado un incremento en medir, monitorear y controlar los riesgos derivados de las fluctuaciones en los precios de los mercados, en las tasas de interés, el tipo de cambio y otros índices como la liquidez y el endeudamiento; provocando una inestabilidad política, económica y financiera que ha desatado una crisis de magnitudes incontrolables y de fragmentación y desigualdad social, dando como resultado un panorama mundial desproporcional y vulnerable cada vez mayor, que acrecienta la inestabilidad de los

mercados, generando desequilibrio en todos los sectores productivos, y en los modelos económicos existentes.

Las economías mundiales en la última década, se han visto afectadas por una serie de actividades como la globalización, la integración de los mercados financieros y los avances tecnológicos. Éstas son algunas de las causas de las crisis recurrentes en los últimos años, suscitadas en instituciones financieras, en las bolsas del mundo y en la incertidumbre en los mercados financieros nacionales e internacionales, dando paso a un ambiente de desconfianza y como resultado, un incremento en la volatilidad en las principales operaciones económicas y financieras.

Para implementar nuevas perspectivas de mejoramiento económico por parte de las empresas o entidades económicas, ha sido necesario involucrar en sus decisiones las diferencias políticas, sociales, económicas, tecnológicas y culturales de cada una de las regiones, para que sus operaciones de inversión o financiamiento les permitan obtener mayores rendimientos y buscar minimizar los diferentes riesgos que asumen en cada actividad que realizan en los diferentes mercados.

Algunos observadores financieros, señalan que las influencias económicas entre países se dejan sentir cada vez más, por situaciones de carácter geográfico, político, pero principalmente por el fenómeno globalizador de los mercados, en un entorno de crisis recurrentes y constantes cambios en los factores de producción, industrialización y comercialización, por lo que las regulaciones y acuerdos internacionales, contribuirían a dar una respuesta a las nuevas condiciones de la oferta de la demanda mundial en los mercados de capitales.

En un panorama general, la volatilidad que se ha observado en los mercados financieros internacionales, requiere de un gran esfuerzo para que de manera global se lleven a cabo medidas trascendentales, que minimicen el apalancamiento y reduzcan de manera importante el continuo endeudamiento macro-económico mundial a una posición sostenible.

Los resultados de estas medidas de control, permiten lograr modificaciones en la medición, determinación y distribución de riesgos en los mercados internacionales, siendo necesaria la formulación de una adecuada regulación y supervisión

financiera ajustada a un panorama prevaleciente de cambio. La contrapartida del referido proceso es una considerable disminución de la tasa de expansión del gasto público a nivel global y de esta manera, se promueve un desarrollo hacia nuevas perspectivas de ahorro e inversión, en el panorama mundial.

La segmentación de los mercados de capitales se debe principalmente a las crecientes imperfecciones del mercado financiero, debido a la fuerte influencia de las nuevas regulaciones fiscales, medidas gubernamentales, barreras reglamentarias, manejo de información y percepciones de los inversionistas, entre otras, ocasionando inseguridad e incertidumbre para obtener mayores rendimientos o diluir ganancias futuras de los títulos que operan diariamente en los diferentes mercados.

Las entidades financieras en el desarrollo de sus operaciones (al transformar plazos, montos e instrumentos), se exponen a los riesgos de mercado, entendidos como la posibilidad de incurrir en pérdidas e incluso, en la disminución del valor económico de su capital, el valor de sus portafolios de inversión o el valor de los fondos o capitales que se administran y controlan, como consecuencia de cambios en el precio de los instrumentos financieros en los que se mantienen posiciones dentro o fuera del balance, lo cual puede llegar a afectar la percepción del mercado sobre su estabilidad (su característica volátil) y su viabilidad financiera.

El riesgo de mercado, describe las posibles pérdidas que pueden producirse en activos financieros que forman parte de carteras de negociación y de inversión, y que están originadas por movimientos adversos de los precios; casos particulares son los riesgos de interés y el tipo de cambio (Campos, 2003).

La incertidumbre en los mercados, aparece en la gestión de las posiciones de carteras que contienen acciones, bonos, divisas, mercancías, futuros, swaps, y opciones. En la mayoría de los casos se origina este riesgo porque algunos productos mezclan valores sólidos con instrumentos o valores muy sensibles a la oferta y demanda del mercado en el que operan.

Actualmente, una de las causas más importantes es el manejo de los activos económicos que está en manos de gestores financieros apenas regulados y que

operan en la oscuridad contable, mediante mecanismos cada vez más desligados de las regulaciones establecidas por los diversos organismos o gobiernos para reducir todos los diferentes tipos de riesgo; particularmente el riesgo de mercado que se origina por la constante oferta y demanda de esos valores o instrumentos, caracterizada por generar altos rendimientos y a su vez presentando fuertes e intempestivas turbulencias en sus operaciones, por factores económicos externos o internos, en todas las bolsas de valores del mundo.

La sensibilidad a los riesgos de mercado, se refiere al riesgo que puede afectar las ganancias de una institución financiera o su posición de capital, por los cambios en las tasas o precios de mercado, tales como las tasas de interés, el precio de los instrumentos financieros o los tipos de cambio de las divisas, sus precios y volúmenes, ya que, para algunas entidades financieras de gran tamaño, las operaciones internacionales pueden también ser una fuente significativa de riesgo de mercado (Morales, 2007).

Asimismo, las actividades de trading en donde las entidades compran y venden para mantenerse en margen de cuenta y obtener utilidades mediante el movimiento en los precios, pueden igualmente ser fuente de riesgo de mercado para algunas de ellas.

Con la descripción anterior del panorama crítico que rodea e invade todos los sectores de las economías en el mundo, es trascendental tomar muy en serio la situación insostenible, que día a día absorbe o invade a todo el planeta, para indagar y estudiar las crisis inevitables pero intolerables, y poder contribuir de esta manera en el control y la minimización de la vulnerabilidad económica, originada por la incertidumbre y volatilidad de los mercados globales, por lo que es tarea de todos y responsabilidad de muchos.

El marco de referencia de la tesis, nos muestra que a través de la historia del estudio del riesgo, han sido innumerables los métodos y modelos probabilísticos, matemáticos, estadísticos y econométricos que se han venido desarrollando. Como una respuesta a toda esta problemática financiera que existe constantemente en los mercados económicos y financieros a nivel internacional, en la que sobresale el factor de riesgo, se describen de manera clara y en forma cronológica, las

diferentes teorías y prácticas en el manejo, cálculo, medición, pronóstico y proyección del riesgo, particularmente el que es inherente a los mercados bursátiles mundiales.

En los últimos años, la ingeniería financiera ha mostrado una serie de modelos econométricos, donde se combinan la matemática aplicada y la estadística paramétrica principalmente para calcular la volatilidad de los mercados financieros internacionales, al medir y controlar el riesgo, particularmente el de crédito y el de mercado.

En cuanto a los modelos estadísticos paramétricos, los más frecuentes son el valor del riesgo (VaR), el modelo de valuación de precios de los activos de capital (CAPM), el modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) y las medias móviles.

También, se han utilizado modelos estadísticos no paramétricos como las Redes Neuronales Artificiales (RNA) para medir la incertidumbre objetiva existente en las operaciones económicas internacionales; principalmente en cálculos de riesgo de crédito, en actividades de pasivos o de excesivo apalancamiento en las instituciones de crédito, y algunos países han realizado propuestas de este modelo para analizar predicciones en el cambio de signo de los índices bursátiles.

Actualmente, en México no existen antecedentes de estudios teóricos, investigaciones académicas o técnicas que muestren la utilización y aplicación de un modelo de Redes Neuronales Artificiales (RNA), para la medición del riesgo que involucre al mercado de valores; solo se han realizado trabajos y estudios en países de Europa, Asia y Sudamérica, enfocados al riesgo de crédito y muy pocos al riesgo de mercado.

Debido a que no existe una línea de investigación formal sobre la aplicación de un modelo que utilice la estadística no paramétrica utilizando redes neurales para la medición del riesgo de mercado, se decide llevar a cabo la investigación del ajuste a la medición del riesgo sistémico de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), representado por la beta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), considerado como el indicador más importante y el más consultado por las entidades

económicas para conocer los rendimientos del mercado y para visualizar la incertidumbre en las operaciones de compra y venta, particularmente en los precios de las acciones que cotizan en la bolsa.

Con base en todo lo expuesto anteriormente, esta investigación desarrolló e implementó un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) Clasificadora, para medir el riesgo de mercado representándolo con la beta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), dividiendo el trabajo en dos etapas al utilizar diferentes variables de entrada para alimentar la red, hasta lograr los resultados de clasificación óptimos en la categorización del riesgo sistémico, de común acuerdo con las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR's) que operan en el país.

En este orden, lo que se muestra en este estudio exploratorio es una definición original 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 los periodos comprendidos del 2004 al 2009.

### **1.3 Propósitos de la investigación**

Considerando que el riesgo de mercado, es uno de los fenómenos más recurrentes en las finanzas, debido particularmente a la alta volatilidad que actualmente afecta a los mercados internacionales, es un tema que debe ser considerado de gran importancia para las unidades económicas en el mundo; por lo que México no debe ser la excepción.

La volatilidad del mercado mexicano se ha venido controlando por medio de lo que constituye la estructura innovadora en el manejo del riesgo de deuda haciéndose más líquida, mediante la reducción de préstamos bancario y utilizando instrumentos de deuda a través de su bursatilización y por ello se le debe dar la importancia que implica estas operaciones en los mercados internacionales en una economía en constante movimiento, particularmente por las características de su entorno, que

afecta fuertemente las operaciones financieras en los mercados bursátiles al tener movimientos bruscos en los precios de las acciones que constituyen sus capitales.

A partir de 1987, se comprueba que la volatilidad de las cotizaciones de las acciones en cuanto a los precios en los mercados financieros, difiere de la volatilidad en cuanto a la oferta y la demanda en su mercado y se rompe además el supuesto de la volatilidad constante e independiente del tiempo y su riesgo.

En los últimos años, los movimientos a la alza y a la baja en el tipo de cambio, las variaciones en las tasas de interés y las recientes crisis financieras, han afectando a las finanzas públicas y privadas; esta situación ha venido extendiéndose fuertemente desde el año 2008 con los problemas del crédito hipotecario mundialmente conocido como un efecto de la economía estadounidense, que repercutió como onda de contagio principalmente en la economía local, provocando movimientos bruscos en los mercados de capitales, como la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) con fuertes implicaciones en el mercado internacional, donde la mayoría de los accionistas e inversionistas nacionales, paralelamente han tenido que enfrentar situaciones riesgosas, afectando directamente la estructura económica y financiera no solamente de los mercados sino de las economías a nivel mundial.

Acontecimiento tan recientes, como la crisis hipotecaria de los Estados Unidos en el 2007, desató una crisis financiera global que generó desajustes en las variables económicas como las tasas de interés, los tipos de cambio y la constante variabilidad de los precios de los activos financieros. Este choque en la economía estadounidense generó un gran movimiento en las instituciones financieras no sólo de Estados Unidos, sino que trascendió a todas las economías de América Latina empezando por México e incluyendo algunos países de otros continentes, por lo que fue necesario reasignar el riesgo utilizando las operaciones a futuro, en el manejo de los créditos y principalmente en la necesidad de obtener mejores sistemas de control para evitar mayores riesgos financieros.

De hecho, la crisis hipotecaria ha sido considerada por los economistas y estudiosos de la finanzas como la etapa más crítica registrada en la historia económica de los países, que se refleja en crisis recurrentes y en los constantes cambios financieros

que incrementan cada vez más las imperfecciones de los mercados nacionales e internacionales.

El riesgo implícito en las operaciones de mercado involucra inestabilidad en cualquier sector de la economía sea político, económico o social. Y, en el caso del riesgo de mercado, éste no es la excepción, por lo que es necesario elaborar un plan adecuado para administrarlo, estableciendo nuevas herramientas para minimizarlo, pero ante todo para tomar nuevas medidas para su cobertura.

En toda operación bursátil implícitamente se presenta cierto riesgo y como cualquier otro fenómeno económico, debe ser medido y cuantificado aplicando modelos numéricos para estimarlo y definirlo, con el propósito de tomar decisiones adecuadas, y así obtener un mejor equilibrio en cada actividad financiera y económica en los márgenes de rentabilidad o rendimiento esperados, con un mínimo de riesgo.

Este nuevo panorama de las finanzas internacionales exigen hoy, que todos los participantes o agentes que intervienen en los mercados internacionales cuando incursionan en actividades de compra y venta de valores (acciones o bonos) mercado de capitales deben considerar una cobertura que le permita medir los riesgos y asumirlos en operaciones bursátiles para lograr mayores rendimientos, situación que cada vez es más difícil de establecer debido a la excesiva variabilidad de las transacciones y variables económicas que resultan frecuentemente en acciones que se ofertan o demandan en las bolsas.

Es por ello que en diversas épocas, las finanzas han desarrollado innumerables modelos financieros que han constituido una herramienta indispensable en la solución de los diferentes riesgos implícitos en cada una de las operaciones locales e internacionales, como es el caso del modelo CAPM definido y expuesto por Sharpe (1964-1966), en conjunto con Modigliani y Miller (1958) quienes aportaron a las finanzas la valorización de los activos de capital, contemplando la medición del riesgo de las acciones que se comercializan y que conforman la inversión de los accionistas en las empresas.

A través del estudio del riesgo de mercado han sido variadísimas las propuestas y modelos de medición del riesgo de mercado en las actividades financieras internacionales. En el caso de México, los modelos han sido estadísticos, matemáticos y analíticos, sin embargo, la estadística no paramétrica ha sido muy poco utilizada en las actividades económicas y financieras, por considerarse que el desarrollo de estos modelos computacionales que reproducen las funciones del cerebro humano, (inteligencia artificial) empiezan a tomar una mayor aceptación en todas las áreas del conocimiento.

Sin embargo, en las finanzas contemporáneas con investigaciones recientes tal como se comenta en el marco teórico de esta tesis se ha iniciado el uso de nuevos modelos y se conoce que a nivel nacional en los últimos años, se han venido desarrollando estudios utilizando modelos de redes neuronales artificiales en mediciones de la calificación del riesgo crediticio de las finanzas públicas estatales en México como es el trabajo de Gómez, et al. (2009).

De acuerdo a las anteriores consideraciones, esta tesis se realizó sobre un modelo de red neuronal artificial para simular el cálculo de clasificación del riesgo de mercado de las acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, tomando las empresas con mayor volatilidad en el mercado en los periodos históricos del 2004 al 2009, como un trabajo experimental sobre la propuesta de aplicar un modelo de medición del riesgo de mercado, desarrollando una propuesta diferente sobre el cálculo del mismo, asumido por el inversionista al realizar sus operaciones bursátiles y obtener mayor seguridad con respecto a los rendimientos esperados.

Con el método de cálculo y clasificación del riesgo de mercado que se aplicó utilizando un red neuronal artificial clasificadora, aplicada a las empresas con mayor volatilidad en el mercado mexicano, no solo se clasifica su riesgo, sino que también se comparan los resultados obtenidos por la red con las calificaciones de las principales entidades calificadoras de riesgo (ECR) en México.

Estas entidades autorizadas definen una tabla de calificaciones con símbolos alfabéticos, y el trabajo muestra además la realización de un comparativo de las calificaciones emitidas por las calificadoras autorizadas a nivel nacional como Stándar & Poors; con la tabla resultante de calificación en comparación con la RNA

presentada en esta tesis, y así mostrar la categorización y sus diferencias en cuanto a la medición de riesgo sistémico, pues son informes que deben conocer las empresas y los inversionistas para una buena toma de decisiones de financiación o de inversión.

Por último, las conclusiones muestran que este modelo de inteligencia artificial, denominado red neuronal artificial si es aplicable para realizar la medición, clasificación y calificación del riesgo de mercado en México, con propósitos de carácter práctico, que transforma la manera de realizar la medición del riesgo sistémico incluyendo variables diferentes como son el rendimiento esperado de 16 empresas más volátiles que conforman el Índice de Precios y Cotizaciones (RA), la tasa libre de riesgo (CETES a 91 días) y la tasa de rendimiento requerida de cada acción ( $K_j$ ) de las empresas muestra que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV).

#### **1.4 Objetivo general**

Analizar y aplicar un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora (RNA), para ajustar, clasificar y calificar el riesgo de mercado mexicano, tomando en cuenta las acciones de las emisoras más activas que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) desde el 2004 hasta el 2009, estableciendo la clasificación y categorización de su riesgo, en relación a la beta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC).

#### **1.5 Objetivos específicos**

1. Definir y calificar el riesgo de mercado aplicando un modelo de Redes Neuronales Artificiales (RNA) con respecto a la beta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), que constituye el indicador de sensibilidad al grado de riesgo de mercado, como la base para que los agentes económicos tomen decisiones de inversión y financiamiento en las operaciones bursátiles en México.

2. Establecer si la clasificación del riesgo de mercado accionario de las emisoras más activas que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores desde el 2004 hasta el 2009, puede determinarse de manera adecuada por medio de la beta del Índice de Precios y Cotizaciones, si se aplica un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora.
3. Comparar los resultados de la Red Neuronal Artificial (RNA) con las escalas de calificación que proporcionan las diferentes Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) en el mercado bursátil mexicano al final del 2009, para establecer los efectos que resulten sobre la información obtenida, y realizar una adecuada toma de decisiones.

## **1.6 Justificación**

Para justificar la investigación se atenderá a su conveniencia, relevancia social, implicaciones prácticas y utilidad metodológica. Es por ello que a continuación se presentan cada uno de los elementos mencionados.

### **1.6.1 Conveniencia**

La economía mundial en la última década, ha sido impactada por una serie de crisis financieras de magnitudes no vistas desde la década de los treinta que han afectado el funcionamiento y la resistencia de los mercados financieros, creando una mayor incertidumbre en las operaciones económicas, generando innumerables especulaciones entre los diferentes agentes que confluyen y participan en los diferentes mercados mundiales.

Es importante observar que la variabilidad histórica no es necesariamente un indicador del riesgo futuro. La variabilidad histórica se refiere al registro de actividades durante algunos periodos anteriores; mientras que el riesgo se refiere a la incertidumbre hacia el futuro. Aún cuando los valores hayan cambiado de un periodo a otro, en cualquier periodo dado, la cantidad a recibir al final de éste se conoce con anticipación, y por tanto, implica un riesgo mínimo o nulo.

Las condiciones mencionadas anteriormente, han hecho que la teoría de las finanzas haya ido desarrollando modelos y métodos que han dado soluciones teóricas y prácticas para medir, controlar y pronosticar en gran medida este entorno de incertidumbre (riesgo), que se genera particularmente en los mercados de capitales, siendo en este momento el mercado con movimientos diarios inconmensurables que exigen una especial atención, para calcular y diagnosticar las probabilidades de asumir riesgos, en las transacciones de compra y venta de títulos y valores en los mercados bursátiles.

La bolsa, que en principio era un mercado para simplificar y apostar por valores sobre mercados (de oro, de piedras preciosas, de cereales, etcétera), según la oferta y la demanda, se fue transformando hasta lo que se conoce ahora, en un juego regulado por los mismos jugadores.

Los mercados de valores son la mayor evidencia de innovación continua de instrumentos financieros, buscando siempre satisfacer necesidades, bajar costos, operar con mayor rapidez, y muchas otras características de los mercados internacionales (Zorrilla, 2005). Actualmente, hablar de dinero electrónico es una realidad virtual y demuestra la era globalizada en la que se vive, principalmente con los avances de la ciencia y tecnología.

Sin embargo, el rendimiento real de un activo financiero (acción común u ordinaria) es muy difícil de predecir con certeza, ya que, para este tipo de inversiones, la variabilidad en el pasado puede dar una muy buena medida de la incertidumbre en torno al rendimiento futuro. Dada esta situación, entonces surge la premisa de que si este tipo de activos financieros han tenido rendimientos promedios más altos con respecto a otros activos financieros, entonces tienden a tener mayores porcentajes de riesgo; pero esta relación riesgo/rendimiento no siempre se cumple en realidad.

Conforme evolucionan las economías y los sistemas financieros, éstos se vuelven más complejos e interconectados y se unen al fenómeno de la globalización donde van aumentando las crisis, y con ellas, el riesgo existente en varios ámbitos, formas y sentidos (Ibídem).

Además, el deterioro en la percepción de riesgo ha dado lugar a una caída generalizada en la demanda de activos, particularmente en economías emergentes. En consecuencia, se han observado en estas economías aumentos importantes de los diferenciales de riesgo de sus emisiones de bonos, caídas en sus bolsas de valores y depreciaciones considerables de sus tipos de cambio, continua variabilidad de las tasas de interés y cambios sucesivos en los precios y cotizaciones de los valores; todo ello acompañado de un incremento importante en la volatilidad de sus mercados (Banco de México, 2008).

En vista de que el proceso de transformación y crecimiento de los mercados financieros ha sido evidente, esto trajo nuevas exposiciones al riesgo en las operaciones y se buscó una forma de cubrir el riesgo de volatilidad, mediante el desarrollo de una serie de productos como los swaps, las opciones y los Future Rate Agreements (FRA).

El mercado de futuros financieros, es uno de los mercados organizados donde se negocian a plazo instrumentos financieros y que ha experimentado un desarrollo enorme. Por otro lado, para combatir el riesgo de contrapartida se han creado una serie de instituciones que califican con una especie de rating, a fin de informar a los operadores financieros el riesgo que corren al prestar dinero a la institución evaluada (Díaz, 2003).

Incursionar en la medición del riesgo, es aproximarse a cuantificar y medir la probabilidad de ganar o perder, que asume cualquier individuo o entidad cuando decide ahorrar y realizar actividades de inversión, para conocer no solo la rentabilidad que se puede obtener de ella, sino lo que es más importante, establecer y medir el efecto contrario que puede afectar al activo, el impacto negativo que se asume por la volatilidad probable en su valor, así como los cambios y movimientos de la bolsa considerados como riesgos de mercado.

Uno de los primeros sistemas de asignación eficiente de capital, fue el desarrollado por Bankers Trust a finales de los años 70's, conocido bajo las siglas de RAROC (Rentabilidad del Capital Ajustada al Riesgo). Dicho sistema se basa en la estimación de un nivel de recursos propios, asociado a cada unidad estratégica de

negocio, en función de los riesgos inherentes al mismo y su aportación al conjunto de la cartera (Feria, 2005).

En este sentido, es preciso diferenciar entre las denominadas pérdidas esperadas, esto es, aquéllas que serán cubiertas con las reservas y provisiones si es que llegan a materializarse, y las pérdidas inesperadas. En este último caso, el capital asignado para su cobertura se calcula mediante un modelo de probabilidad estadística que aplica un determinado nivel de cobertura dentro de un nivel de confianza específico (Ibídem); tal como se aplica en la metodología del modelo VaR (Value at Risk), mostrada por Jorion (1999) en los noventa.

Estas técnicas de medición de riesgo de mercado, se han popularizado en los últimos años y han sido a su vez fomentadas por la enmienda al Tratado de Basilea de 1988 sobre requerimientos de capital, que ha avalado el uso de modelos internos para la evaluación de riesgos, así como por la disponibilidad en el mercado de productos como el Riskmetrics, el sistema Risk\$ ó el RAROC 2000 desarrollados por J.P. Morgan, Chase Manhattan Bank y Bankers Trust respectivamente (Hernández, 2006).

La actividad bancaria ha ido aumentando su perfil de riesgo en estos últimos años, debido a la pérdida paulatina de la capacidad de generación de beneficios en sus servicios básicos, motivada por el incremento de la competencia. Las presiones en sus Estados de Resultados y el exceso de capacidad en el sector, pueden llegar a ser fuertes motivadores para tomar riesgos de forma consciente o no (Casilda et al., 1996).

El proceso de diversificación de la actividad bancaria y el crecimiento de los mercados financieros particularmente la actividad bursátil, ha hecho que la mediación bancaria en los mercados financieros sea cada vez más relevante y que su incidencia en él sea cada vez mayor.

La búsqueda de nuevos nichos de mercado con el propósito de evitar la disminución de los rendimientos y la probabilidad de asumir mayor incertidumbre en la actividad económica, ha provocado la aparición inesperada de riesgos que antes no repercutían en las negociaciones económicas de manera directa, en la pérdida de

valor de algunas variables como el tipo de cambio, las tasas de interés, el precio y las cotizaciones de los activos (Ibídem).

La presencia cada vez mayor de las empresas en los mercados de capitales, provoca que sus cuentas financieras sean cada vez más sensibles a los movimientos de sus precios, surgiendo así el llamado riesgo de mercado.

Los analistas coinciden en señalar que el detonante de la situación actual se encuentra en la crisis financiera que se produjo en el mes de agosto de 2007 como consecuencia de la concesión de las denominadas hipotecas subprime (Galindo, 2008). Como es sabido, se trata de una serie de préstamos con un tipo de interés más elevado, ya que habitualmente se dirigen hacia prestatarios que tienen escasa solvencia, considerada como una forma para facilitar el acceso a la vivienda a aquellas personas que tienen menos recursos o mayores dificultades.

Dichas hipotecas experimentaron un crecimiento espectacular, ya que se multiplicaron casi por seis en un periodo de cinco años, pasando de un 2.5 por ciento del total en 2001 a un 14.0 por ciento en el 2008 (FIRA, 2009). El problema surge cuando las entidades crediticias comenzaron a titularizar estas hipotecas, para así conseguir liquidez, y se traspasaron a fondos de inversión o a planes de pensiones, ya que una gran cantidad de inversionistas empezaron a comprar dichos títulos.

Con el incremento de los tipos de interés, que se transmitieron a los préstamos, muchos se vieron imposibilitados para atender los nuevos pagos, lo que generó el correspondiente efecto dominó. Este traslado de hipotecas de alto riesgo de entidad en entidad, originó que algunas de ellas quebraran, siendo en algunos casos entidades muy importantes. Pero existía un problema adicional, y era que no se conocía quiénes tenían este tipo de riesgos y si se podrían producir más quiebras en el futuro.

La dinámica del riesgo entonces, tiene su origen en la incertidumbre en cuanto al ajuste de ciertas variables -tipo de cambio, tasa de interés, precios de los activos- y genera tipos particulares de comportamiento que no siempre atienden al principio de racionalidad postulado por los economistas. La medición del riesgo de mercado

pese a los avances que se han producido en los últimos años sigue presentando una serie de dificultades tanto en el orden teórico como en el más estricto orden práctico.

Las divergencias derivadas de distintos modelos deben servir como una motivación para profundizar en el análisis, demostrando cuál se adecua más a la variabilidad del valor de mercado de las diversas posiciones de los activos financieros, tales como las acciones, de cada entidad emisora.

Rigurosas y detalladas pruebas de backtesting de los resultados obtenidos deben servir como vehículo de contraste de la calidad de los resultados obtenidos, y como incentivo para una mejora inevitable de los modelos y los procedimientos de estimación del riesgo de mercado (Sánchez, 2005).

#### 1.6.2 Implicaciones prácticas

En el desarrollo de esta investigación no se pretende dar soluciones sino plantear algunos interrogantes sobre la forma en que se estima el valor en riesgo del mercado, evaluar las hipótesis sobre las que se fundamentan los modelos empleados para su medición y hasta qué punto son sostenibles, señalado las dificultades que se encuentren en el uso de estos modelos.

El resultado final, no pretende crear más incertidumbre sobre el papel que la medición del riesgo de mercado debe cumplir, sino reafirmar una vez más que su cálculo se hace de acuerdo con unas premisas que no siempre se cumplen necesariamente, y a partir de unos datos que no siempre tienen la calidad requerida aunque estén soportados en modelos ya aplicados con anterioridad (Ibídem).

Tal es el caso del cálculo de la volatilidad implícita que se realiza mediante la optimización de la ecuación de Black Scholes, siendo difícil la deducción de un algoritmo que la explique (Lamothe y García, 2004). Por tal motivo, los estudios sobre Redes Neuronales Artificiales (RNA) aplicados a la solvencia empresarial, han propuesto que se puede llegar a establecer un algoritmo sencillo que explique la

volatilidad implícita en función del valor de la acción, del precio de mercado y del rendimiento al vencimiento.

Consistente con los objetivos de la investigación, como punto de partida las empresas objeto de nuestro estudio han sufrido una pérdida de calidad significativa de su actividad negociadora en el mercado bursátil mexicano y algunas de ellas incluso en otras bolsas de valores. Por lo anterior, se consideró de suma importancia estudiar los factores que influyen sobre el riesgo de mercado, utilizando un método no tradicional que muestre un grado de estimación (error) que se incremente o disminuya, en relación al tipo de datos o variables seleccionadas como objeto de estudio.

Por lo general, dependiendo del tipo de información de que se trate, se realiza la evaluación del desempeño financiero de una entidad por medio de técnicas más o menos recurrentes con normas o estándares financieros, pero de acuerdo a modelos económicos muy subgeneris, como por ejemplo: análisis fundamental y técnico, valor actual neto, tasa interna de rendimiento, costo promedio de capital, punto de equilibrio, valor en riesgo, entre otras.

En la gestión del riesgo de mercado el Valor en Riesgo (VaR), mide la máxima pérdida, en un determinado periodo de tiempo, y un nivel de significancia con ciertas condiciones normales del mercado; además utilizando el VaR se calcula el valor de un portafolio de inversión con bases probabilísticas. Actualmente se ha difundido el condicional Value At Risk (C-VaR) ó Valor del Riesgo Condicional.

Estas herramientas a menudo son usadas para producir informes financieros, pero algunas no incluyen las variables económicas y financieras apropiadas para medir adecuadamente relaciones no lineales, como es el caso de las variables que contribuyen a la medición del riesgo de mercado, o si lo hacen, por lo regular utilizan la estadística paramétrica utilizando en la mayoría de los casos un modelo de regresión lineal, tal como el CAPM.

Dado lo anterior, al utilizar una herramienta de la estadística no paramétrica como las Redes Neuronales Artificiales (RNA), que tienen la capacidad de trabajar con transformaciones o variables no lineales, como los rendimientos accionarios por

ejemplo, se consideró para adecuarla a la medición de riesgo de mercado y la volatilidad del precio de las acciones.

Además, una de las características más importantes de las RNA es que han sido sugeridas como herramientas valiosas para realizar predicciones sobre los rendimientos o la volatilidad de los mercados financieros, así como a la hora diseñar estrategias técnicas de contratación (González, 2003).

Es importante tomar en cuenta que el uso de otras tecnologías como las RNA , debe ser un motivo de reflexión para el campo de las finanzas dentro del ámbito académico para que se continúe desarrollando la investigación, en donde se propongan nuevos conocimientos, y se estructuren y fortalezcan nuevas metodologías en las diferentes áreas financieras y económicas que contribuyan a contrarrestar los riesgos de mercado para incrementar los rendimientos, en función de las tasas de interés, el tipo de cambio, los niveles de precios, el volumen y el incremento en los flujos de efectivo futuros.

### 1.6.3 Valor metodológico

De manera que, la medición y clasificación del riesgo de mercado se realiza con la implementación de una Red Neuronal Artificial (RNA). En la primera parte del marco teórico de la tesis, se presentan las características más sobresalientes de estos modelos no lineales, así como algunas de sus múltiples aplicaciones en el ámbito económico y financiero.

En la segunda parte se revisan las técnicas de eficiencia habituales empleadas en la literatura: paramétricas, determinísticas o estocásticas, y no paramétricas, análisis envolvente de datos (DEA) entre otros; junto a ellas, se proponen las Redes Neuronales Artificiales (RNA) para aproximar el análisis de la medición del riesgo de mercado, y se comentan las ventajas e inconvenientes de su utilización en la clasificación y calificación del mismo.

Las RNA son modelos estocásticos no paramétricos capaces de aproximar funciones y sus derivadas. Serán útiles en entornos donde el proceso generador de datos es desconocido y/o se presentan no linealidades. (Hornik et al., 1989). De este modo,

las RNA se presentan teóricamente como una opción más en la aproximación de funciones financieras, y por tanto, en las estrategias de las mediciones de eficiencia en la economía en cuanto a la volatilidad en los precios de los valores en los mercados financieros.

En muchas ocasiones entre los modelos estadísticos tradicionales y los modelos neuronales tan solo existen diferencias en la terminología empleada (Cheng y Titterington, 1994).

En las RNA se estudian las relaciones entre variables a partir de las observaciones, tratándose de un aprendizaje orientado por los datos, data-based frente a model-based, donde el modelo, determina el ajuste con posibles problemas de especificación incorrecta (Delgado, 2001).

Finalmente en la investigación, se compara el proceso de calificación de riesgo que llevan a cabo las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) en el país como S&P, Fitch y Moody's de México; con el propósito de confrontar sus apreciaciones con los resultados obtenidos en la implementación de la Red Neuronal Artificial Clasificadora, utilizada en este trabajo de tesis como herramienta para llevar a cabo un ajuste a la medición del riesgo sistemático accionario mexicano.

#### 1.6.4 Relevancia económica y social

La finalidad de la tesis es ofrecer una herramienta original en la medición del riesgo sistémico en México, así como proporcionar una aportación diferente no solo a estudiantes e investigadores del campo financiero, ó a un sector en particular, sino que trascienda en las finanzas nacionales. Razón por la cual se consideró que el mercado bursátil mexicano enmarca actividades económicas que continuamente experimentan cambios bruscos y frecuentes, siendo la constante en esta última década en el mercado de capitales, por lo que se decidió trabajar con una herramienta representativa de la Inteligencia Artificial (IA), tal es el caso de las Redes Neuronales Artificiales (RNA).

Dentro de este esquema se elaboró un estudio puntual para estudiar y conocer que en las últimas décadas los programas utilizados en las mediciones cuantitativas se

usa la Inteligencia Artificial, enfocándose en el uso de modelos estadísticos no paramétricos como lo son las RNA, que simulando el aprendizaje del cerebro humano pueden medir la incertidumbre implícita en el mercado mexicano de valores, particularmente en las acciones que continuamente son sometidas a fuertes análisis, sin que su volatilidad sea continuamente medida de manera predictiva.

En resumen la investigación propuso visualizar un método diferente en la medición y clasificación del riesgo, para contribuir de esta manera en el desarrollo de nuevos métodos y modelos en la medición del riesgo sistemático que contribuyan al continuo avance de las diferentes operaciones que se presentan en los mercados internacionales, y que se lograra una evolución en el campo de las finanzas, no solo en las corporativas, sino también en las internacionales, al proponer otros modelos utilizados en países con economías mucho más estables y probablemente con menos número de operaciones bursátiles, pero con propósitos más prácticos que abarquen los mercados mundiales y no solo las transacciones locales.

## **1.7 Hipótesis de la investigación**

Para esta investigación fue necesario probar dos hipótesis:

- **Hipótesis  $H_0$ :** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y los rendimientos accionarios (precio final de la acción), reflejan de manera adecuada la clasificación y calificación de las emisoras seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.
- **Hipótesis  $H_1$ :** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), el rendimiento del mercado (RA) y la tasa de rendimiento requerida ( $K_j$ ), reflejan de manera adecuada la clasificación y calificación de las emisoras

seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

## **1.8 Alcances y limitaciones de la investigación**

### **1.8.1 Alcances**

La investigación es un análisis experimental, sobre la clasificación y calificación del riesgo de mercado de las 16 empresas más volátiles que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), utilizando un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) clasificadora para ajustar su medición para compararlas con las escalas establecidas por las empresas calificadoras de riesgo ECR's a nivel nacional.

Este trabajo de investigación, 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: como el tipo de cambio (TC), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y rendimientos accionarios (RA) en esta fase 18 empresas consideradas como las más bursátiles, que cotizaron en la Bolsa Mexicana de Valores mensualmente durante el periodo 2004-2009.

Al darle entrada a 1296 indicadores 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.

Después de realizar diferentes simulaciones con 17 experimentos en la etapa de entrenamiento de la red, se obtuvo un 45% de clasificación correcta del riesgo de mercado (Anexo 1); pero al resultar un porcentaje tan bajo se rechazó la hipótesis nula.

Además, se decidió de común acuerdo con los asesores modificar las variables de entrada para alimentar la red y de esta manera lograr un porcentaje de clasificación mayor. Entonces en esta nueva etapa, se optó por utilizar otras variables y se procedió a establecer y probar la hipótesis alternativa, que sirvió como referencia para desarrollar y sustentar la segunda etapa de la investigación.

En la segunda parte de la investigación fue necesario reducir a 16 el número de empresas y los datos a 384 tomando periodos trimestrales, para que las fluctuaciones en los indicadores permitieran a la red neuronal un aprendizaje mucho más acentuado y eficiente. Además, al haber considerado menos datos con una mayor variabilidad, el aprendizaje de la red fue más convincente, ya que, requirió de un total de 20 simulaciones en los conjuntos de entrenamiento y prueba para alcanzar el porcentaje de clasificación deseado.

En el proceso operativo, las variables que utiliza el modelo CAPM, son las que sirvieron de base para alimentar la red y probar la hipótesis de trabajo, introduciendo datos de las variables: rendimiento accionario (RA), tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días) y la tasa de rendimiento requerida por los inversionistas ( $K_j$ ). Se eligió este modelo por considerarse como uno de los modelos más recurrentes que ha utilizado la literatura financiera para calcular y medir el riesgo de mercado, obteniéndose con la aplicación del mismo, un resultado superior al 75% en promedio en ambas fases, es decir, considerando los conjuntos de entrenamiento y prueba. El porcentaje se estableció como recomendable para que se aprobara la hipótesis de trabajo, dado que esta investigación se basa en un estudio de carácter experimental.

El trabajo de investigación alcanzó los objetivos propuestos y en el proceso operativo de la red neurona se estableció el porcentaje de clasificación requerido de acuerdo a los parámetros establecidos. Es decir, un porcentaje de categorización superior a un 70% con respecto al grado de clasificación del riesgo sistémico. De esta manera se logró probar la hipótesis alterna, en el proceso operativo de la red, es decir, en las etapas de entrenamiento y prueba de la RNA clasificadora.

La implementación de la red, abarca la comparación de los parámetros de clasificación resultante del riesgo en tres clases: alto, medio y bajo, desde el punto de vista cualitativo estableciéndose intervalos numéricos para clasificar y calificar los resultados arrojados por la red de manera cuantitativa.

Posteriormente, los resultados de salida fueron validados con los indicadores del grado de calificación crediticia en la que está implícito el grado de riesgo de mercado. El grado de calificación crediticio se obtuvo de los informes emitidos por las principales calificadoras de riesgo en México en el último trimestre, en Diciembre del 2009. Al final, se interpretaron los resultados y se establecieron los ajustes del riesgo de mercado, con lo que se demostró la factibilidad del modelo de redes neuronales, para la categorización y calificación del riesgo sistémico en México.

La investigación muestra en las conclusiones, que fueron totalmente cubiertos todos los objetivos previamente establecidos, así como la validación de la hipótesis alterna ( $H_1$ ), logrando desarrollar una nueva propuesta de ajuste a la calificación del riesgo de mercado, que aún estando en fase experimental; logró un porcentaje de clasificación superior al 75%, considerando como variables de entrada los factores considerados por el CAPM: Tasa libre de riesgo (CETES a 91 días), rendimiento accionario (RA) y tasa de rendimiento requerida ( $K_j$ ), que alimentaron a la red en la segunda etapa de simulación, en los conjuntos de entrenamiento y prueba.

### 1.8.2 Limitaciones

Es importante establecer que en la implementación del proceso operativo de la red, se tuvo una limitación referente a la homogeneidad entre los datos que se obtuvieron en el conjunto final de prueba en la segunda etapa, y las escalas emitidas por las calificadoras mexicanas. La razón es que los datos obtenidos en este proyecto solo contienen variables cuantitativas y no consideran variables cualitativas tales como: Prestigio y posicionamiento de la entidad, tamaño de la empresa, grado de responsabilidad social y corporativa, sector de la industria al cual pertenece la emisora, calidad de activos intangibles, entre otras, consideradas en el proceso que realizan las calificadoras del riesgo.

Además, es necesario aclarar que las escalas de calificación que utilizan las agencias calificadoras en México, incluyen variables cuantitativas y cualitativas. Pero, considerando que la calificación del riesgo de crédito es la que reportan las calificadoras, en este ya incluyen el riesgo de mercado. Por lo general, los reportes están sustentados principalmente en mediciones económico-financieras que analizan las ECR's.

Para la medición del riesgo sistémico, solamente se tomó el valor de la escala en términos absolutos (grado de calificación), así como la simbología de la calificación otorgada a la emisora, para compararlos, con los resultados de categorización y calificación que arrojó la red neuronal utilizando el conjunto de prueba.

Por la situación anterior, es importante aclarar que el comportamiento de los indicadores resultantes de calificación mostrados en la tesis, se calcularon de forma general según los reportes del 2009. 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 con tres variables.

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 ECR en el último trimestre del 2009 en forma global, considerando como fecha de corte el mes de diciembre de este mismo año.

Puesto que el mercado bursátil es la base para que los inversionistas lleven a cabo operaciones de compra y venta de acciones; es fundamental recalcar que, antes de realizar cualquier transacción económica y financiera, se revise la calificación del grado de riesgo de crédito del título sobre el que se quiere invertir, para que de esta forma, se obtenga la retroalimentación adecuada que sustente la necesidad de mantener un equilibrio entre la relación riesgo y rendimiento, premisa crucial en el análisis de las operaciones que surgen en los mercados.

## **1.9 Estructura y organización de la investigación**

La presente tesis realiza un ajuste a la métrica del riesgo sistemático con la estadística no paramétrica representada con un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA), derivado de estudios competentes de la Inteligencia Artificial (IA), para ajustar la clasificación del riesgo de mercado mexicano.

Los resultados obtenidos se tomaron como base para realizar un comparativo entre la calificación resultante de la aplicación del modelo de red neuronal y la calificación reportada y transmitida por las instituciones calificadoras autorizadas en el país; mostrando sus diferencias y mostrando sus resultados.

Obteniéndose así, una nueva calificación de la incertidumbre inherente a los movimientos del mercado, con la participación de las empresas más importantes, es decir, las más activas o de mayor bursatilización que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores desde el 2004 hasta el 2009.

En el primer capítulo se presenta el propósito y organización de la tesis en un estricto orden lógico de manera explícita, mostrando los antecedentes de la investigación, el planteamiento del problema, el propósito de la investigación, el objetivo general y los específicos.

Posteriormente, se muestra la justificación de porqué se realizó esta investigación como tema exploratorio y a continuación se relacionan las hipótesis dos plateadas. Y por último, los alcances y las limitaciones que surgieron durante el desarrollo del trabajo.

En el segundo capítulo se relaciona el marco teórico y conceptual de la investigación, y se presenta la revisión de la literatura, en donde de manera cronológica se exponen las diferentes teorías y exposiciones que se han desarrollado en el estudio del riesgo de mercado, considerando solamente aquellos trabajos y aspectos que trascendieron en el área matemática, estadística, económica y financiera de manera cuantitativa y cualitativa.

Además, esta parte del informe expone las hipótesis que fueron probadas mediante la aplicación del modelo de RNA implementado en la clasificación y calificación del riesgo de mercado. Asimismo, se expone la metodología del trabajo, paso a paso de acuerdo al procedimiento seguido con un estricto orden en la aplicación de las dos etapas del proceso operativo de la red (la de entrenamiento y la de prueba) para la aplicación del modelo, el diseño del experimento, los métodos utilizados, la unidad de análisis, la recolección de datos, la selección de la muestra y el análisis de las cifras.

Para dar validez y confianza a los resultados de clasificación obtenidos en las múltiples simulaciones que fueron aplicadas, con las diferentes variables económicas como tipo de cambio, precios accionarios, rendimientos esperados, tasa de rendimiento por mencionar algunas.

En este mismo capítulo se incluyen algunos conceptos que son importantes para darle una mayor claridad al marco teórico de la tesis. En resumen, se muestra la revisión de la literatura empleada para elaborar la presente tesis doctoral titulada: "Ajuste a la medición del riesgo de mercado de las principales empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, con la implementación de una red neuronal artificial clasificadora" (Carmona y González, 2011), desde el 2004 hasta el 2009.

El resultado final del tema central de la tesis doctoral mencionado anteriormente, se logró estructurar y terminar después de tres años y medio de investigaciones y consultas bibliográficas de diversa índole.

Además de la bibliografía, también se hizo la búsqueda sobre el tema a través de la web y se reforzó el material con los reportes emitidos por organismos mundiales especialistas en bases de datos: Economática, Infosel Financiero, Yahoo Finance, Bolsa Mexicana de Valores (BMV) y otras bolsas internacionales como la New York Stock Exchange (NYSE) y el National Association of Securities Dealers Automated Quotation (NASDAQ).

En el tercer capítulo se relaciona de manera explícita, el primer artículo que fue expuesto en la ciudad de Hidalgo del Parral, Chihuahua en el marco del Tercer

Congreso Internacional de Investigación CIPITECH 2010, celebrado en el mes de Octubre de 2010 en el Instituto Tecnológico del Parral y aprobado para su presentación por el comité técnico de dicho evento, en donde fue reconocido como un buen trabajo inédito que utiliza algoritmos de la Inteligencia Artificial, como los modelos de redes neuronales artificiales (RNA) aplicados en temas financieros, concretamente a nivel nacional para llevar a cabo el ajuste a la medición de la calificación del riesgo del mercado bursátil mexicano, objeto del estudio de investigación.

En el cuarto capítulo, se presenta de manera formal el artículo final aprobado y que también fue presentado en la ciudad de Guanajuato en el mes de noviembre de 2010, dentro del marco del Segundo Congreso Internacional de la Ciencia de Sistemas 2010, que contó con un jurado de varios países, que apoyó el trabajo con ajustes en el contenido y la forma respecto al avance que se había tenido en relación con el artículo anterior.

Debido a que la línea de generación y aplicación del conocimiento del congreso, se enfocaba principalmente en los sistemas de información y el desarrollo del conocimiento científico a través del uso de nuevas tecnologías, el tema de esta investigación doctoral permitió que los avances del estudio realizados hasta esa fecha, fueran abordados en un artículo enviado al comité técnico del congreso.

De manera que, el documento fue revisado, aprobado, presentado y publicado en las memorias de la videoteca del congreso porque fue considerado como una aportación original en el área económico-financiera que sustenta la medición del riesgo de mercado a nivel nacional; situación que despertó gran interés y aceptación entre los participantes y realizadores del evento.

En el quinto capítulo, se reflejan el análisis e interpretación del estudio comparativo de la clasificación y calificación del riesgo de mercado resultante de la aplicación de un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora, comparando los resultados de categorización y clasificación del riesgo de mercado mexicano que arrojó la red, con las calificaciones oficiales del riesgo de crédito o inversión que emiten a nivel nacional las principales Entidades Calificadoras de Riesgo en México, tales como: Standard and Poor's (S&P), Fitch y Moody's.

Finalmente, en el sexto capítulo se incluyen las conclusiones de la investigación y los resultados de prueba de la hipótesis alterna, interpretados y analizados para respaldar la investigación. Además, se incluyen los apéndices y anexos que respaldan todo el proceso investigativo complementado con algunas sugerencias; así como la bibliografía consultada en libros de textos, revistas, artículos, periódicos, referencias de las consultas en línea tomadas de la web; además de una relación de términos claves que sirvieron de soporte en la elaboración y redacción final de la presente tesis.

## **CAPÍTULO 2**

### **MARCO TEÓRICO Y METODOLOGÍA**

#### **2.1 Evolución contextual del riesgo de mercado**

Los problemas económicos, surgen desde que el hombre requiere llevar a cabo operaciones de intercambio y su interés por obtener mejores condiciones de existencia, buscando siempre tener una mejor calidad de vida, enfrentándose continuamente a nuevas expectativas de bienestar o de fracaso, obligándose a cambiar sus acciones o formas de comportamiento para ir superando las grandes dificultades, creando soluciones adecuadas y ajustadas a las situaciones que varían constantemente como en el pasado.

Todos los países unificados en grandes bloques económicos, se han visto afectados por las constantes crisis económicas y financieras acontecidas sobre todo en los últimos dos siglos, ocasionadas principalmente por la falta de un modelo de crecimiento económico no sostenible. Esta situación, ha provocado que tanto los individuos como las entidades tengan que enfrentarse constantemente a superar problemas sociales como la pobreza, la desigualdad, los conflictos armados, las migraciones, la falta de salud y educación, la inestabilidad política y económica; generando un continuo ambiente de incertidumbre, debido a las condiciones cambiantes que rodean su entorno.

En ese contexto, las mayores dificultades que encaran actualmente las naciones y las instituciones son los acontecimientos generados en los últimos años, que han desestabilizado el bienestar económico mundial, sobre todo en los mercados y el comercio internacional, tales como: las fluctuaciones en los precios del petróleo, la depreciación del dólar, la política neoliberalista de los países con economías fuertes que lideran a los mercados emergentes (más débiles), los constantes empréstitos entre países pobres y ricos, los nuevos modelos de competencia, las grandes inversiones privadas entre naciones, cambios políticos como el incremento del capitalismo en varias economías y en otras el empoderamiento de las dictaduras (socialismo), han dado origen a que las condiciones de inseguridad sean cada vez mayores y se presenten con mayor frecuencia.

Este panorama internacional de contrastes ha generado la necesidad de enfrentar continuamente diversos riesgos, según las condiciones del escenario en el cual se concentre la actividad económica de las empresas, como por ejemplo, en una actividad de financiamiento subyace la probabilidad del no cumplimiento de la obligación, generando lo que se conoce como riesgo de crédito, pero también existe el riesgo país, el riesgo financiero, el riesgo de mercado, entre otros. Por tanto, la incertidumbre ha desencadenado una inestabilidad financiera y económica que se refleja en balanzas de pagos deficitarias, constantes alzas inflacionarias, no solamente en países emergentes sino también en los países con economías fuertes, altas tasas de desempleo, crecimiento en las tasas de interés, por mencionar algunos.

Actualmente, todos los países que forman los grandes bloques económicos realizan enormes esfuerzos para alcanzar un crecimiento estable internacionalizando sus mercados financieros y creando instituciones mundiales que con nuevas regulaciones, contribuyan a minimizar los riesgos con una administración eficiente de los títulos valor y las grandes inversiones de capitales, siendo un factor crucial en el desarrollo actual.

La naturaleza misma del ser humano lo induce a evitar o eliminar si le es posible, la incertidumbre a través de la creación y el desarrollo de una serie de medios y estrategias basados en estudios sobre nuevas teorías y modelos que le ayuden a generar nuevos conocimientos y que utiliza como medida precautoria para protegerse de la inseguridad. Estas acciones le proporcionan la certeza de que la búsqueda de soluciones en situaciones inciertas respecto a la volatilidad de los mercados bursátiles que operan en el mundo debe ser constante para hacerle frente a las fluctuaciones cíclicas inherentes a la actividad económica internacional.

En el desarrollo de la teoría económica se ha observado el papel fundamental que cumplen la oferta y la demanda como instrumentos versátiles del análisis económico. Sin embargo, en la realidad se sabe que la vida económica involucra asumir riesgos y enfrentarse a situaciones desconocidas que se resumen con la idea de incertidumbre (Sarmiento y Vélez, 2007).

Dado lo anterior, es importante diferenciar los conceptos de incertidumbre y riesgo para efectos de poder continuar con las explicaciones de la fundamentación teórica y del desarrollo de las diferentes teorías sobre la medición del riesgo, dado que ese es el objetivo principal de la tesis doctoral.

De acuerdo con Knight (1921) se considera incertidumbre una actividad o momento que existe, pero sin certeza de que ocurrirá inmediatamente o en un futuro. El riesgo es la incertidumbre de un hecho o momento que existe, pero que se puede calcular la probabilidad de que en el futuro ocurra y que tenga un efecto medible en un individuo o circunstancia.

Explicada la diferencia entre la incertidumbre y el riesgo, se pueden relacionar de manera breve cada una de las teorías que surgieron para su medición, desde su origen en la época del Renacimiento cuando se realizaron grandes adelantos en el estudio del cálculo y las matemáticas, aplicando el concepto de probabilidad, hasta nuestros días. A continuación se describen las principales aportaciones de los teóricos sobre el cálculo del mismo en orden cronológico y los diferentes modelos de valuación desarrollados, para comprender mejor el concepto y la cobertura del riesgo en los mercados internacionales.

Girolamo Cardano (1500-1571), desarrolló múltiples análisis de probabilidad sobre los resultados del juego; posterior a su muerte, en 1663 se publicó su libro "Liber de Ludo Aleae" (Libro de juegos de azar), que trataba sobre la posibilidad de ganar o perder en los mismos. Después, en los años 1564-1642, en Italia Galileo Galilei escribió la teoría de la probabilidad en su obra "Sopra gli Scopertie dei Dadi", donde estudió las diferentes combinaciones en el juego de los dados.

La palabra latina probare, significa probar o aprobar y Cardano fue la primera persona que introdujo el concepto de probabilidad. Este término ha evolucionado con el tiempo. El concepto de probabilidad que Cardano desarrolló se refiere al grado de credibilidad o aprobación de una opinión (De Lara, 2005).

Sin embargo, una idea más reciente del término probabilidad está asociada con resultados futuros que involucran incertidumbre. Este último concepto fue

desarrollado cuando pudo medirse cuantitativamente la probabilidad con la frecuencia relativa de eventos pasados (Sarmiento y Vélez, 2007).

En los años 1564-1642, en Italia Galileo Galilei escribió sobre la teoría de la probabilidad en su obra "Sopra gli Scopertie dei Dadi" basándose en las diferentes combinaciones en el juego de dados. En el siglo XVII, los franceses Pascal, Fermat, de Meré, sistematizaron un método utilizando el álgebra, la filosofía y la geometría conocido como el Triángulo de Pascal para analizar la teoría de la probabilidad, útil para medir lo inesperado de un evento, siendo los primeros estudios sobre el riesgo.

En los siglos XVII y XVIII, el desarrollo del álgebra y el cálculo, permitió utilizar la teoría de la probabilidad, en la medición del riesgo en seguros e inversiones. Posteriormente, De Moivre (1730) estudia la estructuración de la distribución de probabilidad normal y propone el concepto de desviación estándar, siendo la base de sus estudios la teoría de probabilidad.

Por su parte, Bernoulli (1738) desarrolla una nueva teoría sobre la medición del riesgo, mejor conocida como la teoría de juegos; que servirá como base para formalizarse como tal y por primera vez en 1928, con los estudios que realizará John von Newman, y que después ampliará conjuntamente con Oskar Morgenstern (1944).

En 1900, Louis Bachelier realiza el primer trabajo teórico sobre finanzas denominado Teoría de la Especulación, como tema de su tesis doctoral en Ciencias Matemáticas de la Universidad Sorbona de París. La primera parte de su trabajo contiene una descripción de derivados en el mercado francés de su época, como los forward (futuros estandarizados) y opciones. De igual manera, desarrolla un modelo probabilístico del movimiento del precio de un activo financiero.

Posteriormente, los trabajos de investigación de Frank Knight se relacionaron con el estudio del riesgo de una manera objetiva, su tesis acerca del mismo, en el año 1921 conocida como: Riesgo, Incertidumbre y Beneficio, partió de que las proporciones tienen problemas intrínsecos de ser verdaderas o falsas, y define por primera vez el riesgo y la incertidumbre.

En su tesis doctoral estableció la diferencia entre el riesgo y la incertidumbre. Al riesgo lo conceptualizó como lo que se puede cuantificar de forma medible y objetiva, mientras que, a la incertidumbre la definió como no medible y subjetiva, tal como se mencionó anteriormente.

También, este teórico economista trabajó sobre las dos perspectivas de las probabilidades, la primera denominada: probabilidad a priori, se deriva de las simetrías homogéneas, como por ejemplo, las que presentan las seis caras de una dado; y la segunda conocida probabilidad estadística, que es obtenida a través del análisis de datos históricos homogéneos.

En 1928 John Von Neumann, publica su primer ensayo básico que fue determinante para definir la teoría de selección en situaciones de peligro o inseguridad que presentan los mercados y la actitud del inversionista bajo condiciones de incertidumbre en la toma de decisiones respecto al consumo, la inversión y en general, al valor de los contratos financieros, planteando la hipótesis de la utilidad esperada (Sarmiento y Vélez, 2007).

La Teoría de la Utilidad con Incertidumbre, menciona que la diversificación encuentra sus orígenes en la teoría de la diana, elaborada por Cowles (1932), corredor de bolsa, en los años veinte. Esta teoría basada en el estudio de mercado de valores, tenía como propósito el que un inversionista en el mercado accionario comprara todo lo que quisiera. De esta manera, formaría una cartera diversificada, disminuyendo la incertidumbre por la dispersión de las utilidades. Fue el creador de la Comisión sobre los Estudios de la Econometría.

Cowles, contempló al riesgo como un factor determinante para lograr la medición de los daños producidos por las inversiones de activos en mercados con alta volatilidad, factor definido por la incertidumbre respecto a los rendimientos de los activos considerándose este riesgo inherente a las carteras, constituyendo una situación económica imprevisible o inevitable.

En el periodo de 1930 a 1936 Keynes desarrolló varias teorías sobre el dinero, tales como la teoría de la liquidez de los mercados de capital y las acciones de los

inversionistas. En este contexto de incertidumbre, Hicks (1934, 1935, 1939) es el pionero en el mercado de derivados. Por su parte, Kaldor (1939) expuso cómo la especulación de los mercados influía en el precio de las acciones, mientras tanto Marschak, et al. (1938) demostró que la mayoría de sus estudios estaban basados en la Teoría de la selección de cartera, en la cual la incertidumbre jugó un papel importante.

Los economistas VonNewman y Morgensten (1947) desarrollan la teoría de juegos y el comportamiento económico, en donde se dedicaron a generalizar las propiedades para las funciones de utilidad esperada. Estas, dependen de las preferencias del individuo sobre un conjunto de loterías siempre que se cumplan los axiomas de continuidad y dependencia, en situaciones de incertidumbre, observando si esta disposición al riesgo, le afecta o simplemente se opone a él.

Arrow-Debreu (1955 - 1959), condiciona el éxito o fracaso de un suceso ó actividad económica. En este caso, un activo contingente se presenta a partir de que otro evento o suceso se ocasione o no. Puesto que los rendimientos de los títulos (valores) dependen de las empresas en sus decisiones de inversión en el mercado completo; en los estudios del paradigma Arrow-Debreu, las inversiones se pueden llevar a cabo y éstas no están afectadas por el riesgo moral.

Sus estudios se basan en la definición de que los pagos futuros de un activo, dependen de su contingencia o de la incertidumbre de un evento futuro. Sus estudios se enfocaron principalmente en el riesgo moral en ciertas o determinadas situaciones. Debreu (1959), en su trabajo sobre la teoría del valor, estableció una nueva definición de la materia prima y su definición de activos, y definió una teoría libre del riesgo de cualquier concepto probabilístico.

A finales de los años 50's el Premio Nobel de Economía Harry Markowitz (quien recibiera esta distinción hasta 1990), desarrolló el modelo de media varianza, que constituye un intento pionero para enfocar la demanda de activos con riesgo. Su principal aportación fue el estudio sobre el análisis de la selección óptima de carteras en 1959, donde señala que el riesgo se minimiza en proporción con la rentabilidad considerando la premisa de que el mercado es eficiente, siempre y cuando exista una diversificación en la inversión de acciones y no solo con respecto

al número, y lo más interesante con la correlación de los valores que conforman la cartera.

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 Modigliani y Miller (1958), los autores 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 (CAPM), también conocido como modelo de valoración de los activos de capital.

En su teoría, establecen la estructura del capital de la empresa, y afirman que cuando la firma tiene un capital conformado por la inversión de sus accionistas y por contratos de deuda (financiamiento externo), no es trascendente la manera en que su capital está estructurado en cuanto al valor de la empresa. Considerando la estructura los agentes económicos pueden obtener fuentes de información óptima (información asimétrica), y las decisiones sobre los proyectos que realiza la firma afectaran la naturaleza de sus pasivos y las posibilidades de asumir el mayor riesgo, así como su relación con los rendimientos que se pueden obtener en las diferentes opciones de inversiones (acciones) y de las fuentes de financiamiento externo (deuda), buscando un equilibrio en la constitución de su capital.

Con la formulación del modelo CAPM desarrollado por Sharpe (1964), Lintner (1965) y Mossin (1966) se obtuvo 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 CAPM se mide a través de este coeficiente.

El modelo establece una relación entre el crecimiento de la rentabilidad de la acción respecto a la tasa libre de riesgo, así como el exceso del rendimiento del mercado con relación a la misma. Cabe mencionar, que la beta es el indicador que se toma como referencia en este trabajo de investigación, considerándola como la variable dependiente que representa al riesgo sistemático.

El modelo CAPM mide el comportamiento de un valor (acción) de acuerdo a las fluctuaciones en el mercado. Determina el cálculo de la covarianza del rendimiento de la acción, de acuerdo a la medida estándar del riesgo de mercado. Enfatiza que el inversionista está interesado más en el riesgo sistemático o no diversificable de la acción, sin ser tan importante la medición del riesgo total de la inversión.

Señala que las rentabilidades futuras de las distintas alternativas de inversión son una variable determinística; y una cartera bien diversificada disminuye el riesgo no sistemático. Sin embargo, si se presenta el riesgo sistemático (intrínseco) a la acción, entonces se tiene una relación directa con la rentabilidad de la inversión.

En 1958, Tobin premio Nobel de Economía en 1981, desarrolló la teoría de la selección de cartera de la demanda de dinero, o teorema de la separación, del que se deriva el modelo de precios de activos financieros. Su estudio se concentró en el proceso de toma de decisión de una persona que debe elegir entre repartir su ahorro o sus recursos entre dos activos; si opta por conservar el dinero según el grado de aversión al riesgo este activo está libre de riesgo, pero no obtendrá rendimientos en esta decisión; o si toma la decisión de invertir en bonos, esta decisión será tomada según el riesgo que desee asumir, y este activo si le generara un rendimiento en el futuro.

La teoría financiera moderna ha retomado estos estudios para enfrentar las operaciones de demanda de instrumentos y servicios financieros que se ven afectados por la incertidumbre económica que rodea estas operaciones, pues la teoría de Tobin, estudia cómo los entes económicos pueden obtener una buena selección de cartera en sus inversiones, cuando se hacen mezclas en niveles efectivos de riesgo, liquidez y rendimiento.

Los años 70's, se caracterizaron por la asignación de los recursos de la empresa, desde la perspectiva de la teoría económica de inversión, relacionándola con la teoría formal de la decisión, determinando las condiciones de incertidumbre, con el uso de la Econometría. En 1971 Jack Hirshleifer, basó sus investigaciones sobre el costo público de la tolerancia al riesgo; este estudio lo llevó a determinar la teoría de los precios y sus aplicaciones en 1980.

Los estudios de este periodo muestran el efecto de los riesgos sobre las empresas, el cual se ha venido incrementando debido a los cambios que se han producido en los mercados financieros, originando una gran volatilidad en los mismos. No obstante ha sido a partir de los últimos años cuando los directivos han empezado a plantearse la gestión de los mismos, con el propósito de limitar las pérdidas potenciales y estabilizar los flujos de efectivo empresariales.

El estudio de los mercados y las actividades de los inversionistas y acreedores a mediados de este periodo, se caracterizaron por la evidente y constante incertidumbre, determinada por una elevada volatilidad en el tipo de cambio de las divisas y la gran variabilidad en las tasas de interés, originados por la excesiva expansión del comercio internacional y la globalización financiera a nivel mundial.

Los cambios financieros que suscitaron el surgimiento de una variedad de productos financieros novedosos, como los instrumentos derivados; y las innovaciones tecnológicas incrementaron los mercados causando, una mayor variabilidad en los tipos de cambio, las tasas de interés, y los movimientos inflacionarios que en ese momento se suscitaron en las economías, generando una mayor exposición a situaciones muy riesgosas.

Siguiendo con la revisión de la literatura se encontraron los trabajos de Mckinnon y Shaw (1973), sobre la teoría de la represión financiera; su estudio se refiere a que la inexistencia de mercados eficaces y la falta de regulación de los mismos, limita la intermediación crediticia entre agentes con superávit (ahorradores) y agentes con necesidad de liquidez (los inversionistas).

Mckinnon y Shaw, son los autores de la llamada teoría de la represión financiera, la cual establece un importante vínculo entre los procesos monetarios y la

acumulación de capital, y plantea que la falta de liquidez en el mercado crediticio, limitación más importante a la expansión de las inversiones en el mundo en desarrollo, es producto de la intervención estatal en el sector bancario y los mercados de capital (García, 2003).

En su teoría enfatizan la necesidad de que se logre una intermediación bancaria que motive la distribución de los recursos a los sectores mas productivos y que ofrecen mayor rentabilidad, sin embargo, en sus estudios hablan de la necesidad de que se establezcan reglas muy concretas, conjuntamente con la obligación de un establecer un entorno económico estable (mercados regulados) y de esta manera se minimizan costos, se reduce el riesgo asumido por los entes económicos que intervienen en el mercado y se obtendrá una mayor productividad.

De estos estudios surge el concepto de liberación financiera y la apertura de mercados, especialmente en las economías más desarrolladas que se generaron a finales de los setenta y que continuaron en los ochenta, estableciéndose la ventaja de la intermediación financiera.

Tobin (1977), fue el defensor de la creación de impuestos a las transacciones financieras globales, con el propósito de desalentar las operaciones de divisas a corto plazo para reducir los efectos de la especulación; estableciendo que la incertidumbre se reduce, creando los mercados eficientes. Por su parte, Herber A. Simon, Premio Nobel en 1978, realizó investigaciones enfocadas a la obtención del máximo rendimiento en la toma de decisiones empresariales; estableciendo alternativas satisfactorias, que permitan un adecuado manejo del riesgo.

Kahneman y Tversky (1979-1982) desarrollaron estudios sobre la teoría de la prospectiva de la incertidumbre, enfocándose en las probabilidades al asumir riesgos en la toma de decisiones, partiendo de las consideraciones de evitar una pérdida, según las posibilidades de inseguridad y el número de las frecuencias en que se repite ésta. Realizaron fuertes críticas a la: teoría de la utilidad esperada, las cuales son concluyentes sobre los patrones de comportamiento de los entes económicos, al momento de decidir.

Prácticamente su teoría, establecía que las decisiones tomadas en situaciones de mayor incertidumbre, difieren de los principios básicos de la teoría de la probabilidad. Sus estudios se refieren a la psicología que se involucra en la actividad económica, sus trabajos se centraron en el juicio humano y la actitud del individuo en la toma de decisiones bajo condiciones de incertidumbre.

La teoría desarrollada por estos dos Premios Nobel de Economía, se enfocaron, en el estudio de las probabilidades de asumir riesgos en la toma de decisiones, partiendo de las consideraciones de evitar una pérdida, según las probabilidades de incertidumbre y el número de las frecuencias en que ésta se repite.

En el periodo comprendido entre 1971 a 1988, los teóricos mencionados anteriormente, dedicaron gran parte de sus trabajos a estudiar, complementar e interpretar los escritos de Keynes sobre la formación de las expectativas de los mercados financieros en condiciones de incertidumbre.

Por lo que, Stiglitz (1972) y Summers (1989), tratadistas y fuertes críticos a la hipótesis de la distribución perfecta de la información (información asimétrica), realizaron estudios sobre las imposiciones creadas en las transacciones financieras, referentes a que éstas disminuyen la especulación de los mercados.

En sus trabajos de investigación, Stiglitz y Summers se dedicaron a estudiar ciertos sucesos de inestabilidad en los mercados bursátiles y cambiarios, que han sido la base de los estudios de economistas modernos y contemporáneos en las últimas décadas, por considerarse como disertaciones que contienen ambigüedades todavía por resolver.

Stiglitz afirma en su teoría, que en toda eventualidad el resultado depende, de toda la información disponible con que se cuente y establece que en la actualidad existe información futura (medición matemática) y que inevitablemente se revela (por lo menos a largo plazo), a la hora de determinar la tendencia de los precios financieros fijados en un mercado libre.

Summers (1989) a su vez, expone que hay fuertes argumentos de eficiencia económica que respaldan la creación de los impuestos sobre las operaciones

financieras, puesto que ellos minimizan la especulación de los mercados; porque si aumenta la volatilidad de los mismos, se crean mayores riesgos y la distribución de la inversión se vuelve inequívoca y limita la información de los precios de los activos.

La teoría de los mercados eficientes defendida por excelentes econométricos y grandes investigadores como Tobin, Summers y Stiglitz, no es factible, porque en el mundo real no existe este tipo de mercado y, por lo tanto, la distribución racional del riesgo que ellos plantearon en sus trabajos es imposible, especialmente en mercados que ofrecen alta liquidez.

Dicha teoría se presentó por la existencia de la información futura y la reducción de la especulación mediante la generación de imposiciones a las transacciones financieras que reducirían la oferta del mercado de valores, y de esta manera, se reduciría la volatilidad de los mercados pudiéndose distribuir el riesgo en las decisiones de inversión de activos.

Por su parte, Engle (1982) desarrolló los modelos ARCH, dentro de los que se encuentran el EGARCH, GARCH, TARARCH, todos para medir y calcular las variaciones de la volatilidad.

Además, en estos periodos aparecen también las actividades de las empresas aseguradoras, que originaron que las investigaciones de economistas como Bühlmann (1970), Gerber (1979), Beard, et al. (1984), Altman (1989), Chorafas, et al. (1991) establecieran los antecedentes para desarrollar la teoría del riesgo, clasificándolo como: operacional, moral, de crédito, de mercado, y de liquidez.

En los trabajos posteriores de Modigliani (Premio Nobel en Economía en 1985), y Miller (Premio Nobel de Economía junto con Markowitz y Sharpe en 1990) por su trabajo desarrollado sobre la estructura de capital, plantean que la relación entre el apalancamiento y el costo de capital queda explicada por el enfoque de la utilidad neta de operación. Argumentan que el riesgo total para todos los poseedores de valores de la empresa, no resulta alterado por los cambios en la estructura de capital, y por ende, es indiferente de la combinación de financiamiento.

La década de los ochenta y particularmente la de los noventa, se diferencian bastante (en el terreno empírico y teórico) de la época en que predominaba el discurso keynesiano tradicional -en los sesenta- en el cual, la incertidumbre quedaba fuera del análisis por irrelevante, y la economía se presentaba como una ingeniería social.

A comienzos de los noventa los países emergentes, inician un periodo de apertura económica y liberación financiera, según los análisis previos que Mckinnon y Shaw desarrollaran en 1973. Sin embargo, De Gregorio y Guidotti (1992), plantean la polémica sobre el proceso que se produce por el cambio de un sistema financiero restrictivo a una liberación financiera, lo que exige una solida institucionalidad de la intermediación bancaria debido al incremento en sus costos y comisiones, originando una acumulación de capital y haciendo que las inversiones sean más productivas, creándose mayores riesgos y disminuyendo la liquidez.

Hausmann y Gavin (1996), efectuaron estudios sobre los problemas que generan los excesivos préstamos a través de la acumulación de capitales y analizaron las situaciones de shocks macroeconómicos adversos que aparecen de repente. Observaban cómo un incremento en la demanda de depósitos bancarios, resultaba a su vez en un incremento en el capital internacional, pudiendo generar una demanda excesiva de préstamos, lo cual involucraba una serie de riesgos, como consecuencia de que el sistema financiero se hacía más vulnerable.

De la misma manera, en esta década los teóricos económicos neoclásicos realizaron estudios enfocados en la liberación financiera de los mercados, y su análisis se centró hacia el desarrollo de modelos de crecimiento económico, estudiando aspectos sobre la calidad de los créditos, relacionándolos con las ciclos económicas y los diferentes y elevados niveles de riesgo asumidos por las instituciones financieras en etapas de bonanza, así como la incidencia de las elevadas tasas de interés por la acumulación de capitales en la volatilidad de los mercados monetarios y cambiarios.

Particularmente, los estudios realizados en los noventa se basaron en la medición y administración del los diferentes tipos riesgo que presentaron las instituciones financieras, originados por la gran volatilidad sobre los activos, el pasivo y el

patrimonio de las entidades que efectuaban transacciones en el mercado internacional; lo que determinó una serie de normatividades y acuerdos creados por el Comité de Basilea I en 1995, quien anunció que el establecimiento de las reservas de capital, tenían que basarse en las metodologías del Value at Risk (VaR), para llevar a cabo la Administración del Riesgo (Jorion, 1999).

La administración del riesgo se considera como el proceso mediante el cual se identifica, se mide y se controla la exposición a la inseguridad y a la incertidumbre. Para ello, se desarrolla la ingeniería financiera, cuyo objetivo es proporcionar alternativas creativas o estrategias, para protegerse contra los riesgos financieros o para especular con ellos (Ibíd., 2006).

La denominada New Economy de esta década, promovió un gran desarrollo en las entidades económicas y financieras impulsando sus capitales hacia nuevos mercados y esto dio origen a que los estudios de analistas de los riesgos como Fama y French (1992-1996), quienes se dedicaron a implementar algunos modelos matemáticos y mediciones estadísticas como el Value At Risk (VaR), que se utiliza para estudiar el precio y retorno de los activos financieros, calculando su distribución normal y lognormal que describe la trayectoria del precio de un activo individual, utilizando la simulación.

Con este modelo, se introduce el término Valor en Riesgo (VaR), en la gestión del riesgo de mercado midiendo la máxima pérdida, en un determinado periodo de tiempo, y un nivel de significancia con ciertas condiciones normales del mercado. Además, utilizando el Valor del Riesgo (VaR), se calcula el valor de un portafolio de inversión con bases probabilísticas. Actualmente se ha difundido el condicional Value At Risk (C-VaR) ó Valor del Riesgo Condicional.

También se define en estos y otros estudios, el manejo y gestión del riesgo y algunos modelos como el Return on Risk Adjusted Capital (RORAC), Credit At Risk (CAR), Duration Gap (DGAP), Convexity y algunos otros métodos relacionados con la medición matemática y la cobertura de los riesgos financieros.

Simultáneamente en la gestión de riesgo se desarrollaron otros modelos relacionados con la rentabilidad y el riesgo como la teoría tradicional de la

evaluación del desempeño de las inversiones; y otra medición muy utilizada fue el cálculo y la medición de la razón de cobertura óptima conocida como Hedge Ratio.

Otros modelos no menos importantes, han sido la medición del desempeño de una inversión ajustada por riesgo de Sharpe (1964) y Treynor (1965), el alfa de Jensen (1968), el indicador de valuación y tasación donde se involucran en el mercado de inversiones, los instrumentos de deuda y el indicador M2.

El Ratio de Sharpe, junto con otros estudios, como el Ratio de Treynor y el Alfa de Jensen se utilizan con frecuencia para medir el comportamiento de los activos de una cartera o para comparar la eficacia de distintos gestores de fondos de inversión u otros activos (Ross et al., 2008).

Esta década, se caracterizó particularmente por el estudio y análisis de riesgo de los académicos, y también por los Directores Ejecutivos (CEO's) ó Financieros. Un factor determinante en las operaciones de inversión o financiamiento que realiza el sector empresarial es la volatilidad en las tipos de cambio e interés, y en el volumen y precios de los activos que se operan en los mercados.

La volatilidad constituye un indicador del nivel de divergencia que puede tener el comportamiento del precio de un activo o instrumento financiero, respecto a los valores promedio para un periodo. En la actividad practica, ésta se puede medir en todo tipo de variables aleatorias como las tasas de interés, los tipos de cambio, el valor de un contrato o futuro, el valor de mercado de una cartera, el precio de un título valor (acciones o bonos) y la rentabilidad de un instrumento único o de una cartera de valores.

Puesto que los instrumentos de inversión, forman parte del mercado a largo plazo, éste se ve afectado por el riesgo sistemático, derivado del cambio en el precio de un activo financiero, los importes de las mercancías y las variables macroeconómicas mencionadas anteriormente. En los últimos años, esto ha generado un gran interés en la búsqueda de mediciones y cálculos matemáticos para resolver en forma cuantitativa la incertidumbre de la fluctuación monetaria y de créditos; para minimizarlos aparece la ingeniería financiera.

En el año 2000, Shefrin logra la sistematización de la teoría prospectiva, ó teoría del comportamiento financiero. Posteriormente, Daniel Kahneman (Premio Nobel de Economía en el 2002), así como sus colegas continuaron sus estudio sobre los aspectos psicológicos de los inversionistas o agentes económicos que realizan actividades empresariales, en lo referente al juicio humano y a la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre.

Los premios Nobel de Economía del año 2001 Joseph Stiglitz, George Akerlof y Michael Spence, también estudiaron los mercados financieros y su relación con la información asimétrica; sus teorías sentaron las bases de la revelación económica moderna, y han tenido posteriores aplicaciones en el análisis de los mismos a nivel internacional, en los que la volatilidad ha afectado a las empresas, originando un mayor riesgo en sus operaciones bursátiles.

Stiglitz decía: "Nuestros modelos ayudaron a explicar por qué los mercados no funcionaban de la manera en la que lo dictaba la teoría estándar, por qué los mercados podrían no existir, por qué quizá haya desempleo, por qué se puede dar el racionamiento de créditos" (Stiglitz, 2001). Los modelos también explicaron por qué los golpes a la economía pueden ser amplificados y sus efectos persisten mucho tiempo después de que la incertidumbre original desaparece.

La mayor libertad para operar en los mercados financieros por las empresas o los individuos, genera asumir mayores riesgos como resultado de un entorno de variabilidad de los tipos de cambio, las tasas de interés y las expectativas inflacionarias. Es por ello, que cuando los entes económicos especulan crecimiento, es porque los mercados financieros internacionales tienen una mayor cobertura, y en consecuencia, mayor inestabilidad e incertidumbre, y como consecuencia se tendrá una economía con mayor interdependencia e integración de estos mercados.

La esencia de hacer negocios es precisamente correr riesgos, en otras palabras, el riesgo es una elección propia, más que una imposición o un obstáculo indeseable. Esta esencia se desarrolla día a día por medio de la toma de decisiones, en la que se tiene que enfrentar la incertidumbre de condiciones cambiantes, la frustraciones de ejecuciones deficientes, la permanente falta de información y la urgencia de no perder el paso ante la competencia.

Por esa razón, con frecuencia los economistas expresan que el riesgo es una exposición a situaciones de incertidumbre con diferentes niveles de impacto. Al riesgo también lo definen como la probabilidad de una pérdida o de una menor ganancia a la esperada en una inversión; mientras que, la gestión de riesgos es el arte de oscilar entre la pérdida y el beneficio.

La economía de la información es el área de la teoría financiera que más se ha desarrollado en los últimos veinte años, su importancia y aplicaciones han tenido un gran desarrollo y un programa investigativo importante en la teoría de la información asimétrica, que se puede ejemplificar como un contrato financiero, en donde el deudor cuenta con información que el acreedor ignora.

De acuerdo con Zorrilla (2006), bajo esta perspectiva, el objetivo principal de esta teoría es estudiar las consecuencias de la existencia de asimetría de información entre los diversos agentes económicos, sobre la forma en que éstos se organizan y sobre la eficiencia de la relación que establecen. La información asimétrica es una relación contractual, tratándose los tres principios de la economía de la información: riesgo moral, selección adversa y señalización.

El riesgo moral significa el riesgo derivado de la subjetividad, parte del hecho de que no se pueden conocer las verdaderas intenciones de otros, en el concepto económico. Si un individuo tiene mayor información que el resto, y los demás no poseen los medios para verificar la información del mismo, se incurre en riesgo moral.

Los Premios Nobel citados anteriormente, explicaron de qué manera la falta de información dificulta el desarrollo de los países pobres y que, los desajustes en los mercados de algunos países eran imputables a una mala circulación de la información (Akerlof, 1970). De esta manera relacionaron la carencia de información en los mercados financieros. El uso del concepto información asimétrica por estos autores, propició en la disciplina económica un nuevo interés por el análisis de los mercados financieros y permite en la actualidad, entender mucho mejor sus imperfecciones.

Si existe una adecuada sistematización del manejo de la información dentro de las organizaciones, se permite la buena toma de decisiones de inversión o financiamiento por parte de los individuos en cada una de sus unidades económicas. Estos economistas proponen la transmisión de la información y el conocimiento por parte del Análisis de sus Redes Sociales (ARS), constituidas en el ambiente corporativo y la relación laboral de cada una de las personas, respecto a la transmisión del conocimiento para conocer los procesos y no asumir grandes riesgos (Coleman, 1988).

A su vez, Akerlof señala que la problemática de la información asimétrica y su incidencia en el mercado de capitales, está determinada por las relaciones de comunicación y la información que se encuentre disponible para la adecuada distribución e inversión de recursos, puesto que la falta de una red de comunicación entre el recurso humano, exige tomar medidas para disminuir el efecto de una mala comunicación, obligando a los participantes del mercado (agentes económicos) a establecer estrategias y redes de interconexión de información para que estos interactúen dentro de la unidad económica y permitan flujos de información fiable.

Este aspecto de la información asimétrica, tiene como efecto un cambio radical en las instituciones financieras, haciendo que las adecuadas redes de información puedan influir en el entorno interno y externo de la organización conjuntamente con otras empresas, creando restricciones financieras que originan la aparición de los intermediarios financieros, generando así una desigualdad de comunicación mayor entre los agentes económicos que intervienen en la adecuada distribución e inversión de los recursos financieros de las entidades.

Para tener confiabilidad de información en las organizaciones, es importante mencionar que la técnica de Análisis de Redes Sociales, (ARS) constituye la base teórica que Stiglitz y su equipo ganador del Premio Nobel en el 2001, utilizaron para afirmar que la estructura de una organización es más funcional y eficiente si existe una adecuada interconexión con la red de comunicación de todas las personas que hacen parte de la unidad económica.

Hay muchos estudios que asimilan este análisis con el desarrollo que tiene el cerebro del ser humano en el proceso de su comunicación, que lo hace a través de

la interconexión que tiene una neurona, que es una célula en el cerebro que recibe los impulsos, procesa esa sensación e inmediatamente la trasmite a las demás células. Esto permite una perfecta comunicación con todas las partes de sus axones y dendritas, y la respuesta crea una red de comunicación del impulso, que controla de manera sincronizada la reacción en el cuerpo.

El uso de las matemáticas y las investigaciones de estas redes sociales, ha permitido el desarrollo la Teoría de Grafos, y la aplicación de la misma, ha generado gran cantidad de software sobre ARS para poder estudiar y profundizar en el análisis de redes, tales como: Ucinet, Dynet, Egonet, Netdraw, NetMiner, Pajek, Siena y Visone entre otros.

White y Borgatti (1994), determinaron que entre más se minimice la asimetría de la información habrá un mayor flujo de comunicación, permitiendo el control y la disminución del riesgo en todas las actividades y operaciones en las organizaciones. Por lo tanto, en la medida que fluya la comunicación dentro del entorno externo de la compañía, se neutraliza el efecto de incertidumbre y riesgo en cada una de las actividades u operaciones del negocio.

La información es un conjunto de ideas expresadas, mientras que el conocimiento surge de un red sincronizada de información, esto permite una adecuada red de información, que traducida en conocimiento, proporciona en las actividades de mercado una mayor información y más equidad en la distribución de la misma en todos los miembros de las organizaciones, lo que genera una mayor eficiencia y rendimiento, minimizando los diferentes niveles de riesgo.

En los últimos años, el problema de la alta volatilidad de las actividades económicas y financieras de los mercados internacionales, ha afectado directamente a las empresas e instituciones particularmente, en una mayor cobertura de riesgo, debido a la variabilidad en las tasas de interés, los cambios frecuentes en los tipos de cambio, la gran volatilidad del precio de los valores, tales como las acciones y los bonos, así como el excesivo incremento de incertidumbre que se presenta cada día.

Las situaciones de flexibilidad en cuanto al libre mercado a nivel global, ha propiciado el origen de algunos instrumentos como son los productos derivados, que se han considerado en el análisis y la gestión del riesgo como herramientas que reducen los riesgos y permiten alcanzar una mayor rentabilidad en las unidades económicas.

Al respecto, los economistas Myron Scholes y Robert Merton en 1997 reciben el Premio Nobel de Economía cuando deciden presentar su trabajo sobre el modelo de valuación de opciones; se basaron en los estudios realizados por Fischer Black (1972), economista que ya había fallecido pero quien había dedicado buena parte de sus investigaciones a buscar algunos estudios sobre derivados y opciones. Su publicación sobre el precio de las opciones y la deuda corporativa, expone la posibilidad de que el agente económico debe protegerse ante la incertidumbre de los mercados, de manera que se pudiera disminuir el riesgo futuro.

La necesidad de crear instrumentos de cobertura del riesgo, en los mercados financieros se realiza por las fluctuaciones en los precios de los instrumentos y las mercancías que se comercializan a través de la oferta y la demanda y el resultado de esa variabilidad en el precio, da como resultado una reducción en el margen de beneficios para los involucrados (inversionistas, compradores y vendedores) en las actividades económicas relacionadas, ocasionando pérdidas especialmente en actividades de inversión y venta de valores u opciones que se realizan en todos los mercados sean estos bursátiles ó no bursátiles, donde se llevan a cabo miles y miles de operaciones económicas de este tipo, diariamente.

Los instrumentos derivados fueron creados para protección o cobertura de riesgos, es decir, el hecho de que el precio de mercado de un instrumento (acciones o bonos) varíe, da como resultado una pérdida o menor rentabilidad, generando una protección a la excesiva volatilidad de los mercados financieros a nivel mundial; puesto que el mercado a largo plazo, que maneja este tipo de instrumentos de inversión se ve afectado por tres tipos de riesgo, que han sido los detonantes para hablar de la necesidad de controlarlo y administrarlo adecuadamente.

El primer riesgo, es el riesgo de tasa de interés, que calcula las pérdidas o baja rentabilidad de las inversiones por las grandes fluctuaciones de las tasas de interés en tiempos de crisis.

El segundo riesgo, es el de los tipos de cambio en el mercado de divisas, en actividades de inversión o financiamiento; en el mercado de derivados constituye un riesgo que afecta directamente los activos y pasivos de la compañía dando como resultado, una reducción en el margen de utilidad.

En el entorno de los mercados hay una mayor incertidumbre porque se incrementan los costos, principalmente en las actividades de financiamiento en moneda extranjera, lo cual se ve reflejado directamente en su información financiera, que es la base de la toma de decisiones para los agentes económicos.

El tercer riesgo es del precio, que es el riesgo de pérdidas en el patrimonio o en los resultados operacionales asociado a los comportamientos adversos en los factores de riesgo de mercado. Este riesgo está estrechamente relacionado con la volatilidad de los títulos valor (Corredores Asociados S.A., 2010).

Por lo tanto, el riesgo de mercado se deriva de la variación en el precio de un activo financiero causado por las variaciones adversas en los factores de riesgo dados por el mercado: tasa de interés, tipo de cambio, cotizaciones de acciones, precio de mercancías, volatilidades, variables macroeconómicas, entre otros (Ibídem).

El problema del riesgo, en estos tiempos de crisis crecientes e insuperables, ocasionadas por las profundas caídas de los títulos valor y los embates que han sufrido los mercados financieros; siempre ha estado presente. En primer lugar, por el crecimiento de las operaciones que se llevan de manera constante en las diferentes bolsas en el mundo.

En segundo lugar, por la excesiva volatilidad en el precio de los instrumentos que se comercializan y por las altas tasas de interés, debido a las fuertes intermediaciones de los gobiernos en la política económica de los países y las excesivas fluctuaciones en los tipos de cambio, han hecho que el riesgo de mercado

de las operaciones a nivel internacional, también haya atravesado por fuertes regulaciones.

Sin embargo, a finales de los años ochenta, debido a la crisis, los bancos y las instituciones de crédito, pidieron a sus gobiernos y a los bancos centrales, una flexibilidad en cuanto a la regulación, especialmente en el mercado de las inversiones, actividades y operaciones de crédito.

Estas instituciones en los últimos cinco años, han vivido esa desregulación laxa de los mercados financieros, hasta el punto de que varias de las actividades con instrumentos de cobertura de riesgo, no están adecuadamente reguladas; lo que ha permitido aumentar las actividades de crédito y financiamiento, haciendo que los bancos y las instituciones de crédito establezcan nuevos servicios con fuertes operaciones de venta de títulos de deuda a otras instituciones, exagerando la confianza.

Al reinvertir sus instrumentos de deuda en fondos de inversión de otros bancos, estas operaciones o nuevas inversiones generarían mayor rentabilidad, y de esta manera se cubrirían los costos de la deuda con sus clientes, obteniendo mejores ganancias; pero en realidad esto no ocurrió así, ya que hubo una considerable falta de liquidez por parte de las instituciones bancarias y de crédito, dando origen a la crisis que inicia en el 2007 en Estados Unidos de América y que se convirtió en una profunda crisis internacional, comparable con la de 1929.

Hablar de estas crisis recurrentes en la historia de los mercados mundiales, las cuales originan un creciente riesgo en los mismos, particularmente la crisis hipotecaria en un país económicamente estructurado como Estados Unidos de América, es razón suficiente para continuar con la creación de modelos matemáticos y econométricos que expliquen los riesgos producidos por la desregulación que han sufrido los mercados financieros internacionales últimamente, propiciando una mayor volatilidad en las negociaciones entre los diferentes países y en sus economías locales, ya que todo indica que han olvidado seguir las normas que estableció en 1988 el Comité reunido en la ciudad de Basilea (Suiza) en ese año.

El Comité estableció una regulación estricta sobre el capital mínimo con que deben operar las entidades económicas, y de esta manera pudieran absorber las pérdidas en caso de situaciones críticas. Esta regulación contiene una serie de acuerdos y normas sobre el manejo y control del riesgo de mercado y de crédito.

Posteriormente en los acuerdos de Basilea II (2004), comité que reunió a más organismos reguladores como el Banco Mundial, el Fondo Monetario Internacional y los Bancos Centrales como intermediarios financieros de los diferentes grupos de países; acordaron una regulación muy bien estructurada sobre la presentación de la Información Financiera Internacional, como respuesta al problema de la información asimétrica, comentada en párrafos anteriores, y que ha dado origen a múltiples estudios por parte de los teóricos sobre el riesgo de mercado.

El riesgo de mercado, es el que se deriva de la fluctuación en el precio de un activo financiero, causado por las variaciones adversas en los factores de incertidumbre dados por el mismo: tasa de interés, tipo de cambio, precios de títulos valores (renta fija y variable), precio de mercancías ó materias primas, volatilidades y otras variables macroeconómicas.

Éste a su vez, se define como la pérdida que puede presentar un portafolio, un activo o un título en particular, originada por cambios y/o movimientos adversos en los factores de riesgo (entorno económico) que afectan su precio o valor final; lo cual significa una disminución del patrimonio que puede afectar la viabilidad financiera de la entidad y la percepción que tiene el mercado sobre su estabilidad (Arango, 2009).

El riesgo sistemático se clasifica como: de precio, de volatilidad, de correlación y de liquidez (de fondeo y de mercado). En base a esta clasificación, existen diversos modelos para medirlo, éstos son:

- a) Las medidas de sensibilidad, tales como la Duración y las Sensibilidades: valor dólar de un punto base, conocido como DV01 por sus siglas en inglés y el valor precio de un punto base (PV01); y

- b) Los métodos de medición del VaR de Mercado, tales como el VaR Paramétrico, la Simulación Histórica y Simulación MonteCarlo (Banco de México, 2005).

Además de los modelos mencionados anteriormente, existen otros no lineales que sirven para medirlo, como herramientas de proyecciones futuras que han recogido numerosos avances registrados en otras disciplinas. De manera que, dentro del panorama de la predicción financiera actual, en el estudio del riesgo de mercado se ha ido incorporando el desarrollo asociado a las nuevas tecnologías de información, la comunicación (TICs), y el uso de métodos de pronóstico sofisticados, tales como:

- La utilización de sistemas inteligentes, capaces de autoajustar determinados parámetros cruciales en los diseños estadísticos, es lo que se conoce como data mining o minería de datos.
- El uso de herramientas de proyección, que han sido tomadas de la Inteligencia Artificial (IA), de los sistemas inteligentes de optimización y el empleo de técnicas predictivas basadas en desarrollos recientes de la regresión no paramétrica, de la que forman parte los modelos de Redes Neuronales Artificiales (RNA).

La regresión no paramétrica de acuerdo con Cleveland (1979), es una herramienta de modelización que forma parte de la familia de los métodos de ajuste. El objetivo es modelar una variable dependiente en función de una o varias variables explicativas con el fin de poder prever sus valores, conociendo el peso de las variables explicativas, y los datos observados en el pasado.

A partir de los años noventa, tanto el análisis fundamental como el técnico han ido cediendo terreno a los métodos y técnicas de predicción señalados anteriormente. En este contexto, existe evidencia empírica sobre la eficacia para predecir la evolución de los precios de acciones, índices bursátiles, tipos de cambio, tipos de interés, entre otros. Hoy en día, se aplican en las actividades financieras, algunas herramientas matemáticas y estadísticas como: Algoritmos Genéticos, Redes Neuronales Artificiales, Modelos Multivariados, Lógica Difusa, Teoría de Caos y Electromagnetismo (Espinosa, 2005).

## **2.2 Redes neuronales artificiales, sus aplicaciones y características**

Considerando que el propósito de esta tesis doctoral es estudiar la clasificación y calificación del riesgo sistemático, utilizando un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) clasificadora; es conveniente que se comprenda qué es, cómo se define, cuál es su clasificación y qué tipo de modelos de medición existen, para entender de manera clara y precisa la importancia de éste en la compra y venta de los títulos valor en la bolsa.

El origen del estudio de las Redes Neuronales Artificiales (RNA) se remonta a los años 50 y 60's; sin embargo, dichas investigaciones no mostraron resultados alentadores por la deficiencia en los sistemas de información.

Minsky y Papert (1969) en sus estudios plantean limitaciones en la estructura de las RNA, especialmente por los procesos de aprendizaje. Debido a lo anterior, en los 70's desaparecieron casi por completo los estudios de Inteligencia Artificial (IA) basados en este tema.

En la década de los 80's resurge el interés por estos estudios, debido a que aparecen nuevas investigaciones en la medicina sobre la arquitectura del cerebro humano. A la par, los sistemas de información utilizaron la topología de las redes para relacionarla con un sinnúmero de aplicaciones en la Inteligencia Artificial, particularmente en el área de la solvencia empresarial y sistemas de calificación crediticia.

El Dr. White (1988) realizó un trabajo que ilustró el uso de las redes neuronales en la predicción de variables financieras, que junto con Kuan (1994), generalizó el uso de las mismas en economía y finanzas.

Diversos autores en los 90's desarrollaron algoritmos genéticos y redes neuronales para proyectar el nivel o el signo de los rendimientos de índices bursátiles más grandes y estables, mostrando que probablemente dichos resultados no fueron aplicables en los mercados más volátiles, como por ejemplo el asiático, estos estudios fueron realizados en diferentes países.

En Estados Unidos, están representados por Hawley, et al. (1990) en su artículo: Artificial neural systems: A new tool for financial decision-making, Bosarge (1993) en su artículo: Adaptive processes to exploit the nonlinear structure of financial markets y por Refenes (1995) en su publicación: Neural networks in the capital markets. En Gran Bretaña, Tsibouris y Zeidenberg (1995) publicaron: Testing the efficient markets hypothesis with gradient descent algorithms, y por ultimo en Japón, Yoda (1994) publica el artículo: Predicting the Tokyo stock market.

Otros estudios se enfocaron a los mercados financieros y su comportamiento no lineal, tal como lo desarrolla Bosarge (1993), lo que ha favorecido la utilización de las RNA en el campo de las finanzas. En Colombia, Sosa (1997) realiza un estudio sobre IA en la gestión financiera empresarial, utilizándolas para el reconocimiento de patrones. Por su parte, Qi (1999) en Estados Unidos las usa en datos financieros y económicos para predecir la rentabilidad de los valores e indicadores financieros estadounidenses, y expone que al aplicarlas, son mejores que los test de los modelos lineales.

En contraposición al modelo paramétrico Black-Scholes (con margen de error), el estudio sobre la predicción de los instrumentos derivados (opciones) presentado por Hutchinson, et al. (1994), utiliza las RNA para estimar los precios de las opciones y éstas mostraron que son más efectivas.

Lim y McNelis (1998), analizaron la influencia de los choques sobre los índices Nikkei en Japón y el Standard and Poor's en Estados Unidos, que tienen sobre el índice accionario australiano (Australian All-Ordinaries Index); encontraron que los modelos de redes neuronales se desempeñan mucho mejor que los estructurales tradicionales, como los mínimos cuadrados y los modelos de volatilidad lineal tipo GARCH-Ms; también Baker y Richards (1999), las utilizan sobre proyecciones macroeconómicas y financieras.

Desde el año 2000 en adelante, otros investigadores las utilizan en la obtención de pronósticos, como es el caso de Chile, representado por Parisi, et al. (2002), quienes estudiaron la capacidad de predicción en el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles CAC40, Hang Seng, KLSE, MMX, STI, Dow Jones Industry, S&P500, GDAX, Bovespa, Nikkei225 y FTSE100, obteniendo un nivel de predicción del 50%;

independientemente de la significancia estadística de la capacidad predictiva, las redes usadas elevaron la rentabilidad o redujeron las pérdidas.

Autores tales como Shah y Murtaza (2000) y Atiya (2001), las utilizaron para analizar las quiebras corporativas. También otros estudios anteriores como el de Witkowska (1999), Olmedo y Fernández (1997), Zurada (1998), las aplicaron en el otorgamiento de créditos bancarios. Wilson, et al. (1995) en el estudio del desempeño corporativo, Goss y Ramchandani (1995) analizaron las características de consumidores, Church y Curram (1996) hablaron sobre el gasto educacional.

Los trabajos de Baker y Richards (1999) sobre proyecciones macroeconómicas y financieras; Johnson y Vergara (2004), Moshiri, et al. (1999), Martin, et al. (1997), Qi (1999), Yao, et al. (1999), El-Shazly y El-Shazly (1999), Fu (1998), así como Wu y Wang (2000), usan una red neuronal de clasificación de aceptación o rechazo en estudios de crédito, encontrando que las redes neuronales poseen una mayor capacidad predictiva, muy útiles para mejorar las decisiones de otorgamiento de créditos.

En España, el Dr. Sánchez (2003), trabajó sobre la situación financiera de las instituciones bancarias españolas de 1990 al 2001, demostrando los beneficios obtenidos en la aplicación de las redes, para estimar las quiebras y predecir los rendimientos de las carteras de valores.

Asimismo, Corredor y Santamaría (2004), realizan comparaciones diversas en la predicción de las opciones sobre el índice IBEX 35, validando la eficiencia del mercado de opciones español por medio de un test con respecto a la predicción de volatilidad. En todos estos modelos predictivos, hay que destacar el trabajo de los autores Zhang, et al. (2004), quienes en sus investigaciones, diseñaron un modelo de RNA multicapa de propagación hacia atrás proyectando las futuras tendencias en las actividades de compra y venta de valores, para una adecuada toma de decisiones.

A la par, los Doctores Lamothe y García (2004), trabajaron sobre un algorítmico matemático que explicó la volatilidad inherente de las opciones sobre el índice bursátil IBEX-35, concluyendo al igual que Qi (1999), que el modelo de Black Scholes

no es eficiente totalmente y que las RNA crean algoritmos que permiten mejores pronósticos; también los Doctores Hamid y Habib (2005), aplican esta herramienta en la valoración de opciones, concluyendo que este modelo es mucho mejor para predecir el precio de la opción así como su variabilidad.

En México, Gómez y Mendoza (2009), realizaron un trabajo de exploración sobre las Herramientas para el Pronóstico de la Calificación Crediticia de las Finanzas Públicas Estatales en México: Redes Neuronales Artificiales, Modelo PROBIT Ordenado y Análisis Discriminante, obteniendo el segundo lugar en la categoría de Investigación del Premio Nacional de Mercados Financieros, organizado por la BMV.

La mayoría de los estudios de Redes Neuronales Artificiales (RNA) en las finanzas, han aplicado redes optimizadoras de aprendizaje, pero pocos usan las redes clasificadoras de reconocimiento de patrones que también aprenden. En los mercados, la variabilidad en los precios de los instrumentos bursátiles genera el denominado riesgo sistémico; para enfrentar este problema, se utiliza la diversificación en las inversiones, y por supuesto la clasificación de su riesgo; un modelo de red neuronal clasificadora, es el adecuado para tal efecto y así poder emitir la calificación del mismo.

Ahora bien, es necesario que se conozca con mayor profundidad las teorías sobre las que se fundamenta el modelo de Redes Neuronales Artificiales qué significan, cómo operan, de qué forma se obtienen beneficios con la aplicación de esta herramienta en el estudio de otras áreas del conocimiento económico y se ha estado mencionando en párrafos anteriores, cuáles han sido sus aplicaciones dentro de la finanzas y en especial profundizar en el uso que puede dárseles dentro de lo que es el estudio del riesgo de mercado.

En particular, las Redes Neuronales Artificiales son un conjunto de algoritmos matemáticos que encuentran las relaciones no lineales entre conjuntos de datos. Se denominan neuronales porque están basadas en el funcionamiento de una neurona biológica cuando procesa información (García, 2002). En términos simples, son sistemas de procesamiento que tratan de reproducir la capacidad que tiene el cerebro humano para reconocer patrones, hacer predicciones o tomar una decisión en base a la experiencia pasada (Cea, 2009).

Las RNA se llaman neuronales por estar inspiradas en la neurociencia pero no pretenden ser buenos modelos de neuronas biológicas. Se busca sobre todo su capacidad computacional, por lo que, éstas poseen las siguientes propiedades:

1. No linealidad.
2. Permiten la representación de aplicaciones o correspondencias entre las entradas y salidas.
3. Adaptabilidad: Acomodan sus pesos sinápticos a los cambios del entorno.
4. Información contextual: El conocimiento viene representado por el estado de activación de la red neuronal; cada neurona está afectada potencialmente por la actividad global de las otras neuronas de la red.
5. Tolerancia a fallos: Si una neurona o un enlace de la red neuronal son dañados, la respuesta de la red probablemente no quedará afectada; por otra parte, una red es capaz de reconocer señales de entrada diferentes a las entrenadas cuando difieren moderadamente.
6. Implementación VLSI: Al ser las redes masivamente paralelas pueden conseguir rapidez de cómputo en la realización de ciertas tareas. permiten la integración usando la tecnología VLSI (very-large-scale-integrated), obteniéndose aplicaciones, como el reconocimiento de patrones, procesamiento de señales y control en tiempo real (Cibenko, 1989).

Las RNA, tras un entrenamiento adecuado, han sido empleadas en el análisis financiero para la toma de decisiones en los siguientes aspectos:

1. Investigaciones para la automatización en la concesión de créditos.
2. Valoración de riesgo de hipotecas.
3. Gestión de proyectos y licitación de estrategias.
4. Predicciones económicas.
5. Detección de irregularidades en los movimientos de los precios de las acciones.
6. Identificación de factores económicos explicativos (Deboeck, 1994).
7. Asimismo, han sido sugeridas como herramientas valiosas para realizar predicciones sobre los rendimientos o la volatilidad de los mercados financieros, así como a la hora diseñar estrategias técnicas de contratación (Fernández y Acosta, 2001).

La posibilidad de diseñar cierto tipo de redes neuronales para el reconocimiento de irregularidades en series temporales de naturaleza altamente no lineal, posibilitan otro tipo de aplicaciones a las finanzas todavía prácticamente casi inéditas en las bolsas de valores; empleando las redes para el diseño de reglas técnicas de medición (Johnson y Padilla, 2005).

En este sentido, las Redes Neuronales Artificiales presentan diversas limitaciones o desventajas:

1. En general, una RNA no debe ser usada para modelar relaciones lineales inherentes (Cruz, 2007).
2. No pueden proporcionar respuestas precisas y sólo indicaran ciertos rangos, por ejemplo, las redes clasificadoras no tienen la facilidad de explicar cómo se llega a determinada conclusión.
3. No pueden justificar sus respuestas y no tienen la facilidad para igualar el cómo y el por qué de los sistemas expertos programables, por lo que, las redes pueden considerarse como cajas negras.
4. Son muy sensibles a los datos con los que se les ha entrenado. (Van Eyden, 1996).

Sin embargo, las Redes Neuronales Artificiales han demostrado las siguientes ventajas en el ámbito financiero:

1. Las RNA aplicadas como modelos no paramétricos pueden incorporar fácilmente múltiples fuentes sin simplificar consideraciones relativas a la forma funcional de la relación entre las variables de salida y las predictivas. Se les considera como métodos estadísticos no lineales, que ofrecen ciertas ventajas sobre sus contrapartes paramétricas (Cruz, 2007).
2. Gran poder y flexibilidad para detectar relaciones no lineales complejas. Es decir, las RNA deben ser aplicadas cuando exista alguna evidencia de no linealidad en las relaciones entre las variables dependientes y explicativas.

3. Su empleo en las finanzas es cada día más frecuente, llegando a incidir en temas trascendentales como pueden ser los productos derivados, cuyas fórmulas de valoración son altamente no lineales incluso cuando están disponibles en expresión analítica.
4. Permiten abordar el complejo problema del desarrollo de estrategias dinámicas de cobertura (Hutchinson et al., 1994).

Las Redes Neuronales Artificiales son modelos de predicción, que al igual que los indicadores técnicos usan datos del pasado, pero con la ventaja de permitir incorporar la información de múltiples indicadores junto con información fundamental, explotando el beneficio de ser un modelo no paramétrico, que detecta relaciones no lineales complejas, como es el caso de la variable dependiente e independientes, que fueron utilizadas en este trabajo de investigación exploratorio (Cruz, 2007).

También, con las RNA se describe mejor el comportamiento de los mercados financieros y se ha encontrado que con ellas, se proporciona un mejor estimado en el reconocimiento de patrones y en la anticipación de problemas de capital, dentro de los que se encuentran la estimación de la incertidumbre causada por la volatilidad presente en las actividades bursátiles (Ibídem).

## **2.3 Entidades calificadoras de riesgo**

En el mercado bursátil en México se realizan operaciones que conllevan una diversidad de títulos e instrumentos financieros, que continuamente se ofertan con emisiones importantes y que son demandados por los diversos emisores e inversionistas que asumen un riesgo por invertir o colocar sus títulos, como ocurre en todo el mundo.

Las características de este mercado, no son diferentes a las del resto del mundo, también la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), se ha visto afectada por todos los factores económicos como se expusieron y estudiaron durante esta investigación: el

tipo de cambio, las tasas de interés, los precios cotizados al cierre, el volumen de las operaciones, las tasas de rendimiento requeridas y sin excepción los rendimientos accionarios que sin duda, suscitan cierto grado de incertidumbre en los diferentes agentes involucrados en estas operaciones.

La Bolsa Mexicana de Valores (BMV) es una institución privada, que tiene el derecho de sus negociaciones y fue una concesión cedida por la Secretaría de Hacienda y Crédito Público con autorización del Banco de México; ésta opera desde las ocho y treinta de la mañana y cierra sus operaciones a las tres de la tarde.

Proporciona servicios de colocación y venta de valores y títulos de deuda; fomenta la competitividad de los mercados financieros; en la bolsa cotizan aproximadamente 120 empresas y están inscritas porque reciben muchos beneficios tales como: la obtención de fuentes de financiamiento a través de la emisión de valores y títulos; generando liquidez inmediata, reducen costos, consolidan la deuda, proporcionan un mayor desarrollo, eficiencia, modernización y crecimiento en el mercado bursátil.

Una de sus actividades principales es mantener informado al público en general, sobre sus operaciones a través de información oportuna y confiable. Por lo que, diariamente emite información sobre el movimiento del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), que es el principal indicador bursátil del mercado mexicano, y refleja la incidencia de los movimientos promedios en los precios de activos financieros de renta variable (acciones).

Este indicador le permite a los agentes económicos-financieros y al público en general, tener un seguimiento de cómo evoluciona el mercado de las acciones en el tiempo, a su vez permite una adecuada toma de decisiones por parte de los mismos, en la compra y venta de títulos o valores de capital.

Está medido en términos estadísticos, y muestra la rentabilidad de las acciones en función a la variabilidad del precio, el volumen de los títulos y el tiempo, e informa sobre el comportamiento de las operaciones que diariamente se llevan a cabo en el mercado bursátil mexicano. El Índice de Precios y Cotizaciones muestra cuanto

ganó o perdió la Bolsa de Valores en México. Muestra el valor de la capitalización de los títulos en el mercado accionario, en función a su precio de cotización.

Si la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) utiliza este indicador para mostrar sus rendimientos, por esta razón fue importante considerar dentro de este trabajo de tesis, la medición del rendimiento del mercado y los rendimientos de las acciones más activas (más bursátiles) que cotizan en el mismo. Por ello, también se establece que el mercado accionario, por efectos de factores intrínsecos al mismo y a los títulos, causa incertidumbre que es generada por los diversos factores que influyen sobre el movimiento del mercado bursátil, lo que origina el llamado riesgo sistemático.

Por esta razón, fue necesario adicionar en el desarrollo del estudio del riesgo de mercado, que tomamos como objeto de estudio para aplicar un modelo de RNA, considerar dentro de las variables para establecer la clasificación de este riesgo a la beta, que es el indicador financiero que indica el grado de sensibilidad, que permite para calcularlo de manera adecuada.

Todos los títulos que se cotizan en los mercados, miden sus rendimientos y su capitalización y son clasificados de acuerdo a los movimientos en cuanto a su precio, volumen y los rendimientos obtenidos en estas operaciones bursátiles, para que una vez clasificados de acuerdo a sus rendimientos, se les otorgue una calificación acorde con los movimientos trimestrales ocurridos durante cinco años.

Esta calificación es emitida en México, por las empresas oficialmente autorizadas para llevarla a cabo, mediante unos indicadores que se relacionan de manera general en el marco de referencia de esta tesis.

Las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) se establecieron como una sociedad anónima en el año 1919 por un grupo de empresas del sector ferroviario privado, por razones de deuda a largo plazo con la emisión de títulos de crédito. Cobraron gran importancia con la crisis mundial de la Bolsa de Nueva York en los años 30's, cuando varias empresas y corporativos se declaran en quiebra por el endeudamiento que asumieron (riesgo de crédito) en los mercados bursátiles, lo que les llevó al incumplimiento de estos créditos.

Sin embargo, el mayor crecimiento de sus operaciones fue en los ochenta, con la expansión y evolución de los mercados internacionales, particularmente el de créditos en Estados Unidos y Europa, debido específicamente a la disminución en sus regulaciones, lo que provocó que las instituciones calificadoras establecieran una legislación muy puntual y estricta, para definir e informar qué empresas, podían ofrecer una confianza al agente económico, sobre su decisión de invertir de acuerdo a la calificaciones emitidas.

El propósito de las empresas calificadoras de riesgo es categorizar los títulos accionarios con base en su volatilidad, tomando en cuenta que a la clasificación debe asignársele un valor, para cuantificar el grado de incertidumbre del precio de los activos financieros disponibles para su compra y venta en los mercados bursátiles.

La metodología de clasificación está diseñada básicamente para medir la volatilidad o inestabilidad futura de un título accionario. Como tal, los resultados de la categorización no pueden interpretarse como una recomendación de compra o venta de un determinado título, pues solo contribuyen como una pieza fundamental de información para las decisiones que deben tomar los inversionistas. Como se sabe, la decisión de inversión se basa al menos en dos elementos: riesgo y rentabilidad.

La calificación de las acciones contempla diez diferentes variables de estudio, las cuales en su conjunto determinan la clasificación final de los títulos accionarios, de acuerdo a una escala predeterminada. La metodología también incluye un análisis cualitativo y cuantitativo, tanto de la empresa como de las características particulares de los títulos (Pacific Credit Rating, 2009).

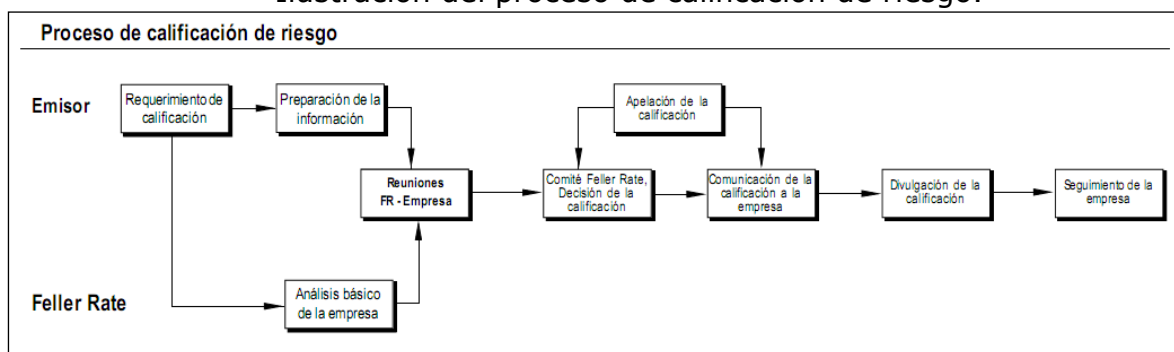
Las variables cualitativas y cuantitativas consideradas son las siguientes: tamaño e historia de la compañía, variabilidad de los precios, predictibilidad de los resultados, situación financiera de la empresa, indicadores de mercado, riesgo intrínseco del negocio, gobierno corporativo, planeación estrategia competitiva, liquidez de los títulos y la estructura del capital accionario (Universidad del Valle de México, 2003-2004).

Tomando en consideración el grado de incertidumbre asignada a cada uno de las variables mencionadas anteriormente; la ECR, a través de su Comité pondera los distintos elementos, y sobre esa base asigna la clasificación final en cada una de las categorías predeterminadas, estableciendo diferentes niveles de riesgo.

La calificación consiste en una opinión objetiva y analítica sobre las emisiones de los valores en el mercado, tomando como base el entorno económico de la entidad y su desempeño, especialmente en la estructura de la deuda corporativa; también consideran la solvencia y algunos otros juicios, los cuales pueden variar de acuerdo al análisis cualitativo y cuantitativo de la empresa de que se trate.

El proceso de la calificación de riesgo (Figura 2.1), que lleva a cabo una Entidad Calificadora de Riesgo, se muestra a continuación:

Figura 2.1  
Ilustración del proceso de calificación de riesgo.



Fuente: Feller Rate (2011)

La variabilidad de los precios de las emisiones de los instrumentos financieros genera el denominado riesgo de mercado, para enfrentar este problema se utiliza la diversificación en las inversiones y por supuesto la calificación de su riesgo. Por tanto, con la información que generan las calificadoras, los usuarios puedan tomar decisiones que minimizan de alguna forma la incertidumbre respecto a los rendimientos que esperan de sus títulos.

Debido a que el riesgo es una constante dentro de las operaciones financieras y bursátiles, la calificación que otorguen las calificadoras debe ser objetiva, por ello, la experiencia de una Empresa Calificadora de Riesgo (ECR) se sustenta en el know

how del proceso de calificación, para lo cual desarrolla sus propias metodologías, y además suele usar sus propias simbologías de acuerdo a las cuales expresa su opinión sobre los niveles de riesgo, así como las condiciones cualitativas y cuantitativas en la medición del mismo.

La opinión es subjetiva desde el punto de la calificadora que la emite, y se expresa mediante un sistema de notación sintética en forma de letras y un grupo de símbolos con nomenclatura jerárquica, que califica los riesgos de menor a mayor grado de riesgo. Así mismo, existen dos tipos de clasificaciones: La escala internacional y la nacional.

En este trabajo se utilizará la escala de clasificación nacional, ésta no es comparable con las categorizaciones internacionales, pues deben considerarse solamente los indicadores internos del país. Actualmente, la calificación del riesgo define el comportamiento futuro que puede tener una compañía, desde su emisión inicial y los cambios sufridos por causa de la volatilidad implícita en los mercados.

Otra forma de calificación se hace de acuerdo hacia dónde esté enfocada la inversión, que puede ser definida por los inversionistas, así que la calificación de riesgo va dirigida tanto a la emisora como hacia la emisión. Por tanto, las calificadoras contribuyen a los procesos de decisión que realiza el inversionista, promueven la eficiencia del mercado de capitales, a su vez esa información analítica, muestra una situación real de los mercados y esto se refleja en la reducción de costos financieros y económicos.

Cuando las categorías del riesgo se diferencian de las del mercado internacional, se definen como Riesgo Soberano La calificación del riesgo hoy, hace parte de la Ley del Mercado de Valores, y en su reglamento exige que por lo menos, cuando un inversionista realice una operación, debe hacerlo cuando esta inversión esté por debajo de ciertos estándares de calificación.

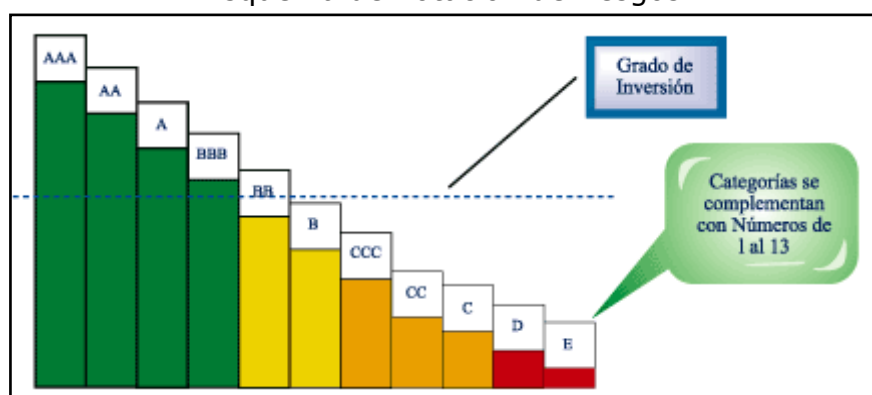
Hoy en día, debido al incremento y complejidad de los mercados financieros, por el surgimiento de los instrumentos derivados se utiliza con mayor frecuencia la calificación del riesgo por estas instituciones.

Aún cuando distintas calificadoras mantienen diferentes simbologías, es una característica común de todas ellas el expresar sus opiniones mediante un sistema de notación sintética, que conforman a base de letras y un conjunto de símbolos. Las nomenclaturas jerarquizan los riesgos de menor a mayor (Arango, 2009).

Las emisiones de acciones por parte de la instituciones, son clasificadas desde las más altas categorías como son AAA, AA, A, BBB, que son identificadas como grado de inversión”; esto significa que los futuros inversionistas puede optar por ellas, por considerarse las de menor riesgo.

Así el esquema de calificación de uso más frecuente (Figura 2.2), es para el grado de deuda o apalancamiento a largo plazo, en donde se asigna una calificación de AAA a los títulos de menor riesgo, hasta llegar a la D, que corresponde a los valores con mayor probabilidad de incumplimiento de los pagos, de acuerdo a los plazos fijados, es decir, con máximo riesgo.

Figura 2.2  
Esquema de notación de riesgos.



Fuente: Standard and Poor's, (2009).

Guía sobre aspectos fundamentales de las calificaciones crediticias, pp. 12.

Otra de las funciones de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR), consiste en determinar si se presentan cambios importantes con respecto a la emisión inicial del instrumento, si estos existen, entonces se le informa directamente al emisor para determinar y aclarar sus causas.

Una característica importante de las categorías de riesgo, es el destino de las emisiones. Si la emisión de los títulos es para el mercado nacional, se define la calificación únicamente con alcance local; mientras que para los valores emitidos

internacionalmente, las categorías son de alcance internacional, puesto que su medición incluye el denominado riesgo soberano.

Desde el punto de vista financiero, las ventajas de la calificación de los títulos o instrumentos, consiste en que al inversionista se le puede ofrecer un indicador muy sencillo y objetivo de medir y clasificar el riesgo, puesto que tanto al emisor como al inversionista se le informa sobre las situaciones prevalecientes del mercado y las condiciones de incertidumbre inherentes en el mismo, al momento de tomar sus decisiones.

Para la empresa emisora la calificación es importante para establecer un precio justo a sus títulos accionarios en función del riesgo, y de esta manera también reducir sus costos de emisión, mientras que el inversionista se beneficia al adquirir el título y le permite definir el retorno adicional con base en los rendimientos esperados que se le deben exigir a la empresa emisora por asumir el riesgo en la compra del título.

Actualmente, la calificación del riesgo define el comportamiento futuro que puede tener una compañía desde su emisión inicial y los cambios sufridos por causa de la volatilidad implícita en los mercados; el criterio de calificación de cada empresa está relacionado con la determinación de sus flujos de efectivo esperados.

La calificación y emisión del juicio se hace trimestralmente en México por entidades calificadoras oficialmente aceptadas, dentro de las que se encuentran Standard and Poor's (S&P), Fitch y Moody's de México. Las escalas de calificación que utilizan las ECR mencionadas anteriormente, por lo general utilizan la siguiente notación para definir el grado de riesgo:

**AAA:** Muy alta capacidad de pago, no se vería afectada ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.

**AA:** Alta capacidad de pago, no se vería afectada ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.

**A:** Buena capacidad de pago, susceptible a deteriorarse levemente ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.

**BBB:** Suficiente capacidad de pago, susceptible a debilitarse ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.

**BB:** Cuentan con capacidad de pago, la que es variable y susceptible a debilitarse ante posibles cambios en el emisor en el sector al que pertenece o en la economía, pudiendo incurrirse en retraso en el pago de intereses y del capital. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes.

**B:** Cuentan con una mínima capacidad de pago, pero ésta es muy variable y susceptible de debilitarse ante posibles cambios en los emisores del sector al que pertenece o en la economía pudiendo incurrirse en la pérdida del capital e intereses. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes.

**C:** No cuentan con la capacidad para el pago, existiendo alto riesgo de pérdida de capital e intereses. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes (Fitch Ratings, 2006).

En síntesis, la calificación promueve la eficiencia del mercado de capitales informando el movimiento objetivo de los mercados bursátiles a nivel nacional e internacional y define la seguridad en operaciones económicas con respecto a la liquidez y solvencia de los instrumentos financieros de inversión y deuda de manera independiente, analítica, eficiente y técnica sobre la clasificación del riesgo a los agentes que en él intervienen.

## **2.4 Metodología del trabajo de tesis doctoral**

Esta sección describe y refleja los métodos aplicados en el proceso general de la metodología de la tesis, pero particularmente se enfoca hacia la búsqueda de nuevo conocimiento en el cálculo y la medición del riesgo de mercado en México. El tipo de investigación que se llevó a cabo, se define como un estudio exploratorio con un enfoque cuantitativo.

La definición general de experimento denota que se refiere a un estudio, en el que se manipulan intencionalmente una o más variables independientes, para analizar las consecuencias que la manipulación tiene sobre una variable o más variables dependientes (Hernández et al., 2003).

La investigación es de carácter experimental en México, ya que en el país no se ha aplicado hasta la fecha, un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) Clasificadora para medir y calificar el riesgo del mercado accionario mexicano (variable dependiente), representado por una muestra inicial de las 18 acciones más activas que cotizan en la bolsa mexicana de valores (BMV), y su relación con las variables independientes contempladas en la hipótesis nula, que alimentaron la red en la primera etapa de entrenamiento, tales como: la tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), el tipo de cambio: peso mexicano vs dólar americano (TC) y el rendimiento accionario: diferencial de precios (RA).

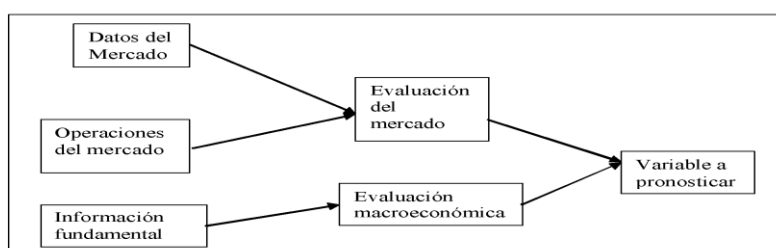
A continuación se muestra la metodología que se desarrolló en la primera y segunda etapas de simulación para alimentar la red.

Partiendo de que 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).

El funcionamiento general de una red neuronal es bastante simple, primero son ingresados los datos como inputs que pueden ser de índole científico, de mercado u otros; estos datos son procesados por la red para finalmente entregar los resultados en forma de output de acuerdo a lo que se requiera (Parisi et al., 2007).

De acuerdo con la literatura revisada para realizar este estudio, una de las características más importantes de las redes neuronales artificiales cuando han sido utilizadas en estudios económicos, es que permiten pronosticar comportamientos de variables financieras que no necesariamente siguen un comportamiento lineal, utilizando como datos de entrada diferentes tipos de información, tal como se muestra en la Figura 2.3:

Figura 2.3  
Variables de entrada de una Red Neuronal Artificial utilizada para pronósticos financieros.



Fuente: Del Carpio Gallegos, Javier. Las redes neuronales artificiales en las finanzas. Industrial Data, año/vol. 8, número 002.

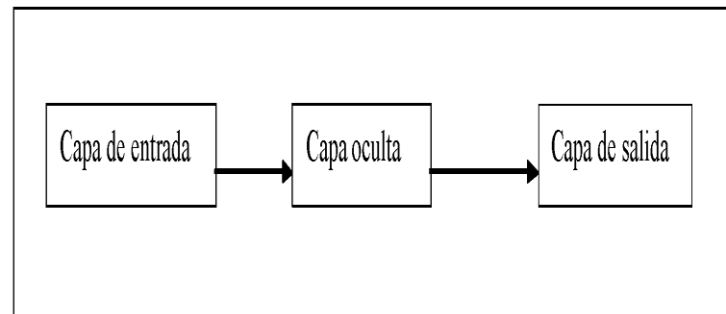
La herramienta que se implementó en esta investigación fue una Red Neuronal Artificial de Perceptrón Multicapa o MLP (Multi - Layer Perceptron) que utiliza como función de transferencia en la capa oculta funciones sigmoideas, mientras que las de la capa de salida pueden ser lineales o sigmoideas, dependiendo de la escala (resultado) deseada.

La característica más importante del MLP, es que utiliza como función de aprendizaje la retropropagación hacia atrás o regla Back Propagation (BP). Es una red alimentada hacia adelante (feedforward) de tres capas, comúnmente empleada en la literatura en problemas de clasificación. La red consta de tres capas, una de entrada, una oculta y una de salida (Figura 2.4).

La red de retropropagación (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, determina cuándo la red ha aprendido correctamente. La red backpropagation es la más ampliamente utilizada hasta la actualidad y entre sus

aplicaciones más importantes se encuentran las predicciones (Wilson y Keating, 1998).

Figura 2.4  
Arquitectura de propagación hacia atrás, conexión estándar.



Fuente: Del Carpio Gallegos, Javier. Las redes neuronales artificiales en las finanzas. Industrial Data, año/vol. 8, número 002.

El número de neuronas de la capa oculta es determinado experimentalmente. La función de activación de cada neurona es la función logística. Los pesos sinápticos de la red fueron inicializados aleatoriamente siguiendo una distribución normal.

El algoritmo de entrenamiento empleado es el algoritmo de retropropagación de gradiente conjugado escalado propuesto por Moller (1993). La red de tres capas (una de entrada, una oculta y una de salida) es la más comúnmente empleada en la literatura, debido a que, en el trabajo de Cybenko (1989) y Hornik (1991) se establece que toda función continua acotada puede ser aproximada con un error ínfimo por una red de sólo una capa oculta con una función de activación de tipo sigmoïdal. El postulado anterior es conocido como teorema de aproximación universal.

El algoritmo de retropropagación de gradiente conjugado escalado fue elegido debido a rápida convergencia hacia una solución (tiene una complejidad computacional menor). Moller en 1993, demostró que su algoritmo es más eficiente que el algoritmo de retropropagación estándar usado comúnmente con redes neuronales, además de que muestra una convergencia superlineal en la mayoría de los problemas.

Se empleará la función de activación sigmoideal, porque es la más utilizada, debido a que sus propiedades le permiten adaptarse a algoritmos de aprendizaje como el de retropropagación de errores. La justificación formal de este hecho, reside en que una RNA con una capa oculta que usa esta activación, es capaz de aproximar cualquier función medible (Hornik et al., 1989).

La construcción de la red neuronal, requiere que la base de datos se divida en dos conjuntos diferentes:

1) Conjunto de entrenamiento: Porcentaje de observaciones o datos empleados para que la red aprenda el problema. Por lo general, una parte de éstos se toma para evitar el sobre aprendizaje de la red.

En una red neuronal hay pares de inputs y outputs que son usados para entrenar la red. Puede haber múltiples inputs (variables explicativas) y múltiples outputs (proyecciones de diferentes variables). Entre los inputs y los outputs hay una capa (o múltiples capas) de procesamiento que imitan el trabajo del cerebro humano. Luego, dado un nuevo conjunto de inputs, la red puede producir un nuevo output (proyección) sobre la base de lo que aprendió de los pares de inputs y outputs que le fueron provistos. El analista puede controlar algunos aspectos del proceso, como la tasa de aprendizaje y la precisión deseada del output (Wilson y Keating, 1998).

El sobreajuste a los datos de la muestra o sobreaprendizaje de la red se produce cuando el sistema se ajusta demasiado a los datos de entrenamiento, aprendiendo incluso el ruido presente en ellos, por lo que crece el error ante pautas diferentes de los empleados en el entrenamiento y disminuye la precisión de la proyección (Martínez, 2004).

2) Conjunto de prueba: Datos no incorporados anteriormente, que serán usados para probar la capacidad de predicción y clasificación de la red, ante otros que nunca ha visto.

La Red Neuronal Artificial útil para este trabajo es una red clasificadora, la cual ante un conjunto de patrones de entrada, responde con una clasificación de las variables

dadas o la información que presenten éstos, con arreglo a un conjunto finito de categorías.

Para la implementación y operación óptima de la red, el trabajo de investigación se realizó en probar dos (etapas) hipótesis , porque con las variables iniciales con las que se alimentó a la red neuronal descritas en la hipótesis nula: tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y los rendimientos accionarios (precio final de la acción) no se obtuvieron los resultados deseados, dado que la red se sobreentrenó y el porcentaje de clasificación fue inferior al 50% (Véase Anexo 1).

Dado lo anterior, se anula la hipótesis nula y entonces se establece una hipótesis alterna para continuar con la segunda etapa de simulación de la red:

**Hipótesis H<sub>1</sub>:** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), el rendimiento del mercado (RA) y la tasa de rendimiento requerida (K<sub>j</sub>), reflejan de manera adecuada la clasificación y calificación de las emisoras seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

Se establece esta hipótesis ya que, de acuerdo a la revisión de la literatura, las variables que conforman al modelo CAPM se han utilizado en forma amplia, tanto práctica como conceptualmente, para considerar el equilibrio entre riesgo y rendimiento que exigen los inversionistas en el mercado de valores, razón por la cual se decide aplicar la ecuación general del modelo:

$$K_j = \hat{r}_f + \beta(\hat{r}_m - \hat{r}_f)$$

Donde:

$K_j$  es la tasa de rendimiento requerida por los inversionistas

$\hat{r}_f$  es la tasa libre de riesgo (CETES a 91 días)

$\beta$  es la beta de cada acción de las emisoras tomadas como muestra

$\hat{r}_m$  es el rendimiento accionario del mercado, representado por el IPyC

Como se observa, el modelo establece la relación entre el crecimiento del rendimiento de la acción respecto a la tasa libre de riesgo (CETES), la rentabilidad del mercado (RA), la prima de riesgo ( $\widehat{r}_m - \widehat{r}_f$ ), y la tasa de rendimiento al vencimiento (Kj) de los activos de capital que se cotizan en la bolsa.

Además, cuando el riesgo de cartera y el CAPM en forma conjunta, relacionan los rendimientos requeridos con el riesgo sistemático (beta), se convierten en poderosas herramientas pedagógicas para explicar la naturaleza del riesgo de mercado, y su relación con los rendimientos requeridos por el inversionista (Moyer et al., 2004).

Por lo anterior, en la segunda etapa de simulación se utilizan como variables independientes: la tasa de rendimiento requerida (Kj), la tasa libre de riesgo representada por los Cetes a 91 días, (CETES) y el rendimiento accionario (RA), y como variable dependiente la medición del riesgo sistémico representada por la beta.

Cabe mencionar que al igual que el modelo CAPM, la obtención de betas histórica es obtenida por medio de regresión lineal, en donde subyace la dificultad para obtener estimaciones precisas, ya que está comprobado que la volatilidad en las tasas de interés y los precios de las acciones siguen un comportamiento no lineal, tal como lo demostraron Engle y Rothschild (1992) al desarrollar los modelos ARCH, dentro de los que se encuentran el EGARCH, GARCH, TARCH que también son utilizados para medir y modelar relaciones no lineales complejas.

Por lo que, otra característica importante de las redes neurales, cuando se han aplicado a modelos econométricos y financieros es que tienen gran poder y flexibilidad para detectar relaciones no lineales complejas. Es decir, las RNA deben ser aplicadas cuando exista alguna evidencia de no linealidad en las relaciones entre las variables dependientes y explicativas (Hutchinson et al., 1994).

La expresión formal del modelo básico de regresión lineal, que es el modelo básico utilizado en econometría está formulada como se expresa a continuación (Medina, 2002):

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

Donde:

Y: es la variable endógena o explicada cuyo comportamiento se quiere analizar.

X: cada una de las variables exógenas o explicativas y que son consideradas como las causas que crean transformaciones en la variable endógena.

B: son los parámetros cuyo valor se desconoce y se va a estimar. A través de la estimación de los parámetros se obtiene una cuantificación de las relaciones existentes entre la Y y cada una de las X.

U: perturbación aleatoria que recoge el efecto conjunto de otras variables no directamente explicitadas en el modelo, cuyo efecto individual sobre la endógena no resulta relevante.

i: es el subíndice que hace referencia a las diversas observaciones para las cuales se establece su validez. Según el tipo de valores con los que esté trabajando, el subíndice hará referencia a distintos momentos del tiempo cuantificados como series temporales, tales como: las cotizaciones en bolsa diarias, los índices de inflación mensual, los datos anuales del PIB de un país, entre otros (Gujarati, 2007).

De esta manera se evaluaron y analizaron los datos resultantes en la segunda etapa de simulación de la red, para observar y medir el efecto causado de las variables independientes sobre la variable dependiente (riesgo de mercado), determinando su clasificación. Los resultados obtenidos se compararon con las escalas de las calificadoras de riesgo nacionales para medir y visualizar las diferencias entre las calificaciones resultantes de la clasificación de la red con las presentadas por las Entidades Calificadoras de Riesgo a Diciembre de 2009.

Se consideró esta fecha de corte, porque en Diciembre del 2009 termina el periodo de observación definido en este estudio. Además, la RNA tomó todos los datos que

conforman las variables de entrada en su totalidad desde el 2004 al 2009 para arrojar los datos de salida (categorización de las escalas de riesgo).

Según los estudios de la metodología, el diseño experimental es un modelo de trabajo para medir las distintas opciones que existen para el estudio lógico de un problema (Eyssautier, 2006).

La aplicación de un método de estadística no paramétrica prueba que si se aplica una RNA clasificadora para medir y calificar el riesgo de mercado, éste si se ve afectado en su clasificación, porque dependiendo del tipo de variables que se consideren como variables de entrada, éstas influirán en la medición y calificación cuantitativa y cualitativa con respecto a cada uno de las variables estudiadas que se alimenten a la red.

Las variables pueden ser cuantitativas ó cualitativas, e inclusive ambas. En el caso de variables cualitativas para alimentar la red, éstas tendrían que considerarse como variables ficticias o variables dummy. Estas variables cualitativas son de carácter dicotómico o binario. Por ello, es fácil expresarlas como variables que puedan tomar el valor de 1 ó 0.

El estudio se consideró cuantitativo porque se aplicaron números índices (decimales). Es un estudio exploratorio porque en ambas etapas de la simulación se observó el comportamiento de las variables que alimentaron a la red para clasificar al riesgo en escalas utilizando como parámetro de comparación la beta del IPyC, considerado como índice oficial del riesgo de mercado en México.

La afirmación anterior hace referencia a la definiciones que desde la perspectiva del conocimiento científico se dice que: "Los estudios exploratorios se efectúan normalmente, cuando el objetivo es examinar un tema o problema de investigación poco estudiado, del cual se tienen muchas dudas o no se ha abordado antes" (Hernández et al, 2003).

#### 2.4.1 Organización y métodos de la investigación

A continuación se muestra el proceso de elaboración de la tesis doctoral y se relacionan de manera ordenada de las diferentes etapas en que se dividió el trabajo, el orden es el siguiente:

- 1) Revisión de literatura (Marco Teórico)
- 2) Unidad de análisis
- 3) Recolección de datos
- 4) Selección de la muestra
- 5) Diseño del experimento
- 6) Análisis de los resultados

#### 2.4.2 Revisión de la literatura

Se describen las diferentes teorías, modelos y regulaciones, que se han desarrollado desde hace varios años atrás hasta esta fecha, estudiados y propuestos por los diferentes economistas, académicos, teóricos y prácticos en el tema de riesgo de mercado desde un enfoque cuantitativo, económico y financiero.

Se recopiló y resumió el marco teórico durante dos años y medio de revisión bibliográfica, transcribiendo los diferentes pensamientos y teorías que han suscitado el origen del estudio, medición, control y administración del riesgo en todas sus modalidades, y se fue esbozando cada uno de los avances que en cada periodo desarrollaron los diferentes estudiosos del conocimiento y del análisis de riesgo de mercado en particular.

El marco teórico o revisión de la literatura en esta tesis, comienza con el origen de las probabilidades de perder o ganar en las actividades de juegos de azar, para luego adentrarse en los diversos planteamientos y referencias sobre los estudios matemáticos que se realizaron con nuevos criterios de medición del riesgo.

Posteriormente, se revisó y sintetizó la literatura existente sobre los diferentes tipos y clasificaciones de riesgo, en donde se consultó el proceso de los diferentes métodos analíticos, técnicos, estadísticos como el uso de la econometría, que sigue

siendo aplicada en los diferentes factores que han incidido para llevar a cabo la medición de la incertidumbre y que, actualmente continúan siendo la causa de las fuertes fluctuaciones de los mercados financieros.

Se continuó examinando la literatura, esbozándose los diferentes aspectos referentes a los modelos tradicionales como el análisis financiero hasta las diferentes propuestas e investigaciones que enmarcan la justificación de este trabajo de tesis (por ejemplo el CAPM), entre los que destacan los modelos y métodos más recientes que han sido aplicados a lo largo de todos estos años en la medición del riesgo de mercado y el (VaR), mostrando de manera clara las diversas propuestas de clasificación del mismo desde la perspectiva de los factores económicos que en su momento han exigido y continúan exigiendo estudios precisos y acordes con las condiciones económicas prevalecientes de la época, a nivel local e internacional.

En el marco de globalización de los mercados bursátiles en el mundo, los libros, artículos y demás referencias bibliográficas investigados, muestran de manera cronológica la utilización de métodos cuantitativos y estadísticos paramétricos hasta el uso de modelos no paramétricos, como sucede con los diferentes organismos que se han encargado de establecer una regulación para el control y el manejo adecuado de la volatilidad en los mercados desarrollado por parte de los expertos en las teorías sobre el comportamiento de los mercados y su relación con la información asimétrica (económica y financiera), que continúa utilizándose en el análisis de las bolsas mundiales.

Por último, la revisión de bibliografía permite exponer el tema del uso de la estadística no paramétrica para la medición de factores económicos que ha sido utilizada por los países más avanzados en el ámbito de la investigación financiera, dándole un especial énfasis al estudio de la Inteligencia Artificial con el uso del modelo de Redes Neuronales para la gestión del riesgo de crédito y algunas aplicaciones a la predicción del cambio en los índices accionarios que impactan al riesgo de mercado (Parisi et al., 2003).

Sin embargo, la misma consulta ha permitido afirmar que la literatura sobre este modelo no se aplicó en México, específicamente en el estudio de la medición sobre la incertidumbre presentada en el mercado accionario.

#### 2.4.3 La unidad de análisis

La clasificación del riesgo sistémico se conformó de manera cuantitativa utilizando la beta del IPyC que mide la sensibilidad del riesgo de mercado en México, con relación a las diferentes variables económicas citadas con anterioridad en la explicación de las dos etapas de simulación que se llevaron a cabo.

Por último, en la última parte de esta investigación se tomaron en cuenta las diferentes escalas de calificación emitidas por las instituciones autorizadas a nivel nacional para evaluar el grado de riesgo de crédito, en el que está implícito el riesgo de mercado; comparando los datos resultantes de la salida de la red con la calificación del riesgo de las 16 emisoras seleccionadas, para establecer y analizar las diferencias.

#### 2.4.4 Recolección de datos

Los datos observables para la presente investigación han sido recolectados por instituciones fidedignas que realizan publicaciones y estimaciones con alta calidad tales como el Banco de México, S&P, Fitch, Moodys, periódico el Financiero, entre otros.

Además, los datos utilizados fueron medidos y probados de acuerdo a métodos estadísticos tales como: series de tiempo, regresiones lineales, promedio aritmético o media muestral, varianza y desviación estándar, coeficientes de correlación y variación, principalmente. El conjunto de datos está representado por las siguientes variables económicas:

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:

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

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

- d) La razón de liquidez o prueba ácida (RPA) mensual.
- e) La razón de endeudamiento total (RET) mensual.
- f) Volumen de cotización (volumen) mensual.
- g) Precio de cierre (cierre) mensual.

Las variables independientes utilizadas en la segunda simulación fueron:

- h) El rendimiento accionario trimestral de las empresas muestra (RA).
- i) La tasa libre de riesgo (Cetes 91 días).
- J) La tasa de rendimiento esperada o requerida ( $K_j$ ) en forma trimestral.
- k) La beta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), como indicador de la tendencia del riesgo de mercado, el cual al estar conformado por una muestra balanceada y representativa de las 37 emisoras que lo conforman su valor debe ser igual a 1.
- l) La beta de cada una de las empresas muestra que conforma el periodo de estudio, tomada como el elemento para etiquetar las clases o escalas del riesgo de mercado en alto, medio y bajo.

La mayoría de los datos abarcan un periodo de 5 años (2004 al 2009), y fueron obtenidos de manera electrónica a través de Economática, Bolsa Mexicana de Valores (BMV), Yahoo Finance e Infosel Financiero.

En la recolección de la información, se consideraron algunos aspectos fundamentales tales como:

- a) El instrumento de medición y validez para la categorización de los datos previamente filtrados y validados por métodos estadísticos tradicionales, se realizó por medio de una Red Neuronal Artificial de tipo clasificador.
- b) La información y recolección de datos se obtuvieron de fuentes fidedignas y confiables.
- c) Se prestó particular atención, a la preparación y depuración de los datos de entrada que alimentaron a la red en las dos etapas (entrenamiento y prueba) de la simulación.
- d) Se analizaron los resultados de las salidas de la red conforme a las escalas de las Entidades Calificadoras de Riesgo que operan en México.

Como la red neuronal artificial es un modelo de análisis estadístico no paramétrico, la información de las variables de entrada en ambas etapas de la simulación que se utilizaron para alimentar a la red, se tomaron de datos históricamente intactos, es decir, que se dieron en su entorno natural.

La estadística no paramétrica es una rama de la estadística que estudia las pruebas y modelos estadísticos cuya distribución subyacente no se ajusta a los llamados criterios paramétricos. Su distribución no puede ser definida a priori, pues son los datos observados los que la determinan. La utilización de estos métodos se hace recomendable cuando no se puede asumir que los datos se ajusten a una distribución conocida, cuando el nivel de medida empleado no sea, como mínimo, de intervalo (Gujarati, 2007).

La información de los datos de salida en las fases de entrenamiento y prueba que arrojó la Red Neuronal Artificial (RNA) en las dos etapas de simulación fueron escalas de categorización que se enumeraron como alto medio y bajo riesgo.

Como en la primera etapa de la simulación en la fase de entrenamiento, las variables de entrada que se alimentaron a la red, no mostraron resultados satisfactorios (porcentaje menor al 50%) aún aumentando el número de variables;

entonces en la segunda etapa de la simulación se alimentaron las variables que conforman al modelo CAPM, con las cuales la red alcanzó un porcentaje de clasificación superior al 75% (en promedio) el cual se considera óptimo para este tipo de investigación (Gómez y Mendoza, 2009).

Finalmente, los resultados de categorización obtenidos en la segunda etapa de la simulación de la red en la fase o conjunto de prueba, se compararon con los de las escalas de calificación de las principales calificadoras de riesgo a nivel nacional como S&P, Fitch y Moody's al término del 2009.

Es importante aclarar que estas calificaciones fueron obtenidas de los reportes informativos que emiten las calificadoras de riesgo, y que fueron convalidados y unificados de acuerdo a los parámetros o escalas de clasificación que se plantearon como salidas de la red, es decir, se generalizaron tres clases de riesgo: alto, medio y bajo.

#### 2.4.5 Selección de la muestra

La muestra de selección inicial consideró las acciones de las 18 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:

La selección de las emisoras de la muestra, fue considerada de esta forma porque analistas expertos las han considerado como las de más alta volatilidad por los movimientos de sus acciones en el mercado, generando mayor variabilidad en sus precios, lo que implica que tengan mayor riesgo. Pero, partiendo de la relación riesgo/rendimiento, un inversionista optará por las que mayor rentabilidad que ofrecen.

Aunque este axioma de la variabilidad de los precios con relación al riesgo, no necesariamente siempre se cumple. Sin embargo, si se toma en cuenta que de acuerdo al límite de la eficiencia, y de común acuerdo con el modelo CAPM: una cartera o portafolio de inversión es eficiente si, para una desviación estándar determinada, no existe otra cartera con un rendimiento mayor, o para un

determinado rendimiento esperado no hay otro portafolio con una desviación estándar (riesgo) menor (Moyer et al, 2004).

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.

Debido a la gran cantidad de observaciones, en la segunda parte de este trabajo se optó por reducir el conjunto de datos, empleándose solamente los de mayor variabilidad en cada trimestre (marzo, junio, septiembre y diciembre). Ya que, como en la primera fase de la simulación se utilizaron datos mensuales; la red se sobreentrenó, siendo ésta una de las razones para que no se alcanzara sino un 45% de clasificación del riesgo.

Además, debido a la insuficiencia en la base de datos históricos 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.

En la elección de los elementos cuantitativos, para la medición del riesgo de mercado, se incluyeron las variables: Tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), Tipo de cambio (TC), Rendimientos accionarios (RA), Razón de liquidez o prueba ácida (RPA), Razón de endeudamiento total (RET), Volumen de cotización (volumen), Precio de cierre (cierre), consideradas en la primera parte de la simulación en el trabajo.

Posteriormente, en la segunda parte de la simulación las variables que se consideraron fueron: la tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), la tasa de rendimiento requerida en un trimestre ( $K_j$ ) y los rendimientos accionarios en forma trimestral (RA).

También se utilizaron los criterios y las escalas de medición que contemplan las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) en el país como lo son: el S&P, Fitch México y Moody's de México, para compararlas con los datos de salida de la red utilizados en el conjunto de prueba o validación del modelo de RNA que se implementó en la segunda etapa de la investigación.

Finalmente, los resultados de clasificación de la red (bajo, medio alto riesgo), se compararon y analizaron de acuerdo con las escalas de calificación de las ECR's del país.

Se hace especial énfasis, en recordar que como 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).

Para medir la calidad de los datos que se alimentaron a la red se realizó un análisis cuantitativo, pero sobre todo para la segunda parte de la simulación, se utilizaron los estadísticos de riesgo más comunes utilizados tradicionalmente en las finanzas y que sirven de soporte para la implementación del modelo CAPM, tales como el promedio, riesgo y varianza muestral, coeficientes de correlación y covarianza, que fácilmente pueden ser desarrollados en plantillas de Excel.

Sin embargo, considerando que el tema central de la tesis es el: Ajuste a la medición del riesgo de mercado de las principales empresas que cotizan en la BMV con la implementación de una RNA clasificadora; para llevar a cabo el ajuste a la medición del riesgo sistémico, considerado como la variable dependiente, se construyó e implementó la red neuronal artificial considerada como la herramienta principal para llevar a cabo esta tarea.

El paquete utilizado para llevar a cabo las dos etapas de simulación en los conjuntos de entrenamiento y prueba, es el Matlab 7.0 con el módulo de redes neuronales en línea (Manual y Software Mayo 2010).

#### 2.4.6 Diseño del experimento

El diseño de la investigación 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 independientes 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.

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. Para que de esta manera, se tuviera un estimador de confianza mayor en los resultados de clasificación del riesgo, objeto de estudio.

El 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 a 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 (Véase Anexo 1).

Por tanto, si una red neuronal artificial (RNA), permite pronosticar comportamientos de variables financieras que no siguen un comportamiento lineal, utilizando como datos de entrada diferentes tipos de información, se realiza la segunda etapa de simulación.

#### 2.4.7 Análisis de los resultados

La información alimentada en las capas de entrada de la Red Neuronal Artificial (RNA) clasificadora feedforward (alimentada hacia adelante) mencionada anteriormente en la segunda etapa de la investigación, dio como resultado la medición y clasificación del riesgo sistemático en niveles, calculado con las variables económicas referidas en periodos de alta volatilidad del mercado financiero mexicano (BMV), tales como: la tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), tasa de rendimiento esperada ( $K_j$ ) y el rendimiento del mercado accionario (RA).

La interpretación y análisis de la información de salida de la red, clasificó 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.

La comparación de los resultados de la clasificación y calificación que la red neuronal artificial otorgó al riesgo de mercado con los que muestran las principales Entidades Calificadoras de Riesgo en México, se presentan en el Capítulo 5: Comparativo sobre la calificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, sobre el trabajo de investigación desarrollado en la presente tesis doctoral.

**CAPITULO 3**  
**AJUSTE DE LA CALIFICACIÓN DEL RIESGO DE MERCADO DE LAS**  
**PRINCIPALES EMPRESAS QUE COTIZAN EN LA BOLSA MEXICANA DE**  
**VALORES, CON LA IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL**  
**CLASIFICADORA**  
**(PRIMER ARTÍCULO)**

En este proceso de investigación fue necesario elaborar reportes sobre los avances del desarrollo del trabajo operativo de la tesis, por lo que se presentó este trabajo en el 2do. y 3er. Coloquio de Investigación del Posgrado que ha realizado la Universidad Popular Autónoma de Puebla (UPAEP) desde en los últimos años, para su recibir retroalimentación tanto de los asesores de la dirección de tesis, así como la asesoría de los participantes al mencionado evento.

Esto permitió el fortalecimiento del trabajo que se desarrolló, y que de acuerdo con las indicaciones de los Doctores Mario Alberto Lagunés, José Luis Martínez y Claudia Malcon, era necesario publicar dos artículos que fueran evaluados por jurados en congresos nacionales y internacionales preferentemente, y poner de esta manera en consideración de los expertos, este tema de investigación innovador dentro de las finanzas concretamente en lo referente a la medición del riesgo de mercado en México, trabajo que debió fue evaluado y puesto a consideración de todos y cada uno de los participantes, para poder ser publicados posteriormente en sus memorias.

Por lo anterior a continuación en este capítulo, se presenta el articulo que fue inscrito y enviado al "Tercer Congreso Internacional de Investigación CIPITECH 2010, que se llevó a cabo el 13, 14 y 15 de Octubre de 2010, realizado por el Instituto Tecnológico de Parral, en la ciudad de Hidalgo del Parral, Chihuahua en México (Véase el Formato 1 del Anexo 4), donde se obtuvo la aprobación del comité del congreso para participar con la ponencia de este artículo después de haber recibido las observaciones correspondientes a la metodología y formato de presentación y envió por parte de los organizadores.

El artículo en mención tuvo muy buena acogida en la ponencia, ya que fue el único trabajo de investigación que se presentó del área financiera. La mayoría de los

comentarios que realizaron los asistentes a la ponencia, señalaron que el trabajo tenía un enfoque bastante original y que realmente era una aportación en el desarrollo del conocimiento de las finanzas y un aporte al desarrollo del estudio del riesgo de mercado particularmente en nuestro país. El producto ya ha sido publicado, en las memoria técnica del congreso, se sugiere consultarlo en la siguiente página web:

<ftp://memoria.itparral.edu.mx>

Se deberá iniciar sesión con los siguientes datos:

- a) Usuario: congreso
- b) Contraseña: memoria10
- c) Consulta en línea: [Octubre de 2010]

La presentación del artículo es inédita y refleja el alcance de la investigación en ese momento. Además, se les comenta a los miembros y asistentes del congreso, que el trabajo en esta fecha aún continuaba realizando la simulación para seguir probando mediante múltiples experimentos la probabilidad de aumentar el porcentaje (aproximadamente 75%) de clasificación de la red, en las fases de entrenamiento y prueba para continuar validando la hipótesis alterna  $H_0$ .

Ya que, definidamente con las variables iniciales: tipo de cambio, tasa de interés interbancaria estimada y rendimientos accionarios, se rechaza la hipótesis nula porque la red solamente alcanzó a clasificar el 45% de los datos en la etapa de entrenamiento, debido a que se sobreentrenó y no alcanzó a aprender el problema de clasificación. A continuación se muestra el artículo en mención:

# **Ajuste de la Calificación del Riesgo de Mercado de las Principales Empresas que Cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, con la Implementación de una Red Neuronal Artificial Clasificadora**

Esther Guadalupe Carmona Vega y Aura María González Garzón

Centro Interdisciplinario de Posgrados, Investigación y Consultoría

Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla

21 Sur 1103 Colonia Santiago

Puebla, Pue. México. C.P. 72160

[carmona74@yahoo.com](mailto:carmona74@yahoo.com)

[aumagonga@hotmail.com](mailto:aumagonga@hotmail.com)

## **Resumen**

En México, la aplicación de Redes Neuronales Artificiales en finanzas, se ha enfocado en el estudio del análisis del riesgo de crédito; empleándolas para ajustar los resultados de indicadores bursátiles que ofrecen información útil a los inversionistas que desean obtener niveles óptimos de inversión. Sin embargo, esta investigación en particular, usa esta herramienta para establecer la medición y clasificación del riesgo de mercado mexicano; mostrando los resultados obtenidos en la fase experimental de los procesos de entrenamiento y prueba en la segunda etapa de simulación de la red; los cuales 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, en comparación con otras ya utilizadas anteriormente en la primera etapa de la simulación.

**Palabras clave:** Redes Neuronales Artificiales, Riesgo de Mercado, Inflación, Endeudamiento, T.I.I.E., Tipo de Cambio, Cetes a 91 días, Tasa de rendimiento, Rendimiento accionario, Entidades Calificadoras de Riesgo.

## **Abstract**

In Mexico, the Artificial Neuronal Network applicated to the finances has focused in the study of the analysis of the credit risk; and to fit the results of stock-exchange indicators that offer useful information to the investors who wishes to obtain optimal returns. Nevertheless, in this case in particular, this tool it's used to measure and classified the Mexican market risk; showing the results obtained in the experimental phase of the training and test in the second simulation stage of the network; reaching a classification rate of over 70%. According to this, the variables that significantly contribute to the measurement and classification of the risk are: the required rate of return, the Cetes to 91 days and shareholding yields, in comparison with others previously used in the first stage of the simulation.

**Key words:** Artificial Neural Networks, Market Risk, Inflation, Indebtedness, T.I.I.E., Exchange rate, Cetes to 91 days, Rate or return, Shareholding yield, ratings agencies.

### **3.1 Introducción**

Para compensar el incremento de los niveles del riesgo de mercado, una inversión debe ofrecer la posibilidad de lograr mayores ganancias. Por lo tanto, si el inversionista se informa y decide asumir cierto peligro, tiene la probabilidad de obtener un rendimiento mayor. Éste es un principio fundamental en finanzas y se denomina relación riesgo/rendimiento.

Esta relación refleja la predisposición a aceptar ganancias y pérdidas (cambios, inseguridad, volatilidad) en el corto plazo, teniendo en mente una perspectiva de ganancia neta en el largo plazo, que será superior a las ganancias que se asocian con las inversiones estables (aquellas que no conllevan riesgos de pérdida). La estabilidad en sí misma está también sujeta a su propia forma de incertidumbre, un hecho muy a menudo no tomado en cuenta por los inversionistas que buscan la seguridad.

La volatilidad es una característica fundamental de las operaciones bursátiles modernas, cuyo cálculo y previsión es de vital importancia para los que en ellas

operan. Ésta, es una medida de la velocidad de las mismas, que marca qué tan rápido se ajustan los precios de los activos financieros ante determinados hechos. Los mercados se mueven despacio ó deprisa, considerándose como de baja ó alta variabilidad.

### 3.1.1 Definición del problema

Considerando que el riesgo de mercado, es uno de los fenómenos más recurrentes en las finanzas, debido particularmente a la alta volatilidad que actualmente afecta a los mercados internacionales, es un tema que debe ser considerado de gran importancia para las unidades económicas en el mundo; por lo que México no debe ser la excepción y se le debe dar la importancia que implica, en una economía en constante movimiento, particularmente por las características de su entorno, que afecta fuertemente las operaciones financieras en los mercados bursátiles al tener movimientos fuertes en los precios de las acciones que constituyen sus capitales.

En los últimos años, los movimientos a la alza y a la baja en el tipo de cambio, y la variación en las tasas de interés, son algunos factores que elevan la crisis financiera que actualmente sigue afectando a las finanzas públicas y privadas; esta situación se ha venido extendiendo fuertemente desde el año 2008 con los problemas del crédito hipotecario mundialmente conocido como un efecto de la economía estadounidense, que repercutió como onda de contagio principalmente en la economía local, provocando movimientos bruscos en los mercados de capitales, como la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) con fuertes implicaciones en el mercado internacional, donde la mayoría de los accionistas e inversionistas nacionales, paralelamente han tenido que enfrentar situaciones más riesgosas, como los movimientos bursátiles de la bolsa de New York y el mercado asiático, por mencionar algunos; afectando directamente la estructura económica y financiera no solamente de los mercados sino de las economías a nivel mundial.

Este panorama de recurrentes crisis, ha originado que dentro de los estudios financieros y económicos, surjan nuevas propuestas de modelos de medición que ajusten y reduzcan estas condiciones peculiares de volatilidad, y que contribuyan a resolver de manera objetiva los diferentes factores de riesgo de inversión de los

grandes capitales que se mueven en las actividades de compra y venta de activos bursátiles.

Con el transcurso del tiempo, se ha podido obtener más información y nuevas metodologías que ayudan a una mejor percepción de la variabilidad en el mercado; esto ha permitido contar con mayores elementos científicos para comprender la aparición de este fenómeno, y minimizar sus efectos sobre los diversos entes económicos (Oddone, 2004).

### 3.1.2 Objetivos de la investigación

- 1) Establecer si la medición de la calificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, medido por la beta, puede clasificarse adecuadamente al aplicar un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) Clasificadora.
- 2) Estudiar, definir y calificar el riesgo de mercado mexicano aplicando un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora, para clasificarlo en varios niveles, y posteriormente comparar los resultados obtenidos con las escalas que utilizan las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) en México, las cuales constituyen la base para que los agentes económicos tengan un indicador objetivo en las decisiones de inversión y financiamiento de las operaciones bursátiles.

### 3.1.3 Hipótesis de la investigación

**Hipótesis H<sub>0</sub>:** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y los rendimientos accionarios (precio final de la acción), reflejan de manera adecuada la clasificación y calificación de las emisoras seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

**Hipótesis H<sub>1</sub>:** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días),

el rendimiento del mercado (RA) y la tasa de rendimiento requerida (Kj), reflejan de manera adecuada la clasificación y calificación de las emisoras seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

En la primera parte de este estudio, para la hipótesis nula se ha definido como variable dependiente el riesgo sistemático, y las independientes son la tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIEE), el tipo de cambio (Peso mexicano vs. Dólar americano) y el rendimiento accionario (Diferencial en los precios).

En la segunda parte, para la hipótesis alternativa o de trabajo, se estudia y analiza la variable dependiente que es el riesgo de mercado, y las independientes ahora son la tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), el rendimiento del mercado (RA) y la tasa de rendimiento requerida (Kj).

### **3.2 Metodología empleada**

Esta investigación propone el modelo de redes neuronales artificiales clasificadoras, como una herramienta innovadora de medición para calcular y calificar de manera diferente el riesgo sistémico o de mercado.

Dado lo anterior, es importante destacar que: "Una red neuronal es un modelo matemático simplificado del sistema de procesamiento de información de un ser vivo, y está formada por un conjunto de unidades de procesamiento llamadas neuronas" (Haykin, 1999).

La red utilizada es una red clasificadora, la cual ante un conjunto de patrones de entrada, responde con una clasificación de las variables dadas o la información que presenten éstos, con arreglo a un conjunto finito de categorías (Hornik et al., 1989).

De manera que, el objetivo principal de este trabajo es mostrar los resultados de los conjuntos de entrenamiento y de prueba de la red en la fase experimental, que contó con dos etapas de simulación. Sin embargo, para efectos de este estudio, se

comentará brevemente lo realizado en la primera etapa y, posteriormente se mostrarán los resultados obtenidos en la segunda etapa de simulación, con la cual se logró un porcentaje de clasificación superior al 70% adecuado para este tipo de investigación.

En la primera etapa de la simulación, para aprobar o rechazar la hipótesis nula se utilizaron como variables de entrada de la red: la tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), el tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano) y los rendimientos accionarios (diferencial del precio de las acciones) en forma mensual, mostrando que los resultados obtenidos alcanzaron un porcentaje de clasificación inferior al 45%; por lo que, al obtener un puntaje tan bajo se rechazó la hipótesis nula.

Dado lo anterior, se decidió en la segunda etapa de la simulación aprobar la hipótesis alternativa o de trabajo, utilizando como variables de entrada: el rendimiento de mercado (rendimiento accionario), la tasa cetes (a 91 días), tomada como la Tasa Libre de Riesgo y la tasa de rendimiento requerida para cada empresa ( $K_j$ ), para proponer una clasificación del riesgo y poder otorgarle una escala de calificación de bajo, medio y alto; con diferentes parámetros cuantitativos, comparando los resultados con la beta del Índice de Precios y Cotizaciones, como indicador representativo del riesgo de mercado accionario mexicano. Con los resultados obtenidos en esta fase, se obtuvo un puntaje mayor al 70%, y se aceptó la hipótesis alternativa.

### 3.2.1 Componentes básicos de la neurona

Una neurona está compuesta básicamente por los siguientes elementos:

- 1) Conjunto de  $n$  entradas,  $u_i$ ,  $i=1,2,...,n$  que suministran información del entorno. Estos datos pueden ser externos, o bien, pertenecer a las salidas de otras neuronas.
- 2) Conjunto de sinapsis, caracterizadas cada una por tener un peso propio  $w_{ji}$ . El peso  $w_{ji}$  está asociado a la sinapsis que conecta la  $i$ -ésima neurona unidad con la  $j$ -ésima neurona.

- 3) Adicionalmente una red puede poseer un umbral  $b_i$ , que tiene el efecto de incrementar o disminuir la entrada de la neurona.
- 4) Comúnmente, los umbrales se consideran un peso más de la red, por lo cual no se hacen distinciones con respecto a los otros pesos sinápticos.
- 5) Un sumador que integra las entradas ponderadas con respectivos pesos y umbrales.
- 6) Una función de activación  $f(x)$ , que limita la amplitud de la salida de la neurona (Haykin, 1999).

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

### 3.2.2. 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:

- 1) Elementos de procesamiento: Neuronas.
- 2) Regla de activación de los elementos.
- 3) Topología de interacción entre los elementos de procesamiento.
- 4) Regla de propagación a través de las conexiones.
- 5) Regla de aprendizaje.
- 6) Medio ambiente en el que el sistema opera (Gómez, et al 2009).

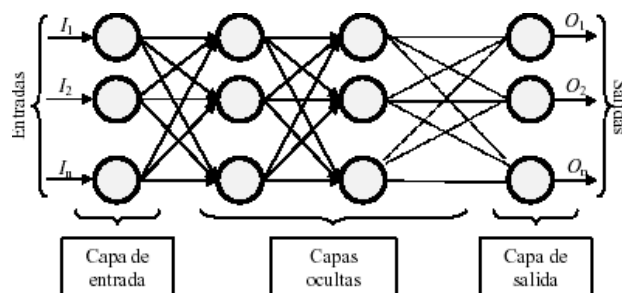
La topología de la Red Neuronal Artificial que se utiliza en este trabajo (Figura 3.1), usa un sistema de aprendizaje de perceptrón multicapa con  $n$  neuronas de entrada,  $m$  neuronas en su capa oculta y  $n$  neuronas de salida.

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 retropropagación.

- 3) 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.
- 4) 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).
- 5) 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.

Figura 3.1  
Esquema de la Red Neuronal Artificial.

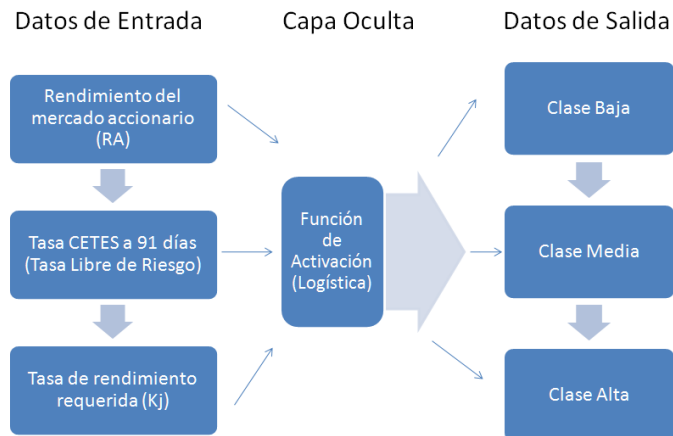


Fuente: Del Carpio Gallegos, Javier (2005).  
Las redes neuronales artificiales en las finanzas.  
Industrial Data, año/vol. 8, número 002.

### 3.2.3. Estructura de la red neuronal artificial implementada

La estructura de la red neuronal implementada en la segunda etapa de la simulación, 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 3.2.

Figura 3.2  
Estructura de la RNA implementada.



Fuente: Elaboración propia.

#### 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 correspondientes 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:

- Rendimiento accionario de las compañías tomadas como muestra (RA)
- Tasa de Cetes a 91 días, tomada como la Tasa Libre de Riesgo (CETES)
- Tasa de rendimiento requerida por el inversionista para cada empresa ( $K_j$ )

La  $K_j$  fue calculada empleando la fórmula del Modelo de Valuación de Activos de Capital, por sus siglas en inglés CAPM: Capital Assets Pricing Model (Moyer, et al 2005):

$$K_j = \hat{r}_f + \beta(\hat{r}_m - \hat{r}_f) \quad (1)$$

donde:

$K_j$  es la tasa de rendimiento requerida por los inversionistas

$\hat{r}_f$  es la tasa CETES a 91 días

$\hat{r}_m$  es el rendimiento esperado del mercado (rendimiento accionario)

$\beta$  es la beta de cada acción

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.

- 1) 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.
- 2) 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: 384

Casos dentro de la muestra: 307 (80%)

Casos fuera de la muestra: 77 (20%)

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 sigmoidales 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 retropropagación de gradiente conjugado escalado descrito en Moller, (1993).

Se realizaron múltiples experimentos para determinar el número de neuronas de la capa oculta. 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 20 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 (sobre los 20 experimentos) para cada red neuronal del conjunto de entrenamiento se muestran en la Tabla 3.1:

Tabla 3.1  
Promedios de error del conjunto de entrenamiento 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          |
| 18                | 70%                              | 0.28438662        | 0.23667046          |
|                   | 75%                              | 0.26059028        | 0.24986608          |
|                   | <b>80%</b>                       | <b>0.23664495</b> | <b>0.24777822</b>   |
|                   | 85%                              | 0.23788344        | 0.24861102          |
| 19                | 70%                              | 0.48977695        | 0.2306687           |
|                   | 75%                              | 0.45104167        | 0.23009833          |
|                   | 80%                              | 0.45114007        | 0.23843448          |
|                   | 85%                              | 0.45122699        | 0.24103853          |
| 20                | 70%                              | 0.41914498        | 0.2125922           |
|                   | 75%                              | 0.41979167        | 0.21377697          |
|                   | 80%                              | 0.40977199        | 0.21765345          |
|                   | 85%                              | 0.4101227         | 0.2191977           |

Fuente: Elaboración propia.

La red que obtuvo el menor error durante el entrenamiento fue la red neuronal de 18 nodos en la capa oculta y un 80% (307 observaciones) del total de las observaciones empleadas. La Tabla 3.2 representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de esa red sobre el conjunto de entrenamiento.

Tabla 3.2  
Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.

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

Fuente: Elaboración propia.

La red con la configuración antes mencionada (cada red representa un experimento de los 20 realizados) fue empleada para la clasificación del conjunto de prueba, obteniendo un promedio de error sobre los 20 experimentos de 25.52% con una desviación estándar promedio de 25.78.

Tabla 3.3  
Promedios de error con el conjunto de prueba.

| No. Experimento               | Error              |
|-------------------------------|--------------------|
| 1                             | 0.01298701         |
| 2                             | 0.44155844         |
| 3                             | 0.07792208         |
| 4                             | 0.09090909         |
| 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 3.4 representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de la red de 18 nodos, sobre el conjunto de prueba.

Tabla 3.4  
Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de prueba.

|                  |              | Matriz de confusión |                  |                  |
|------------------|--------------|---------------------|------------------|------------------|
| Salida de la red | Riesgo Bajo  | 20<br>25.97%        | 3<br>3.9%        | 0<br>0%          |
|                  | Riesgo Medio | 4<br>5.19%          | 17<br>22.08%     | 5<br>6.49%       |
|                  | Riesgo Alto  | 4<br>5.19%          | 4<br>5.19%       | 20<br>25.97%     |
|                  |              | 71.43%<br>28.57%    | 70.83%<br>29.17% | 80.00%<br>20.00% |
|                  |              | Riesgo Bajo         | Riesgo Medio     | Riesgo Alto      |
|                  |              | Clase objetivo      |                  |                  |

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 fases de entrenamiento y prueba los siguientes:

- Número de ejemplos clase 3 (riesgo bajo): 128 (beta menor a 0.70)
- Número de ejemplos clase 2 (riesgo medio): 129 (beta de 0.70 y menor o igual a una beta de 1.14)
- Número de ejemplos clase 1 (riesgo alto): 127 (beta mayor a 1.14)

### 3.3 Análisis e interpretación de los datos

La base de datos ya depurada para la segunda fase de la simulación, cuenta con 384 observaciones correspondientes a las 16 acciones de las empresas más activas o volátiles que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores en periodos trimestrales entre los años de 2004 a 2009. El diseño de la investigación es experimental, ya que se fundamenta en un enfoque cuantitativo, y se centra en la validez de los datos para el cálculo y la medición del riesgo de mercado aplicando una RNA clasificadora.

El conjunto de datos empleados para la calificación y clasificación del riesgo de mercado, corresponden a la valuación trimestral de las variables de entrada, y cada conjunto consta de 4 ejemplos por cada empresa en un periodo de 6 años. El total de observaciones disponibles utilizadas en la segunda fase de la simulación, fue de 384 ejemplos correspondientes a las 16 empresas. Cada ejemplo consta de las siguientes variables: Rendimiento accionario (RA), Tasa de Cetes a 91 días (CETES) tomada como la Tasa Libre de Riesgo y Tasa de rendimiento requerida para cada empresa ( $K_j$ ).

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.

El mejor resultado de las simulaciones efectuadas en el subconjunto de entrenamiento de los casos (suma diagonal de la matriz de confusión), señala una efectividad de clasificación para el conjunto dentro de la muestra de 76.22% de ejemplos correctamente clasificados. Mientras que, para las clases objetivo, se obtuvieron los siguientes porcentajes de ejemplos correctamente clasificados: 28.99% de riesgo bajo, 22.15% de riesgo medio y 25.08% de riesgo alto, tal como se observa en la matriz de confusión de la Tabla 3.2.

El mejor resultado de las simulaciones efectuadas en el subconjunto de prueba de los casos (suma diagonal de la matriz de confusión), señala una efectividad de clasificación para el conjunto fuera de la muestra de 74.02% de ejemplos correctamente clasificados. Mientras que, para las clases objetivo, se obtuvieron los

siguientes porcentajes de ejemplos correctamente clasificados: 25.97% de riesgo bajo, 22.08% de riesgo medio y 25.97% de riesgo alto, tal como se observa en la matriz de confusión de la Tabla 3.4.

### 3.3.1 Interpretación de la salida de la red para el conjunto de entrenamiento

Resultados de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento:

- a) La red clasificó 103 ejemplos como riesgo bajo, que representan aproximadamente el 33.5% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 86.41% de clasificación correcta.
- b) La red clasificó 103 ejemplos como riesgo medio, que representan aproximadamente el 33.5% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 66.02% de clasificación correcta.
- c) La red clasificó 101 ejemplos como riesgo alto, que representan aproximadamente el 33.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 76.24% de clasificación correcta.

Interpretación de la clase objetivo, de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento:

- a) La clase objetivo del riesgo de mercado clasificó 120 ejemplos como bajos, que representan aproximadamente el 39.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 74.17% de clasificación correcta.
- b) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 92 ejemplos como medios, que representan aproximadamente el 30.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 73.91% de clasificación correcta.
- c) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 95 ejemplos como altos, que representan aproximadamente el 31.0% del total de observaciones del conjunto

de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 81.05% de clasificación correcta.

### 3.3.2. Interpretación de la salida de la red para el conjunto de prueba

Resultados de la matriz de confusión para el conjunto de prueba:

- a) La red clasificó 23 ejemplos como riesgo bajo, que representan aproximadamente el 30.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 86.96% de clasificación correcta.
- b) La red clasificó 26 ejemplos como riesgo medio, que representan aproximadamente el 34.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 65.38% de clasificación correcta.
- c) La red clasificó 28 ejemplos como riesgo alto, que representan aproximadamente el 36.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 71.43% de clasificación correcta.

Interpretación de la clase objetivo, de la matriz de confusión para el conjunto de prueba:

- a) La clase objetivo del riesgo de mercado clasificó 28 ejemplos como bajos, que representan aproximadamente el 36.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 71.43% de clasificación correcta.
- b) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 24 ejemplos como medios, que representan aproximadamente el 31.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 70.83% de clasificación correcta.
- c) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 25 ejemplos como altos, que representan aproximadamente el 33.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 80.00% de clasificación correcta.

### **3.4 Originalidad e impacto del trabajo de investigación**

El resultado de esta investigación propone un ajuste a la medición del riesgo de mercado mexicano, con el propósito de obtener información más objetiva para los inversionistas, acreedores, accionistas y demás organismos económicos y financieros que requieran de un índice más eficiente, que les permita una adecuada toma de decisiones.

La contribución original consiste en que no hay antecedentes sobre trabajos o investigaciones en la medición del riesgo de mercado en México, aplicándose un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora para incentivar la búsqueda de nuevos modelos en su calificación; solo algunos estudios se han enfocado a la medición de la rentabilidad de los activos y la solvencia empresarial.

En lo referente a este tema, no se ha realizado ningún trabajo formal hasta el momento, por lo que esta tesis, es una contribución original sobre la apertura de una nueva línea de investigación económica y financiera, con un método inédito para el ajuste de la medición del riesgo en el mercado bursátil nacional. El impacto social esperado de este trabajo tiene como objetivos lo siguiente:

- 1) El impulso y apoyo a la investigación financiera, que utilizan todo tipo de empresas y agentes económicos en el manejo adecuado de sus inversiones y la estructura de su capital, para eficientar sus rendimientos, generando mayores utilidades; contribuir en la presentación de una información más objetiva para el pago de contribuciones más justas por parte de los inversionistas, propiciando el surgimiento de mayores ingresos, que incrementen el presupuesto nacional.
- 2) Fomentar la investigación en el desarrollo y la formación de nuevos profesionales de la contaduría y la economía; estableciendo innovadoras estrategias financieras que promuevan mayores conocimientos, debido a que, las finanzas se conceptualizan más desde una perspectiva empírica y no en la creación, aportación y fundamentación del pensamiento científico.

- 3) Introducir y desarrollar en México una visión diferente en la medición tradicional del riesgo de mercado, incentivando el conocimiento dentro del ámbito de las finanzas, dando a conocer novedosos modelos estadísticos, que impulsen el descubrimiento de nuevas líneas de investigación para los estudiantes de posgrado.
- 4) Mediante la utilización de un modelo de Red Neuronal Artificial en trabajos de tesis de posgrado, se motiva la continuidad de esta línea de investigación, para implementar de manera más objetiva, la medición de indicadores financieros con alta volatilidad en la actividad económica mexicana.

### **3.5 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.
- De conformidad con los resultados obtenidos en la segunda fase de la simulación, las variables  $K_j$ , CETES y RA contribuyen a la clasificación del riesgo de mercado en gran medida; en comparación con las otras variables utilizadas en la primera etapa de la simulación efectuada con anterioridad, tales como: Tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), Tipo de cambio (TC), y Rendimiento Accionario (RA).
- De acuerdo con la revisión de la literatura realizada hasta el momento, cuando una red alcanza un nivel de clasificación del 70% o más en las fases de entrenamiento y de prueba, ya se consideraría oportunamente viable o aceptable para efectos de este tipo de investigación (Gómez, et al 2009). No obstante, se recomienda probar otras variables que pudieran ayudar a aumentar el porcentaje de aciertos, si se cree factible y pertinente, conforme a las consideraciones que para tal efecto se recaben de las opiniones de expertos en el área.

- Finalmente, es conveniente enfatizar que, con el nivel de categorización del riesgo de mercado obtenido hasta el momento se ha probado la hipótesis alternativa. Sin embargo, la comparación de los resultados de clasificación de este estudio con los que emiten las Entidades Calificadoras de Riesgo, se dará continuidad a este proyecto de investigación como parte final del proceso exploratorio sobre el ajuste de la calificación del riesgo sistemático de las principales empresas que cotizan en el mercado bursátil mexicano.

**CAPITULO 4**  
**AJUSTE DE LA CALIFICACIÓN DEL RIESGO DE MERCADO DE LAS**  
**PRINCIPALES EMPRESAS QUE COTIZAN EN LA BOLSA MEXICANA DE**  
**VALORES, CON LA IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL**  
**CLASIFICADORA**  
**(SEGUNDO ARTÍCULO)**

El segundo artículo, que se presenta a continuación fue presentado en el 2º Congreso Internacional de la Ciencia de Sistemas del 18 al 20 de Noviembre de 2010, en la ciudad de Guanajuato, Guanajuato en México (Véase el Formato 2 del Anexo 4), donde fue aceptado por el comité técnico del congreso, quienes consideraron de gran importancia el tema al ser novedoso, inédito y propositivo en el uso de los sistemas de información y de inteligencia artificial aplicada en los trabajos de investigación que se desarrollan en México.

Después de que el comité técnico informó que el artículo fue aceptado para que se presentara en la modalidad de ponencia en las memorias en video del congreso”; expresó en la carta de aceptación que era necesario hacer algunos ajustes al formato de presentación, así como complementar y establecer claramente la razón por la cual se habían modificado los datos de entrada de la red en el primera parte del trabajo, además de que se incluyera la razón por la cual se hace una modificación a las variables independientes que fueron reemplazadas en la segunda parte del trabajo (Capítulo 3).

El artículo también informa sobre el avance que se realizó en el periodo de entrenamiento y prueba de la red, a la que se le alimentaron las variables independientes: rendimiento requerido ( $K_j$ ), tasa libre de riesgo (cetes a 91 días) y rendimiento accionario (RA), para poder medir y clasificar el riesgo de las acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, en base a la beta (medida de la sensibilidad del riesgo sistemático) que refleja la variabilidad en los rendimientos de una acción (en relación a la tendencia del mercado), causados por factores internos y externos que afectan el entorno de las actividades realizadas en el mercado de valores.

Es importante aclarar que la medición del riesgo sistémico que se ha ido desarrollando, tiene como objetivo clasificar y calificar el riesgo de mercado de cada una de las acciones de las 16 empresas más bursátiles que cotizan en el mercado de capitales(o mercado de renta variable), esto significa que solo se ha considerado un conjunto de títulos valor invertidos o emitidos en un periodo de seis años (2004-2009). Sin embargo, es importante aclarar que no es la calificación de un conjunto de activos financieros (certificados, bonos y acciones) sino únicamente el efecto del riesgo sistémico sobre un conjunto de las 16 acciones más bursátiles que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores, de un conjunto de 35 a 37 emisoras que conforman el IPyC.

El artículo también demuestra la relación que existe entre la variables independientes y la variable dependiente: riesgo de mercado medido por la beta, después de haber realizado un conjunto de experimentos para determinar el número de neuronas adecuado para el problema clasificación del riesgo, efectuado en un intervalo de 15 a 20 neuronas, formando un total de 5 redes neuronales.

Se efectuaron 20 experimentos por cada red neuronal y cada experimento se realizó cambiando los pesos sinápticos aleatorios iniciales de cada red neuronal, dando como resultado la categorización del riesgo en tres clases. Cada clase representa una clase objetivo: riesgo bajo, medio y alto.

Es conveniente mencionar que, en el caso de este segundo artículo, no se muestra aún el proceso de comparación de la calificación del riesgo que arroja el modelo de red neuronal con la calificación que emitieron las entidades autorizadas en este país para calificar el riesgo de mercado en periodos anuales, puesto que éstas emiten sus informes, por lo regular en el primer trimestre del año siguiente, por tanto, para realizar el comparativo, se tomará como base el informe que presenten las ECR en el primer trimestre de 2010, tomando como fecha de corte el mes de Diciembre de 2009.

Cabe destacar que, la ponencia de este artículo en el congreso, se incluyó dentro de las memorias fílmicas, puesto que no todos los trabajos que fueron considerados para participar en el evento este congreso se publicaron en video. La exhibición de la ponencia en video se suscita, porque después en la sesión de preguntas, a juicio

del jurado calificador, y en general, los asistentes que acudieron, concluyeron que les parece un trabajo muy interesante y con elementos válidos para que redactar una tesis doctoral, con elementos suficientes para realizar un estudio de tipo experimental, dadas las características particulares de las variables utilizadas y la estructura de la red implementada en una área tan compleja en las finanzas y por las características intrínsecas de los mercados bursátiles, tal como la incertidumbre que conlleva una inversión en títulos de rendimiento variable, con relación al riesgo y rendimiento.

También, se mencionó la importancia de la propuesta de tesis, ya que apertura una línea de investigación muy interesante para todos los economistas y financieros que deseen continuar explorando la línea de investigación de este estudio, al incluir quizá otro tipo de variables cuantitativas y cualitativas, por ejemplo, las que se utilizan en la medición del gobierno corporativo.

Finalmente, para fortalecer la medición del riesgo de mercado y otorgarle a las redes neuronales suficiente robustez, sería conveniente utilizarlas en forma conjunta con otro tipo de estudios, tales como el análisis discriminante, el análisis de conglomerados, el análisis multivariante, el Valor en Riesgo entre otros; para comparar las fortalezas y debilidades de los métodos, y de esta forma, validar con mayor certidumbre cuál sería el método más adecuado y confiable para medir el riesgo sistemático, debido que esta información sería bastante útil para los inversionistas y las empresas que participan en la Bolsa Mexicana de Valores. A continuación se muestra el artículo en mención:

Eje Temático I. Pasado, presente y futuro de los Sistemas educativos, científicos y empresariales.

**Ajuste de la Calificación del Riesgo de Mercado de las Principales Empresas que Cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, con la Implementación de una Red Neuronal Artificial Clasificadora**

Mtra. Esther Guadalupe Carmona Vega\*  
Maestría en Dirección Financiera y Contraloría  
Universidad de las Américas Puebla, UDLAP.

\* Ponente: Tel: (01 656) 6 11 21 27

E-mail: [carmona74@yahoo.com](mailto:carmona74@yahoo.com)

Mtra. Aura María González Garzón  
Maestría en Contaduría  
Universidad Nacional Autónoma de México, UNAM.  
E-mail: [aumagonga@hotmail.com](mailto:aumagonga@hotmail.com)

Resumen

En México, la aplicación de Redes Neuronales Artificiales en finanzas, se ha enfocado en el estudio del análisis del riesgo de crédito; empleándolas para ajustar los resultados de indicadores bursátiles que ofrecen información útil a los inversionistas que desean obtener niveles óptimos de inversión. Sin embargo, esta investigación en particular, usa esta herramienta para establecer un ajuste a la medición y clasificación del riesgo de mercado mexicano; mostrando los resultados obtenidos en la fase experimental de los procesos de entrenamiento y prueba en la segunda etapa de simulación de la red; los cuales 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, en comparación con otras ya utilizadas anteriormente en la primera etapa de la simulación, tales como el nivel de inflación y de endeudamiento, la Tasa de Interés

Interbancaria de Equilibrio (T.I.I.E.) y el tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano).

**Palabras clave:** Redes Neuronales Artificiales, Riesgo de Mercado, Inflación, Endeudamiento, T.I.I.E., Tipo de Cambio, Cetes a 91 días, Tasa de rendimiento, Rendimiento accionario, Entidades Calificadoras de Riesgo.

### **Abstract**

In Mexico, the Artificial Neuronal Network applicated to the finances has focused in the study of the analysis of the credit risk; and to fit the results of stock-exchange indicators that offer useful information to the investors who wishes to obtain optimal returns. Nevertheless, in this case in particular, this tool it's used to measure and classified the Mexican market risk; showing the results obtained in the experimental phase of the training and test in the second simulation stage of the network; reaching a classification rate of over 70%. According to this, the variables that significantly contribute to the measurement and classification of the risk are: the required rate of return, the Cetes to 91 days and shareholding yields, in comparison with others previously used in the first stage of the simulation, such as the level of inflation and indebtedness, the Interbank Interest Rate of Balance (T.I.I.E.) and the exchange rate (Mexican peso versus American dollar).

**Key words:** Artificial Neural Networks, Market Risk, Inflation, Indebtedness, T.I.I.E., Exchange rate, Cetes to 91 days, Rate or return, Shareholding yield, ratings agencies.

### **4.1 Introducción**

En todo proceso inherente a los mercados financieros, el objetivo de los oferentes y compradores es garantizar un máximo rendimiento con un mínimo de riesgo, originando que la variabilidad en las transacciones financieras cada vez genere menores condiciones de incertidumbre, particularmente en las operaciones más predominantes de los mercados bursátiles, como lo son la compra y venta de acciones que crean fuertes movimientos en las economías, particularmente por el efecto que tienen los mercados en factores económicos tales como la inflación, el

tipo de cambio, las tasas de interés, la liquidez y el apalancamiento financiero de las empresas, los cuales afectan directamente la maximización de la rentabilidad del mercado, equilibrando objetivamente el riesgo en las operaciones de inversión de los grandes capitales.

Sin embargo, para compensar el incremento de los niveles del riesgo de mercado, una inversión debe ofrecer la posibilidad de lograr mayores ganancias. Por lo tanto, si el inversionista se informa y decide asumir cierto peligro, tiene la probabilidad de obtener un rendimiento mayor. Éste es un principio fundamental en finanzas y se denomina relación riesgo/rendimiento.

Esta relación refleja la predisposición a aceptar ganancias y pérdidas (cambios, inseguridad, volatilidad) en el corto plazo, teniendo en mente una perspectiva de ganancia neta en el largo plazo, que será superior a las utilidades que se asocian con las inversiones estables (aquellas que no conllevan riesgos de pérdida). La estabilidad en sí misma está también sujeta a su propia forma de incertidumbre, un hecho muy a menudo no tomado en cuenta por los inversionistas que buscan la seguridad.

La volatilidad es una característica fundamental de las operaciones bursátiles modernas, cuyo cálculo y previsión es de vital importancia para los que en ellas operan. Ésta, es una medida de la velocidad de las mismas, que marca qué tan rápido se ajustan los precios de los activos financieros ante determinados hechos. Los mercados se mueven despacio ó deprisa, considerándose como de baja ó alta variabilidad.

#### 4.1.1 Definición del problema

Considerando que el riesgo de mercado, es uno de los fenómenos más recurrentes en las finanzas, debido particularmente a la alta volatilidad que actualmente afecta a los mercados internacionales, es un tema valioso para ser investigado en las unidades económicas en el mundo; por lo que México no debe ser la excepción y se le debe dar la importancia que implica, en una economía en constante movimiento, particularmente por las características de su entorno, que afecta fuertemente las

operaciones financieras en los mercados bursátiles al tener movimientos fuertes en los precios de las acciones que constituyen sus capitales.

En los últimos años, los movimientos a la alza y a la baja en el tipo de cambio, y la variación en las tasas de interés, son algunos factores que elevan la crisis financiera que actualmente sigue afectando a las finanzas públicas y privadas; esta situación se ha venido extendiendo fuertemente desde el año 2008 con los problemas del crédito hipotecario mundialmente conocido como un efecto de la economía estadounidense, que repercutió como onda de contagio principalmente en la economía local, provocando movimientos bruscos en los mercados de capitales, como la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) con fuertes implicaciones en el mercado internacional, donde la mayoría de los accionistas e inversionistas nacionales, paralelamente han tenido que enfrentar situaciones más riesgosas, como los movimientos bursátiles de la Bolsa de New York y el mercado asiático, por mencionar algunos; afectando directamente la estructura económica y financiera no solamente de los mercados sino de las economías a nivel mundial.

Este panorama de recurrentes crisis, ha originado que dentro de los estudios financieros y económicos, surjan nuevas propuestas de modelos de predicción que ajusten y reduzcan estas condiciones peculiares de volatilidad, y que contribuyan a resolver de manera objetiva los diferentes factores de riesgo de inversión de los grandes capitales que se mueven en las actividades de compra y venta de activos bursátiles.

Con el transcurso del tiempo, se ha podido obtener más información y nuevas metodologías que ayudan a una tener una mejor percepción de la variabilidad en el mercado; esto ha permitido contar con mayores elementos científicos para comprender la aparición de este fenómeno, y minimizar sus efectos sobre los diversos entes económicos (Oddone, 2004).

De manera que, en este estudio se aborda la medición y clasificación del riesgo de mercado bursátil mexicano, donde como en cualquier actividad de comercialización de instrumentos de inversión o financiamiento, la variación en el precio y el volumen de las transacciones es un movimiento que constantemente afecta las operaciones de la Bolsa Mexicana de Valores.

La Bolsa Mexicana de Valores (BMV), es un foro en el que se llevan a cabo las operaciones del mercado de valores organizado en México, siendo su objetivo principal el facilitar las transacciones con valores y procurar el desarrollo del mercado, fomentando su expansión y competitividad.

Por lo anterior, es trascendental beneficiar a todos los interventores del mercado con información oportuna y adecuada, sobre cómo esa multiplicidad de factores económicos, afecta directa o indirectamente el cálculo objetivo del riesgo sistémico en la compra y venta de los instrumentos, y cuántos de ellos presentan mayor incertidumbre a través de los movimientos históricos, acelerando la movilidad de los capitales de los diferentes grupos nacionales e internacionales que continuamente hacen parte del mercado accionario mexicano.

#### 4.1.2 Objetivos de la investigación

1. Establecer si la medición de la calificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, medido por la beta, puede clasificarse adecuadamente al aplicar un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) Clasificadora.
2. Estudiar, definir y calificar el riesgo de mercado mexicano aplicando un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora, para clasificarlo en varios niveles, y posteriormente comparar los resultados obtenidos con las escalas que utilizan las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) en México, las cuales constituyen la base para que los agentes económicos tengan un indicador objetivo en las decisiones de inversión y financiamiento de las operaciones bursátiles.

#### 4.1.3 Hipótesis de la investigación

**Hipótesis H<sub>0</sub>:** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y los rendimientos accionarios (precio final de la acción), reflejan de manera adecuada la

clasificación y calificación de las emisoras seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

**Hipótesis H<sub>1</sub>:** El uso del modelo de Redes Neuronales Artificiales en la medición del riesgo de mercado, agregando las variables: tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), el rendimiento del mercado (RA) y la tasa de rendimiento requerida (Kj), reflejan de manera adecuada la clasificación y calificación de las emisoras seleccionadas, al ser comparado con la medición de las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR) nacionales.

#### 4.1.4 Explicación de las variables seleccionadas en las fases de simulación

Se tomó la inflación porque como variable económica, es un factor que incrementa la incertidumbre en los mercados financieros y constituye la base fundamental de la administración de la política monetaria mexicana, por lo tanto, ésta influye en las decisiones sobre el manejo de capitales por parte de las empresas que cotizan o no en la bolsa. Por tal motivo, es importante protegerlos, porque como bien se sabe, con los pesos de ahora dentro de seis meses no se tendrá el mismo poder adquisitivo que con los de hoy, de ahí que, los precios de las acciones involucran intrínsecamente los efectos de la inflación.

En cuanto a la variable tasa de interés, representada por la TIIE si se consideran inversiones de capital, estas operaciones no están libres de riesgo, ya que, en cualquier economía desarrollada o en vías de desarrollo, todos los inversionistas pueden prestar o pedir prestado sus capitales, consecuentemente, en la mayoría de las decisiones de financiamiento a través del mercado bursátil, se debe considerar la utilización de una tasa libre de riesgo, para que las operaciones se mantengan en equilibrio.

No se puede hablar de cualquier tipo de riesgo, sino se menciona que las tasas de interés involucran movimientos en el mercado crediticio, como es el caso de invertir en bonos (deuda) que denota cierto porcentaje de pago o beneficio que obtiene el inversionista por tomar esta opción, que implica un riesgo menor, ya que es una renta fija. Sin embargo, hay factores de riesgo inherentes a la transacción, que en el caso de la emisión de deuda, estaría representado por el costo de financiamiento

que adquiere la empresa en el momento de poner en el mercado estos instrumentos.

En el mercado de valores, la emisión de acciones afecta la variabilidad de las tasas de interés, ocasionando una mayor volatilidad en el mercado (títulos de deuda pública), que se verá reflejada directamente en el precio de todos los valores que ofertan y demandan las entidades que cotizan en la bolsa, generando una disminución o incremento del riesgo sistémico.

En este contexto, entonces tanto los inversores nacionales como extranjeros, deben tomar decisiones de inversión y financiamiento, tales como la compra y venta de activos financieros (acciones). Por tanto, es de suma importancia que antes de efectuar la operación, el inversor estudie y verifique la situación del tipo de cambio del país, para conocer hasta qué punto la política monetaria lo tiene controlado o no.

Además, es importante saber si se cuenta con un libre mercado de divisas, el cual influye en los flujos de efectivo y de capitales, además de estar al tanto del grado de volatilidad del mercado, y el riesgo al que están sometidas las inversiones; todo ello para conocer qué tan dispuestos están los inversionistas para asumir situaciones de incertidumbre y medir el efecto que tendría en la rentabilidad esperada.

De manera que, una política económica y monetaria sana, consiste en el proceso de manipular eficientemente las variables económicas para generar estrategias de crecimiento sostenible en los diferentes sectores financieros de un país. Por tal motivo, esta investigación propone un estudio sobre el ajuste a la medición del riesgo de mercado mexicano donde se muestre, además de los factores económicos más representativos de la economía que han ocasionado la aparición de crisis financieras en el periodo de 2004 a 2009, tales como el precio de las acciones, la cantidad negociada (volumen) y las ganancias de capital ó rendimientos accionarios, otros factores no tan intrínsecos al mercado, como lo son: el tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano), el nivel de inflación y las tasas de interés (representada por la TIIE a 28 días).

El rendimiento accionario, es medido en términos de la diferencia resultante de los logaritmos de los precios históricos finales ó de cierre de las 18 acciones con mayor bursatilidad, que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, expresado como:  $(LN P_{T+1} - LN P_T)$ ; siendo  $LN P_{T+1}$ , el logaritmo natural del precio final y  $LN P_T$ , el logaritmo natural del precio inicial.

En la primera parte de este estudio, para la hipótesis nula se definió como variable dependiente el riesgo sistemático, y las independientes son la tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE a 28 días), el tipo de cambio (Peso mexicano vs. Dólar americano) y el rendimiento accionario (Diferencial en los precios).

En la segunda parte, para la hipótesis alternativa o de trabajo, se estudia y analiza la variable dependiente que es el riesgo de mercado, y las independientes ahora son la tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), el rendimiento del mercado (RA) y la tasa de rendimiento requerida ( $K_j$ ), que son las variables representativas que se usan en el modelo de fijación de precios de activos de capital (CAPM), frecuentemente utilizado en la economía financiera (Johnson, et al., 2005).

## **4.2 Metodología empleada**

Esta investigación propone el modelo de redes neuronales artificiales clasificadoras, como una herramienta innovadora de medición para clasificar y calificar de manera diferente el riesgo sistémico o de mercado.

La exploración es cuasi experimental, y por sugerencias de los asesores de tesis, fue necesario ampliar la expectativa de estudio para demostrar que el riesgo de mercado no solamente contempla en su medición el precio de las acciones, el volumen de cotización y la tasa libre de riesgo, sino que también hay características económico-financieras que un inversionista está dispuesto a considerar cuando decide entrar al mercado, ya sea como oferente o demandante, tomando como premisa principal la rentabilidad esperada que le puede generar la tenencia de los títulos valor (acciones) que desee negociar; de manera que, otro factor inherente en el proceso de negociación es el estudio de la beta, la cual mide la sensibilidad del movimiento del precio de una acción frente a variaciones en el mercado.

Por ende, se sabe que la medición del riesgo sistémico en México, se puede conocer a través de la beta del Índice de Precios y Cotizaciones, que muestra la evolución diaria del nivel general de precios de las acciones operadas en bolsa. La muestra del Índice está integrada por las 35 emisoras más representativas del sector accionario, mismas que se seleccionan bimestralmente de acuerdo al nivel de bursatilidad de los títulos operados, el cual toma en cuenta variables como: número de operaciones, importe negociado, días operados y razón entre el monto operado y el monto suscrito.

Luego entonces, el motivo por el cual se utilizarán redes neurales, es porque hasta ahora en el país la mayoría de los trabajos que existen sobre la medición del riesgo sistémico utilizan diseños convencionales que clasifican el riesgo de mercado tomando en cuenta la beta, como el indicador más importante de la sensibilidad del mercado, representado por el Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), y como referencia para llevar a cabo la calificación del mismo, incluyen las variables correlacionadas: volumen de cotización y precios accionarios.

Tal es el caso de los modelos de cálculo que se basan en estudios de análisis técnico o fundamental y, recientemente a través de fórmulas estadísticas paramétricas como el VaR (Valor en Riesgo), considerando como un método para cuantificar la exposición al riesgo de mercado, utilizando técnicas estadísticas tradicionales.

El Valor en Riesgo mide la pérdida que se podría sufrir en condiciones normales de mercado en un intervalo de tiempo y con un cierto nivel de probabilidad o de confianza. Es una medida estadística de riesgo utilizada frecuentemente por instituciones que desean medir los riesgos en portafolios de inversión (Jorion, 1999).

Sin embargo, es importante aclarar que hay algunos trabajos en lo referente al uso de redes neuronales artificiales en el análisis y estudio del riesgo de crédito, pero hasta el momento los únicos trabajos serios que utilizan la aplicación de sistemas de software de manera directa son el Neural Stock y el @Risk DecisionTools® Suite 5.5.

El Neural Stock es un programa elaborado por Infosel Financiero para determinar a calificación de las acciones en la compra y venta en el mercado bursátil, aunque no hay certeza (no se hace alusión al método en sí) de la aplicación del modelo utilizando las RNA.

El programa @Risk DecisionTools® Suite 5.5.1, elaborado por Palisade, incluye el NeuralTools que realiza predicciones en Microsoft Excel mediante el uso del sofisticado concepto de redes neuronales, actualizando automáticamente las predicciones cuando existen cambios en los datos de entrada, ahorrando tiempo y permitiendo un análisis más robusto.

Para clasificar datos con atributos que están altamente correlacionados, las Redes Neuronales Artificiales han mostrado mejores habilidades de predicción en la valoración de los activos financieros, así como todo tipo de decisiones sobre categorización de los riesgos basados en datos históricos. Este modelo clasificador, se desempeña mucho mejor que los estructurales tradicionales, como los mínimos cuadrados y los de volatilidad lineal tipo GARCH-Ms (Johnson et al., 2005).

Considerando que el propósito del trabajo de tesis doctoral es estudiar la clasificación y calificación del riesgo sistemático, utilizando un modelo de red neuronal artificial clasificadora, es conveniente que se comprenda qué es el riesgo, cómo se define, cuál es su clasificación y qué tipo de modelos de medición existen, para entender de manera clara y precisa la importancia de éste en la compra y venta de los títulos valor en la bolsa.

El riesgo de mercado, es el que se deriva de la fluctuación en el precio de un activo financiero, causado por las variaciones adversas en los factores de incertidumbre dados por el mismo: tasa de interés, tipo de cambio, precios de títulos valores (renta fija y variable), precio de mercancías ó materias primas, volatilidades y otras variables macroeconómicas.

Éste a su vez, se define como la pérdida que puede presentar un portafolio, un activo o un título en particular, originada por cambios y/o movimientos adversos en los factores de riesgo (entorno económico) que afectan su precio o valor final; lo

cual significa una disminución del patrimonio que puede afectar la viabilidad financiera de la entidad y la percepción que tiene el mercado sobre su estabilidad.

El riesgo sistemático se clasifica como: de precio, de volatilidad, de correlación y de liquidez (de fondeo y de mercado). En base a esta clasificación, existen diversos modelos para medirlo, éstos son:

- a) Las medidas de sensibilidad, tales como la Duración y las Sensibilidades: valor dólar de un punto base, conocido como DV01 por sus siglas en inglés y el valor precio de un punto base (PV01); y
- b) Los métodos de medición del VaR de Mercado, tales como el VaR Paramétrico, la Simulación Histórica y Simulación MonteCarlo (Banco de México, 2005).

Además de los modelos mencionados anteriormente, existen otros no lineales que sirven para medirlo, como herramientas de proyecciones futuras que han recogido numerosos avances registrados en otras disciplinas; así en el panorama de la predicción financiera actual, en el estudio del riesgo de mercado se ha ido incorporando el desarrollo asociado a las nuevas tecnologías de información, la comunicación (TICs), y el uso de métodos de pronóstico sofisticados, tales como:

- La utilización de sistemas inteligentes, capaces de autoajustar determinados parámetros cruciales en los diseños estadísticos, es lo que se conoce como data mining o minería de datos.
- El uso de herramientas de proyección, que han sido tomadas de la Inteligencia Artificial (IA), de los sistemas inteligentes de optimización y el empleo de técnicas predictivas basadas en desarrollos recientes de la regresión no paramétrica, de la que forman parte los modelos de Redes Neuronales Artificiales (RNA).

La regresión no paramétrica, es una herramienta de modelización que forma parte de la familia de los métodos de ajuste. El objetivo es modelar una variable dependiente "Y" en función de una o varias variables explicativas con el fin de poder prever sus valores, conociendo el peso de las variables explicativas, y los datos observados en el pasado (Cleveland, 1979).

A partir de los años noventa, tanto el análisis fundamental como el técnico han ido cediendo terreno a los métodos y técnicas de predicción señalados anteriormente. En este contexto, existe evidencia empírica sobre la eficacia para predecir la evolución de los precios de acciones, índices bursátiles, tipos de cambio, tipos de interés, entre otros. Hoy en día, se aplican en las actividades financieras, algunas herramientas matemáticas y estadísticas como: Algoritmos Genéticos, Redes Neuronales Artificiales, Modelos Multivariantes, Lógica Difusa, Teoría de Caos y Electromagnetismo (Espinosa, 2005).

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 continuar con esta línea de investigación en México, implementándola en el campo de las finanzas para la clasificación y calificación del riesgo de mercado.

Por lo anterior, es importante definir que: "Una red neuronal es un modelo matemático simplificado del sistema de procesamiento de información de un ser vivo, que está formada por un conjunto de unidades de procesamiento llamadas neuronas" (Haykin, 1999).

La red utilizada es una red clasificadora, la cual ante un conjunto de patrones de entrada, responde con una clasificación de las variables dadas o la información que presenten éstos, con arreglo a un conjunto finito de categorías (Hornik et al., 1989).

#### 4.2.1 Estado del arte de las redes neuronales artificiales

Las redes neurales tras un entrenamiento adecuado, han sido empleadas en el campo de las finanzas, para la toma de decisiones en los siguientes aspectos:

- Investigaciones para la automatización en la concesión de créditos.
- Valoración de riesgo de hipotecas.

- Gestión de proyectos y licitación de estrategias.
- Predicciones económicas.
- Detección de irregularidades en los movimientos de los precios de las acciones.
- Identificación de factores económicos explicativos (Deboeck, 1994).
- Asimismo, han sido sugeridas como herramientas valiosas para realizar predicciones sobre los rendimientos o la volatilidad de los mercados financieros, así como a la hora diseñar estrategias técnicas de contratación (Fernández, et al., 2001).

La posibilidad de diseñar cierto tipo de redes neuronales para el reconocimiento de irregularidades en series temporales de naturaleza altamente no lineal, posibilitan otro tipo de aplicaciones a las finanzas, todavía prácticamente casi inéditas en las bolsas de valores, empleando las redes para el diseño de reglas técnicas de medición. En este sentido, las redes presentan diversas limitaciones o desventajas:

1. En general, una red no debe ser usada para modelar relaciones lineales inherentes (Cruz, 2007).
2. No pueden proporcionar respuestas precisas y sólo indicaran ciertos rangos, por ejemplo, las redes clasificadoras no tienen la facilidad de explicar cómo se llega a determinada conclusión.
3. No pueden justificar sus respuestas y no tienen la facilidad para igualar el cómo y el por qué de los sistemas expertos programables, por lo que, las redes pueden considerarse como cajas negras.
4. Son muy sensibles a los datos con los que se les ha entrenado (Van Eyden, 1996).

Pese a ello, las Redes Neuronales Artificiales han demostrado tener las siguientes ventajas en el ámbito financiero:

1. Las redes aplicadas como modelos no paramétricos pueden incorporar fácilmente múltiples fuentes sin simplificar consideraciones relativas a la forma funcional de la relación entre las variables de salida y las predictivas. Se les considera como métodos estadísticos no lineales, que ofrecen ciertas ventajas sobre sus contrapartes paramétricas (Cruz, 2007).

2. Gran poder y flexibilidad para detectar relaciones no lineales complejas. Es decir, las RNA deben ser aplicadas cuando exista alguna evidencia de no linealidad en las relaciones entre las variables dependientes y explicativas.
3. Su empleo en las finanzas es cada día más frecuente, llegando a incidir en temas trascendentales como pueden ser los productos derivados, cuyas fórmulas de valoración son altamente no lineales incluso cuando están disponibles en expresión analítica.
4. Permiten abordar el complejo problema del desarrollo de estrategias dinámicas de cobertura (Hutchinson et al., 1994).

Desde el año 2000 en adelante, otros investigadores las utilizan en la obtención de pronósticos, como es el caso de Chile, representado por Parisi, et al. (2002, 2003) quienes estudiaron la capacidad de predicción en el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles CAC40, Hang Seng, KLSE, MMX, STI, Dow Jones Industry, S&P500, GDAX, Bovespa, Nikkei225 y FTSE100, obteniendo un nivel de predicción del 50%; independientemente de la significancia estadística de la capacidad predictiva, las redes usadas elevaron la rentabilidad o redujeron las pérdidas.

A partir de esa fecha, autores tales como Shah y Murtaza (2000) y Atiya (2001), las aplicaron para analizar las quiebras corporativas; también las RNA han sido eficaces en el análisis de los precios de activos. A su vez, Sánchez (2003), trabajó sobre la situación financiera de las instituciones bancarias españolas de 1990 al 2001, demostrando los beneficios obtenidos en la aplicación de las redes, para estimar las quiebras y predecir los rendimientos de las carteras de valores.

En España, Corredor y Santamaría (2004), realizan comparaciones diversas en la predicción de las opciones sobre el índice IBEX 35, validando la eficiencia del mercado de opciones español por medio de un test con respecto a la predicción de volatilidad. En todos estos modelos predictivos, hay que destacar el trabajo de los Doctores Zhang, Jiang y Li (2004), quienes en sus investigaciones diseñaron un modelo de RNA multicapa de propagación hacia atrás, proyectando las futuras tendencias en las actividades de compra y venta de valores para una adecuada toma de decisiones.

Asimismo, Lamothe y García (2004), trabajaron sobre un algorítmico matemático que explicó la volatilidad inherente de las opciones sobre el índice bursátil IBEX-35, concluyendo al igual que Qi (1999), que el modelo de Black Scholes no es eficiente totalmente y que las RNA crean algoritmos que permiten mejores pronósticos; también Hamid y Habib (2005), aplican esta herramienta en la valoración de opciones, concluyendo que este modelo es mucho mejor para predecir el precio de la opción así como su variabilidad.

Recientemente, en México Gómez y Mendoza (2009), realizaron un trabajo de exploración sobre las: Herramientas para el Pronóstico de la Calificación Crediticia de las Finanzas Públicas Estatales en México: Redes Neuronales Artificiales, Modelo PROBIT Ordenado y Análisis Discriminante, obteniendo el segundo lugar en la categoría de Investigación del Premio Nacional de Mercados Financieros, organizado por la BMV.

Como se puede observar, la mayoría de los estudios de Redes Neuronales Artificiales en las finanzas, han aplicado redes optimizadoras de aprendizaje, pero pocos usan las redes clasificadoras de reconocimiento de patrones que también aprenden.

Dado que, en los mercados la variabilidad en los precios de los instrumentos bursátiles genera el denominado riesgo sistémico, para aminorarlo se utiliza la diversificación de las inversiones con el uso de portafolios de inversión, midiendo a través de la beta la covarianza del precio de una acción con respecto a la totalidad del mercado accionario para conocer el grado de riesgo.

Entonces, el inversionista casi de manera inmediata puede conocer si el activo o título valor es más riesgoso que el mercado o no, por tanto, la utilización de un modelo de red neuronal clasificadora, sería factible y adecuado para tal efecto, complementando el ajuste de la medición del riesgo sistemático con una adecuada escala de categorización y calificación, tomando en cuenta los criterios que subrayan las Entidades Calificadoras de Riesgo.

La calificación de la incertidumbre sistémica y la emisión del juicio sobre la misma, se realiza trimestralmente en el país, por las entidades calificadoras oficiales del

riesgo de mercado (ECR's), dentro de las que se encuentran principalmente el Standard and Poor's (S&P), Fitch, y Moody's de México.

#### 4.2.2 Componentes básicos de la neurona

Una neurona está compuesta básicamente por los siguientes elementos:

1. Conjunto de  $n$  entradas,  $u_i$ ,  $i=1,2,...,n$  que suministran información del entorno. Estos datos pueden ser externos, o bien, pertenecer a las salidas de otras neuronas.
2. Conjunto de sinapsis, caracterizadas cada una por tener un peso propio  $w_{ji}$ . El peso  $w_{ji}$  está asociado a la sinapsis que conecta la  $i$ -ésima neurona unidad con la  $j$ -ésima neurona.
3. Adicionalmente una red puede poseer un umbral,  $b_i$ , que tiene el efecto de incrementar o disminuir la entrada de la neurona. Comúnmente, los umbrales se consideran un peso más de la red, por lo cual no se hacen distinciones con respecto a los otros pesos sinápticos.
4. Un sumador que integra las entradas ponderadas con respectivos pesos y umbrales.
5. Una función de activación  $f(x)$ , que limita la amplitud de la salida de la neurona (Haykin, 1999).

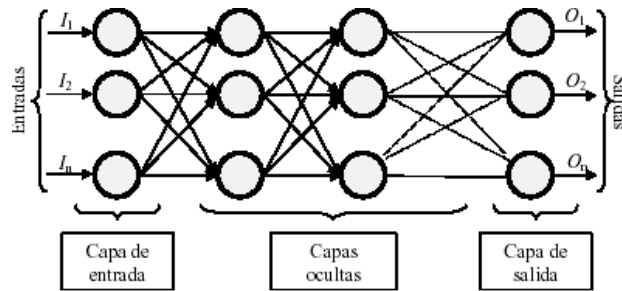
#### 4.2.3 Componentes básicos para el funcionamiento de una red neuronal artificial

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

1. Elementos de procesamiento: Neuronas.
2. Regla de activación de los elementos.
3. Topología de interacción entre los elementos de procesamiento.
4. Regla de propagación a través de las conexiones.
5. Regla de aprendizaje.
6. Medio ambiente en el que el sistema opera (Gómez y Mendoza, 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 en la Figura 4.1:

Figura 4.1  
Esquema de la Red Neuronal Artificial de Perceptrón Multicapa.



Fuente: Del Carpio Gallegos, Javier (2005).  
Las redes neuronales artificiales en las finanzas.  
Industrial Data, año/vol. 8, número 002.

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.
- 1 Se usa el perceptrón multicapa, y como función de aprendizaje la retropropagación.
- 2 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.

#### 4.2.4 Estructura de la red neuronal artificial implementada

El objetivo principal de este trabajo es mostrar los resultados de los conjuntos de entrenamiento y de prueba de la red en la fase experimental, que contó con dos etapas de simulación. Sin embargo, para efectos de este estudio, se comentará brevemente lo realizado en la primera etapa y, posteriormente se mostrarán los resultados obtenidos en la segunda etapa de simulación, con la cual se logró un porcentaje de clasificación superior al 70% adecuado para este tipo de investigación (Gómez, et al 2009).

En la primera etapa de la simulación, para aprobar o rechazar la hipótesis nula se utilizaron como variables de entrada de la red: la tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), el tipo de cambio (peso mexicano vs. dólar americano) y los rendimientos accionarios (diferencial del precio de las acciones) en forma mensual, mostrando que los resultados obtenidos alcanzaron un porcentaje de clasificación inferior al 45%; por lo que, al obtener un puntaje tan bajo se rechazó la hipótesis nula y se aceptó la hipótesis alterna.

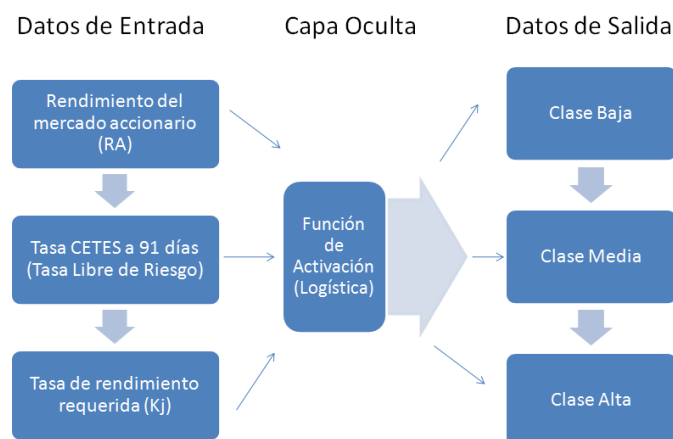
Dado lo anterior, se decidió en la segunda etapa de la simulación aprobar la hipótesis alternativa o de trabajo, utilizando como variables de entrada: el rendimiento de mercado (rendimiento accionario), la tasa Cetes (a 91 días), tomada como la tasa libre de riesgo y la tasa de rendimiento requerida para cada empresa ( $K_j$ ), para proponer una clasificación del riesgo y poder otorgarle una escala de calificación de bajo, medio y alto; con diferentes parámetros cuantitativos, comparando los resultados con la beta del Índice de Precios y Cotizaciones, como indicador representativo del riesgo de mercado accionario mexicano. Con los resultados obtenidos en esta fase, se obtuvo un puntaje mayor al 70%, y se aceptó la hipótesis alternativa.

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

La estructura de la red neuronal implementada en la segunda etapa de la simulación, 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 4.2:

Figura 4.2  
Estructura de la RNA implementada, en la segunda etapa de la simulación.



Fuente: Elaboración propia.

#### 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 correspondientes 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

Obteniendo como resultado 128 observaciones de la clase baja, 129 de la clase media y 127 de la clase alta.

Los intervalos fueron ajustados experimentalmente de tal forma que el número de observaciones de cada clase quedaran balanceadas. De otra forma el porcentaje de predicción podría verse afectado al tener una clase dominante.

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:

- Rendimiento accionario de las compañías tomadas como muestra (RA)
- Tasa de Cetes a 91 días, tomada como la Tasa Libre de Riesgo (CETES)
- Tasa de rendimiento requerida por el inversionista para cada empresa ( $K_j$ )

La  $K_j$  fue calculada empleando la fórmula del Modelo de Valuación de Activos de Capital, por sus siglas en inglés CAPM: Capital Assets Pricing Model (Moyer, et al., 2005):

$$K_j = \hat{r}_f + \beta(\hat{r}_m - \hat{r}_f) \quad (1)$$

donde:

$K_j$  es la tasa de rendimiento requerida por los inversionistas

$\hat{r}_f$  es la tasa CETES a 91 días

$\widehat{r}_m$  es el rendimiento esperado del mercado (rendimiento accionario)

$\beta$  es la beta de cada acción

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.

- 1) 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.
- 2) 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: 384

Casos dentro de la muestra: 307 (80%)

Casos fuera de la muestra: 77 (20%)

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 sigmoidales 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 retropropagación de gradiente conjugado escalado descrito en Moller (1993).

La red de tres capas (una de entrada, una oculta y una de salida) es la más comúnmente empleada en la literatura debido a que en el trabajo de Cybenko (1989) y Hornik (1991) se establece que toda función continua acotada puede ser aproximada con un error ínfimo por una red de sólo una capa oculta con una función de activación de tipo sigmoideal. El postulado anterior es conocido como teorema de aproximación universal.

El algoritmo de retropropagación de gradiente conjugado escalado fue elegido debido a la rápida convergencia hacia una solución ya que tiene una complejidad computacional menor. Moller (1993), demostró que su algoritmo es más eficiente que el algoritmo de retropropagación estándar usado comúnmente con redes neuronales, además de que muestra una convergencia superlineal en la mayoría de los problemas.

El algoritmo de retropropagación de gradiente conjugado escalado se muestra a continuación:

1. Se eligen un vector de pesos  $w_l$  y escalares  $\sigma > 0$ ,  $\lambda_1 > 0$  y  $\bar{\lambda}_1 = 0$  (3)

Se establece  $p = r_1 = -E'(w_l)$ ,  $k = 1$  y  $success = true$  (4)

2. Si  $success = true$  entonces se calcula la segunda derivada:

$$\sigma_k = \frac{\sigma}{|p_k|} \quad (5)$$

$$s_k = \frac{E'(w_k + \sigma_k p_k) - E'(w_k)}{|\sigma_k|} \quad (6)$$

$$\delta_k = p_k^T s_k \quad (7)$$

3. Se escala  $s_k$ :

$$s_k = s_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_k)p_k \quad (8)$$

$$\delta_k = \delta_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_k)|p_k|^2 \quad (9)$$

4. Si  $\delta_k \leq 0$  entonces hacer la matriz Hessiana definida positiva:

$$s_k = s_k + (\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|p_k|})p_k \quad (10)$$

$$\bar{\lambda}_k = 2(\lambda_k - \frac{\delta_k}{|p_k|^2}) \quad (11)$$

$$\delta_k = -\delta_k + \lambda_k |p_k|^2 \quad (12)$$

$$\lambda_k = \bar{\lambda}_k \quad (13)$$

5. Se calcula el tamaño del paso:

$$\mu_k = p_k^T r_k \quad (14)$$

$$\alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k} \quad (15)$$

6. Se calcula el parámetro de comparación:

$$\Delta_k = \frac{2\delta_k[E(w_k) - E(w_k + \alpha_k p_k)]}{\mu_k^2} \quad (16)$$

7. Si  $\Delta_k \geq 0$  entonces una reducción del error puede ser hecha:

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k p_k \quad (17)$$

$$r_{k+1} = -E'(w_{k+1}) \quad (18)$$

$$\bar{\lambda}_k = 0 \quad (19)$$

$$success = true \quad (20)$$

8. Si  $k \bmod N = 0$  entonces reinicia el algoritmo:

$$p_{k+1} = r_{k+1} \quad (21)$$

de lo contrario se crea una nueva dirección del conjugado:

$$\beta_k = \frac{|r_{k+1}|^2 - r_{k+1}r_k}{\mu_k} \quad (22)$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k p_k \quad (23)$$

9. Si  $\Delta_k \geq 0.75$  entonces se reduce el parámetro de escalamiento:

$$\lambda_k = \frac{1}{2} \lambda_k \quad (24)$$

de lo contrario no es posible reducir el error:

$$\bar{\lambda}_k = \lambda_k \quad (25)$$

$$success = false \quad (26)$$

10. Si  $\Delta_k < 0.25$  entonces se incrementa el parámetro de escalamiento:

$$\lambda_k = 4\lambda_k \quad (27)$$

11. Si la dirección del descenso de gradiente  $r_k \neq 0$  entonces se establece

$$k = k + 1 \text{ e ir a 2} \quad (28)$$

12. De lo contrario terminar y regresar  $w_{k+1}$  como el mínimo deseado donde:

$p_k$  es un subconjunto de un sistema conjugado

$E(.)$  es una función de error global (MSE).

$E'(.)$  es la primera derivada de la función de error  $E(.)$

Se realizaron múltiples experimentos para determinar el número de neuronas de la capa oculta. 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 20 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) (29)

Los promedios de error MSE (sobre los 20 experimentos) para cada red neuronal del conjunto de entrenamiento se muestran en la Tabla 4 1:

La red que obtuvo el menor error durante el entrenamiento fue la red neuronal de 18 nodos en la capa oculta, con un 80% (307 observaciones) del total de las observaciones empleadas. La Tabla 4.2 representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de esa red sobre el conjunto de entrenamiento.

La determinación de los nodos es realizada experimentalmente. Se prueban diferentes números de nodos en la capa oculta con el fin de determinar cuál es la mejor configuración para el problema en cuestión. Debe tenerse en cuenta, que si el número de nodos es muy alto se corre el riesgo de sobreajustar la red a los datos dados perdiendo generalización. La generalización se refiere a la capacidad de la red de poder predecir una clase dado un valor que no forma parte de la muestra de entrenamiento (Haykin, 1999).

Tabla 4.1 Promedios de error [MSE] del conjunto de entrenamiento de las redes neuronales. El promedio de error (MSE) deseado es cero, mientras que el error máximo es 1.

| Nodos Capa Oculta | Tamaño Conjunto de Entrenamiento | Promedio de Error (MSE) | 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          |
| 18                | 70%                              | 0.28438662              | 0.23667046          |
|                   | 75%                              | 0.26059028              | 0.24986608          |
|                   | <b>80%</b>                       | <b>0.23664495</b>       | <b>0.24777822</b>   |
|                   | 85%                              | 0.23788344              | 0.24861102          |
| 19                | 70%                              | 0.48977695              | 0.2306687           |
|                   | 75%                              | 0.45104167              | 0.23009833          |
|                   | 80%                              | 0.45114007              | 0.23843448          |
|                   | 85%                              | 0.45122699              | 0.24103853          |
| 20                | 70%                              | 0.41914498              | 0.2125922           |
|                   | 75%                              | 0.41979167              | 0.21377697          |
|                   | 80%                              | 0.40977199              | 0.21765345          |
|                   | 85%                              | 0.4101227               | 0.2191977           |

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.2  
Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.

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

Fuente: Elaboración propia.

El error de cada experimento es determinado mediante el error cuadrático medio ó mean squared error (MSE, por sus siglas en inglés). El MSE es una medida de desempeño empleada comúnmente al evaluar la eficacia de clasificación de una red neuronal. Mide la eficacia de la red de acuerdo a la media de los errores cuadrados. El error es obtenido mediante la siguiente fórmula: (30)

$$e = x - \hat{x}$$

donde:

$x$  es el valor conocido, en este caso la clasificación dada a priori de la observación durante el etiquetamiento.

$\hat{x}$  es el valor dado por la red, la clasificación a la que la red cree pertenece la observación.

Entonces MSE se define matemáticamente como: (31)

$$MSE = \sum_{i=1}^n (e_i)^2$$

donde:

$n$  es el número de observaciones total clasificadas en la muestra (conjunto de prueba o de entrenamiento o ambos).

En la Tabla 4.3, 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 4.3  
Promedios de error con el conjunto de prueba.

| No. Experimento                      | Error (MSE)        |
|--------------------------------------|--------------------|
| 1                                    | 0.01298701         |
| 2                                    | 0.44155844         |
| 3                                    | 0.07792208         |
| 4                                    | 0.09090909         |
| 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 (MSE)              | <b>0.255194805</b> |
| Desviación Estándar del Error (MSE): | <b>0.25779384</b>  |

Fuente: Elaboración propia.

La red con la configuración antes mencionada (cada red representa un experimento de los 20 realizados) fue empleada para la clasificación del conjunto de prueba, obteniendo un promedio de error sobre los 20 experimentos de 25.52% con una desviación estándar promedio de 25.78.

NOTA: El promedio de error es la suma de los 20 MSE (uno por cada experimento), la desviación es con respecto al promedio. El promedio de error (MSE) es lo mismo que la media.

Por último, la Tabla 4.4 representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de la red de 18 nodos, sobre el conjunto de prueba.

Tabla 4.4  
Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de prueba

|                  |              | Matriz de confusión |                  |                  |                  |
|------------------|--------------|---------------------|------------------|------------------|------------------|
| Salida de la red | Riesgo Bajo  | 20<br>25.97%        | 3<br>3.9%        | 0<br>0%          | 86.96%<br>13.04% |
|                  | Riesgo Medio | 4<br>5.19%          | 17<br>22.08%     | 5<br>6.49%       | 65.38%<br>34.62% |
|                  | Riesgo Alto  | 4<br>5.19%          | 4<br>5.19%       | 20<br>25.97%     | 71.43%<br>28.57% |
|                  |              | 71.43%<br>28.57%    | 70.83%<br>29.17% | 80.00%<br>20.00% | 74.02%<br>25.98% |
|                  |              | Riesgo Bajo         | Riesgo Medio     | Riesgo Alto      |                  |
| Clase objetivo   |              |                     |                  |                  |                  |

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 está definida como:

$$y_i = f(\sum_{i=1}^n w_{ji}u_i + b_j) \quad (32)$$

Obteniendo como resultados globales de clasificación, en las fases de entrenamiento y prueba los siguientes:

- Número de ejemplos clase 3 (riesgo bajo): 128 (beta menor a 0.70)
- Número de ejemplos clase 2 (riesgo medio): 129 (beta de 0.70 y menor o igual a una beta de 1.14)
- Número de ejemplos clase 1 (riesgo alto): 127 (beta mayor a 1.14)

### 4.3 Análisis e interpretación de los datos

La base de datos ya depurada para la segunda fase de la simulación, cuenta con 384 observaciones correspondientes a las 16 acciones de las empresas más activas o volátiles que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores en periodos trimestrales entre los años de 2004 a 2009. El diseño de la investigación es experimental, ya que se fundamenta en un enfoque cuantitativo, y se centra en la validez de los datos para el cálculo y la medición del riesgo de mercado aplicando una RNA clasificadora.

El conjunto de datos empleados para la calificación y clasificación del riesgo de mercado, corresponden a la valuación trimestral de las variables de entrada, y cada conjunto consta de 4 ejemplos por cada empresa en un periodo de 6 años. El total de observaciones disponibles utilizadas en la segunda fase de la simulación, fue de 384 ejemplos correspondientes a 16 empresas. Cada ejemplo consta de las siguientes variables: rendimiento accionario (RA), tasa de Cetes a 91 días (CETES) tomada como la tasa libre de riesgo y la tasa de rendimiento requerida para cada empresa ( $K_j$ ).

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.

El mejor resultado de las simulaciones efectuadas en el subconjunto de entrenamiento de los casos (suma diagonal de la matriz de confusión), señala una efectividad de clasificación para el conjunto dentro de la muestra de 76.22% de ejemplos correctamente clasificados. Mientras que, para las clases objetivo, se obtuvieron los siguientes porcentajes de ejemplos correctamente clasificados: 28.99% de riesgo bajo, 22.15% de riesgo medio y 25.08% de riesgo alto, tal como se observa en la matriz de confusión de la Tabla 4.4.

El mejor resultado de las simulaciones efectuadas en el subconjunto de prueba de los casos (suma diagonal de la matriz de confusión), señala una efectividad de clasificación para el conjunto fuera de la muestra de 74.02% de ejemplos correctamente clasificados. Mientras que, para las clases objetivo, se obtuvieron los siguientes porcentajes de ejemplos correctamente clasificados: 25.97% de riesgo bajo, 22.08% de riesgo medio y 25.97% de riesgo alto, tal como se observa en la matriz de confusión de la Tabla 4.4.

#### 4.3.1 Interpretación de la salida de la red para el conjunto de entrenamiento

Resultados de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento:

- a) La red clasificó 103 ejemplos como riesgo bajo, que representan aproximadamente el 33.5% del total de observaciones del conjunto de

entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 86.41% de clasificación correcta.

- b) La red clasificó 103 ejemplos como riesgo medio que representan aproximadamente el 33.5% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 66.02% de clasificación correcta.
- c) La red clasificó 101 ejemplos como riesgo alto, que representan aproximadamente el 33.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 76.24% de clasificación correcta.

Interpretación de la clase objetivo, de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento:

- a) La clase objetivo del riesgo de mercado clasificó 120 ejemplos como bajos, que representan aproximadamente el 39.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 74.17% de clasificación correcta.
- b) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 92 ejemplos como medios, que representan aproximadamente el 30.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 73.91% de clasificación correcta.
- c) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 95 ejemplos como altos, que representan aproximadamente el 31.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 80% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 81.05% de clasificación correcta.

#### 4.3.2 Interpretación de la salida de la red para el conjunto de prueba

Resultados de la matriz de confusión para el conjunto de prueba:

- a) La red clasificó 23 ejemplos como riesgo bajo, que representan aproximadamente el 30.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 86.96% de clasificación correcta.

- b) La red clasificó 26 ejemplos como riesgo medio, que representan aproximadamente el 34.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 65.38% de clasificación correcta.
- c) La red clasificó 28 ejemplos como riesgo alto, que representan aproximadamente el 36.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniendo el 71.43% de clasificación correcta.

Interpretación de la clase objetivo, de la matriz de confusión para el conjunto de prueba:

- a) La clase objetivo del riesgo de mercado clasificó 28 ejemplos como bajos, que representan aproximadamente el 36.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 71.43% de clasificación correcta.
- b) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 24 ejemplos como medios, que representan aproximadamente el 31.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 70.83% de clasificación correcta.
- c) La clase objetivo del riesgo de mercado, clasificó 25 ejemplos como altos, que representan aproximadamente el 33.0% del total de observaciones del conjunto de entrenamiento, tomando en cuenta el 20% de los datos dentro de la muestra, obteniéndose el 80.00% de clasificación correcta.

#### **4.4 Originalidad e impacto del trabajo de investigación**

El resultado de esta investigación propone un ajuste a la medición del riesgo de mercado mexicano, con el propósito de obtener información más objetiva para los inversionistas, acreedores, accionistas y demás organismos económicos y financieros que requieran de un índice más eficiente, que les permita una adecuada toma de decisiones.

La contribución original consiste en que no hay antecedentes sobre trabajos o investigaciones en la medición del riesgo de mercado en México, aplicándose un

modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora para incentivar la búsqueda de nuevos modelos en su calificación; solo algunos estudios se han enfocado a la medición de la rentabilidad de los activos y la solvencia empresarial.

En lo referente a este tema, no se ha realizado ningún trabajo formal hasta el momento, por lo que esta tesis, es una contribución original sobre la apertura de una nueva línea de investigación económica y financiera, con un método inédito para el ajuste de la medición del riesgo en el mercado bursátil nacional. El impacto social esperado de este trabajo tiene como objetivos lo siguiente:

- 1) Fomentar la investigación en el desarrollo y la formación de nuevos profesionales de la economía, estableciendo innovadoras estrategias financieras que promuevan mayores conocimientos acerca de las finanzas, conceptualizándolas más desde una perspectiva creativa, aportando y fundamentando el pensamiento científico.
- 2) Introducir y desarrollar en México una visión diferente en la medición tradicional del riesgo de mercado, incentivando la utilización de redes neuronales artificiales dentro del ámbito de las finanzas, al promover el descubrimiento de nuevas líneas de investigación para los estudiantes de posgrado.
- 3) El impulso y apoyo a la investigación financiera, ya que al utilizar las redes neuronales como herramientas de clasificación del riesgo de mercado, los agentes económicos podrán contar con otra alternativa que les oriente en el análisis de sus inversiones y la estructura de su capital para maximizar sus rendimientos, logrando una mejor toma de decisiones.
- 4) Por lo tanto, la originalidad del trabajo no está centrada únicamente en la medición del riesgo de mercado mexicano en sí, ya que también se enfoca en la aplicación de un modelo de red clasificadora para ajustar su medición, clasificándolo en escalas de bajo, medio y alto, tomando en cuenta los criterios de calificación que emiten las principales ECR's en el país. Este será el siguiente objetivo a alcanzar dentro del proceso exploratorio de la investigación.

## 4.5 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.
- De conformidad con los resultados obtenidos en la segunda fase de la simulación, las variables  $K_j$ , CETES y RA contribuyen a la clasificación del riesgo de mercado en gran medida; en comparación con las otras variables utilizadas en la primera etapa de la simulación efectuada con anterioridad, tales como: Tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), Tipo de cambio (TC), y Rendimiento Accionario (RA).
- De acuerdo con la revisión de la literatura realizada hasta el momento, cuando una red alcanza un nivel de clasificación del 70% o más en las fases de entrenamiento y de prueba, ya se consideraría oportunamente viable o aceptable para efectos de este tipo de investigación (Gómez, et al., 2009). No obstante, se recomienda probar otras variables que pudieran ayudar a aumentar el porcentaje de aciertos, si se cree factible y pertinente, conforme a las consideraciones que para tal efecto se recaben de las opiniones de expertos en el área.
- Finalmente, es conveniente enfatizar que, con el nivel de categorización del riesgo de mercado obtenido hasta el momento se ha probado la hipótesis alternativa. Sin embargo, la comparación de los resultados de clasificación de este estudio con los que emiten las Entidades Calificadoras de Riesgo, se dará continuidad a este proyecto de investigación como parte final del proceso exploratorio sobre el ajuste de la calificación del riesgo sistemático de las principales empresas que cotizan en el mercado bursátil mexicano.

## **CAPITULO 5**

### **COMPARATIVO DE LOS RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN DEL RIESGO DE MERCADO RESULTANTES DE LA RED NEURONAL CON LOS DE LAS PRINCIPALES ENTIDADES CALIFICADORAS DE RIESGO EN MÉXICO**

#### **5.1. Introducción**

Todas las calificadoras de riesgo en el mundo tienen una serie de indicadores o notas que definen, el sistema de escalas para la medición de diferentes tipos de riesgo, pero sobre todo del riesgo crediticio, dentro del cual está implícito el riesgo de mercado de las empresas que cotizan en los diferentes mercados del mundo. Por tanto, es conveniente recordar ¿Qué es una calificadora de riesgo y cuál es su función en el mercado?, tal como se describió en el Capítulo 2: Marco Teórico de la tesis doctoral.

Una calificadora de riesgo “es una sociedad cuyo objeto social exclusivo es la calificación de valores o riesgos relacionados con la actividad financiera, aseguradora, bursátil y cualquier otra relativa al manejo, aprovechamiento e inversión de recursos captados del público. Una calificadora de riesgo es un agente que propende por la profundización y madurez del mercado de capitales a través calificaciones objetivas e independientes, incorporando metodologías de prácticas que promueven entre emisores e inversionistas altos estándares de transparencia y de gobierno corporativo” (Moody’s, 2010).

Por tanto, este capítulo abordará la comparación de la medición del riesgo de mercado de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, considerando una escala generalizada. Por tal motivo, se tomaron en cuenta las escalas de notación que utiliza Standard & Poors, puesto que la mayoría de las empresas mexicanas, están siendo calificadas por esta institución y para el caso de las emisoras que consideramos en la investigación, tampoco son la excepción.

En términos generales una calificación es una opinión profesional, especializada e independiente, que expresa una entidad especializada y autorizada por los mercados bursátiles, sobre la capacidad y condiciones de una emisora para cumplir

con sus obligaciones y emisiones, analizando las características de estos créditos e inversiones de capital que garantizan o respaldan estos instrumentos (S&P, 2009).

El 75% de las empresas tomadas como objeto de estudio en la presente investigación, fueron calificadas por Standard & Poors de México, y de acuerdo a esta entidad se consultaron las calificaciones emitidas al primer trimestre del 2010, que obtuvieron las 16 empresas más bursátiles de la BMV, tomando como fecha de corte Diciembre de 2009, considerando una escala de calificación de manera generalizada y de común acuerdo son los criterios del Anexo 2 que muestra el mapeo de calificaciones y grados de riesgo para esquemas de bursatilización e inversión a largo plazo de las escalas globales y locales que utilizan las principales Entidades Calificadoras de Riesgo en México: Standard & Poors, Fitch y Moody´s, para efectuar el comparativo y así ajustar la medición del riesgo de las emisoras seleccionadas.

A continuación se presenta la relación de los datos o letras y el significado de calificación que utilizan estas instituciones cuando emiten su opinión, toda vez que estas calificaciones son solicitadas por las empresas interesadas o por los organismos que exigen un control sobre la capacidad de pago o sobre las condiciones financieras de emisión. Otro factor importante a considerar, es la calidad de la emisión o del crédito y el sistema monetario en cada país, y si la calificación se emite a corto y largo plazo de acuerdo a ciertos requerimientos.

Las calificaciones que emite la S&P y que se tomaron como marco de referencia para establecer el comparativo, se dividen de acuerdo a la Tabla 5.1.

Para realizar una adecuada calificación del riesgo de mercado, es importante recalcar en este capítulo los rangos de clasificación que se utilizaron en la segunda parte del trabajo operativo, (ver capítulos 3 y 4), donde se realizó el etiquetamiento de las clases usando la beta histórica de cada una de las empresas, tomadas como objeto de estudio.

Tabla 5.1  
Resumen general de las calificaciones de Standard & Poor's.

| Resumen general de las opiniones que reflejan las calificaciones de Standard & Poor's                                                                                          |        |                                                                                                                                                             |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <br>Grado de inversión                                                                        | 'AAA'  | Capacidad extremadamente fuerte de cumplir con sus obligaciones financieras. La calificación más alta                                                       |
|                                                                                                                                                                                | 'AA'   | Capacidad muy fuerte de cumplir con sus obligaciones financieras                                                                                            |
|                                                                                                                                                                                | 'A'    | Capacidad fuerte de cumplir con sus obligaciones financieras, pero algo susceptible a condiciones económicas adversas y a cambios en las circunstancias     |
|                                                                                                                                                                                | 'BBB'  | Capacidad adecuada para cumplir con sus obligaciones financieras, pero más sujeto a condiciones económicas adversas                                         |
|                                                                                                                                                                                | 'BBB-' | Considerada la calificación menor dentro del grado de inversión por los participantes del mercado                                                           |
| <br>Grado especulativo                                                                      | 'BB+'  | Considerada la calificación más alta en el área de grado especulativo por los participantes del mercado                                                     |
|                                                                                                                                                                                | 'BB'   | Menos vulnerable en el corto plazo pero enfrenta una gran incertidumbre ante condiciones económicas, financieras y del negocio que sean adversas            |
|                                                                                                                                                                                | 'B'    | Más vulnerable a condiciones económicas, financieras y del negocio adversas, pero actualmente tiene capacidad para cumplir con sus obligaciones financieras |
|                                                                                                                                                                                | 'CCC'  | Actualmente vulnerable y dependiente de condiciones económicas, financieras y del negocio favorables, para cumplir con sus obligaciones financieras         |
|                                                                                                                                                                                | 'CC'   | Actualmente altamente vulnerable                                                                                                                            |
|                                                                                                                                                                                | 'C'    | Se ha presentado una petición de bancarrota o acción similar, pero continúa realizando los pagos de obligaciones financieras                                |
|                                                                                                                                                                                | 'D'    | Incumplimiento de pago de obligaciones financieras                                                                                                          |
| Las calificaciones de 'AA' a 'CCC' pueden modificarse con un signo más (+) o menos (-) para mostrar la posición relativa dentro de las principales categorías de calificación. |        |                                                                                                                                                             |

Fuente: Standard and Poor's, (2009).

Guía sobre aspectos fundamentales de las calificaciones crediticias, pág. 12.

El intervalo de cada una de las etiquetas representa las clases de riesgo consideradas para que la red neuronal llevara a cabo la clasificación de riesgo en forma balanceada, de acuerdo a los parámetros mostrados en la Tabla 5.2:

Tabla 5.2  
Parámetros utilizados para que la RNA realizara la  
clasificación de riesgo de mercado.

| <b>Etiqueta de la clase</b> | <b>Categorización de las clases objetivo</b> | <b>Intervalo utilizado con betas históricas</b>             |
|-----------------------------|----------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|
| Clase 3                     | Riesgo bajo                                  | Menor a una beta de 0.70                                    |
| Clase 2                     | Riesgo medio                                 | Mayor a una beta de 0.70 y menor o igual a una beta de 1.14 |
| Clase 1                     | Riesgo alto                                  | Mayor a una beta de 1.14                                    |

Fuente: Elaboración propia.

Recuérdese que, la clasificación resultante de la red neural, se obtiene considerando como variable dependiente al riesgo sistemático y de las tres variables independientes que alimentaron a la red en la segunda parte del trabajo operativo: tasa de rendimiento requerida (Kj), tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días) y rendimientos accionarios (RA).

Es importante recalcar que, la categorización de las clases objetivo que se establecieron para que la red clasificara al riesgo de mercado, fue tomando en cuenta, solamente variables de carácter cuantitativo, por lo que, al realizar la comparación de los resultados de clasificación de la red, con los de las entidades calificadoras, no se consideran los aspectos cualitativos que también inciden en el mercado de las acciones, debido a que los datos de las variables de entrada son numéricos, por lo que se asume cierto grado de sesgo en la comparación.

Esta situación es conveniente comentarla, porque a pesar de que la calificación de riesgo de mercado, es realizada por agencias calificadoras de gran prestigio como la S&P, Fitch y Moody's en la escala de calificación que utilizan, no se puede apreciar en forma significativa una distinción o separación que defina perfectamente las escalas de calificación del tipo de riesgo que midieron y calificaron; porque, dependiendo de las características inherentes al título valor de que se trate, se mide y califica el riesgo financiero, de crédito y por ende el riesgo de mercado, con variables cualitativas y cuantitativas.

Por ejemplo, la evaluación de riesgo crediticio se fundamenta en una opinión basada en análisis cualitativos y cuantitativos que cambian de acuerdo con el entorno económico de cada industria o sector en particular, y dentro de éstos, cada tipo de calificación varía de acuerdo con la naturaleza de la emisión, la

empresa que la emite, su desempeño financiero y su cultura empresarial, entre otros.

Por tanto, se afirma que la medición de la calificación no es homogénea, ya que, depende de factores macro y microeconómicos, es decir, internos y externos a la entidad que se le otorga una calificación. Por esta razón se mencionó en el marco teórico que la calificación es una apreciación subjetiva porque se otorga desde el punto de la calificadora que la emite.

Ahora bien, la información alimentada en las capas de entrada de la Red Neuronal Artificial (RNA) clasificadora feedforward (alimentada hacia adelante) utilizada en la segunda etapa de la investigación, dio como resultado la medición y clasificación del riesgo sistemático en niveles, calculado con las variables económicas referidas en periodos de alta volatilidad del mercado financiero mexicano (BMV), tales como: la tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), tasa de rendimiento esperada (Kj) y el rendimiento del mercado accionario (RA).

La interpretación y análisis de la información de salida de la red, clasificó 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 (Tabla 5.3).

Para ilustrar cómo se determinó la clasificación y las escalas de riesgo de la RNA para compararlas con los resultados de las ECR, se tomó en cuenta el mapeo de calificaciones que la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), para verificar las escalas de calificación del grado de inversión (Ver Anexo 2), que publicó la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) en el Diario Oficial de la Federación el viernes 09 de Abril del 2010: "Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito" (DOF, 2010).

Una vez que se han tomado las clasificaciones y calificaciones del grado de riesgo de las instituciones autorizadas en México para calificar el riesgo de crédito, el cual contiene implícito el riesgo de mercado, se continuó con la elaboración de un cuadro resumen sobre los resultados obtenidos, en la fase de prueba del proceso de simulación de la Red Neuronal Artificial que muestra la categorización de las etiquetas o valores de salida de la RNA en la segunda etapa de simulación.

Tabla 5.3

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.

| <b>NOMBRE DE LA EMISORA Y CLAVE DE PIZARRA O COTIZACIÓN</b>     | <b>STANDARD &amp; POOR ´S</b> | <b>FITCH</b>   | <b>MOODYS</b> | <b>ETIQUETAS DE SALIDA DE LA RNA</b> |
|-----------------------------------------------------------------|-------------------------------|----------------|---------------|--------------------------------------|
| AMERICA MOVIL-L<br>( <b>AMXL.MX</b> )                           | mxAAA/estable/mxA-1+          | AAA            | Aaa.mx        | ALTO                                 |
| CEMEX-CPO<br>( <b>CEMEXCPO.MX</b> )                             | mxBB+/positiva/mxB            | BB             |               | ALTO                                 |
| TELMEX-L<br>( <b>TELMEXL.MX</b> )                               | mxAAA/estable/mxA-1+          | AAA            | Aaa.mx        | MEDIO                                |
| GRUPO MÉXICO-B<br>( <b>GMEXICOB.MX</b> )                        | BBB-/estable/--               |                |               | ALTO                                 |
| WAL-MART-V<br>( <b>WALMEXV.MX</b> )                             |                               | 1+AAA/estable/ |               | ALTO                                 |
| EMPRESAS ICA<br>( <b>ICA.MX</b> )                               | mxBBB+/estable/--             |                |               | ALTO                                 |
| GRUPO TELEVISA-CPO<br>( <b>TLEVISACPO.MX</b> )                  | mx/AAA/estable/--             | AAA            | Aaa.mx        | MEDIO                                |
| CONSORCIO ARA<br>( <b>ARA.MX</b> )                              | mxA/estable/--                |                | A2.mx         | ALTO                                 |
| MEXICHEM<br>( <b>MEXCHEM.MX</b> )                               | mxAA=/estable/mxA-1           | AA             | Aa3.mx        | BAJO                                 |
| FOMENTO ECONÓMICO MEXICANO UTS<br>( <b>FEMSAUBD.MX</b> )        | mxAAA/CWN/mxA-1+              | AAA            | Aaa.mx        | BAJO                                 |
| SORIANA-B<br>( <b>SORIANAB.MX</b> )                             |                               | AA             |               | BAJO                                 |
| CORPORACIÓN GEO-B<br>( <b>GEOB.MX</b> )                         | mxBBB+/negativa/mxA-2         | BBB            | A3.mx         | ALTO                                 |
| CONTROLADORA CPO COMERCIAL MEXICANA<br>( <b>COMERCIUBC.MX</b> ) | CCC/mx/AA/mx A-1 D            |                |               | ALTO                                 |
| KIMBERLY-CLARK-A<br>( <b>KIMBERA.MX</b> )                       | mx/AAA/estable/mxA-1+         | AAA            |               | BAJO                                 |
| GRUPO MODELO-C<br>( <b>GMODELOC.MX</b> )                        |                               | AAA/estable/   |               | BAJO                                 |
| CARSO GLOBAL TELECOM-A1<br>( <b>TELECOMA1.MX</b> )              |                               | AAA            |               | ALTO                                 |

Fuente: Elaboración propia, fundamentada en la información generada por S&P, Fitch y Moodys de México y la RNA de tipo clasificador.

En la segunda etapa de simulación se utilizó el conjunto de datos de prueba o validación que utilizó la red con datos que nunca había visto, efectuándose un total de 20 experimentos. Los resultados de cada experimento utilizando el conjunto de prueba, se analizaron por cada emisora para validar que realmente la red aprendió a categorizar los datos y con qué porcentaje de aciertos en cada emisora, con relación a las variables independientes (valores de entrada que se suministraron a la red), y con base en las etiquetas y valores de las clases de riesgo de mercado, definidas por la beta de cada emisora, consideradas para determinar el número y el nombre de las clases objetivo: Clase 3: Riesgo bajo; Clase 2: Riesgo medio y Clase 1: Riesgo alto (variables de salida), tal como se muestra en la Tabla 5.4:

**Tabla 5.4**  
Resumen de los datos utilizados para definir la escala de clasificación objetivo de la red, con el conjunto de prueba o validación.

|                        | AMXL.MX     |      | ARA.MX        |      | CEMEXCPO.MX  |      | COMERCIUBC.MX |     | GEOB.MX     |     |
|------------------------|-------------|------|---------------|------|--------------|------|---------------|-----|-------------|-----|
| TOTAL DE ACIERTOS      | 58          | 74%  | 74            | 80%  | 56           | 72%  | 83            | 82% | 77          | 82% |
| CLASE 3 (RIESGO BAJO)  | 15          | 83%  | 7             | 78%  | 7            | 64%  | 23            | 70% | 25          | 83% |
| CLASE 2 (RIESGO MEDIO) | 12          | 44%  | 23            | 58%  | 11           | 39%  | 2             | 40% | 13          | 54% |
| CLASE 1 (RIESGO ALTO)  | 31          | 94%  | 44            | 100% | 38           | 97%  | 58            | 92% | 39          | 98% |
|                        | GMEXICOB.MX |      | ICA.MX        |      | TELECOMA1.MX |      | WALMEXV.MX    |     |             |     |
| TOTAL DE ACIERTOS      | 95          | 86%  | 89            | 87%  | 66           | 74%  | 66            | 63% |             |     |
| CLASE 3 (RIESGO BAJO)  | 22          | 88%  | 31            | 79%  | 14           | 88%  | 23            | 82% |             |     |
| CLASE 2 (RIESGO MEDIO) | 12          | 55%  | 9             | 82%  | 17           | 47%  | 25            | 45% |             |     |
| CLASE 1 (RIESGO ALTO)  | 61          | 97%  | 49            | 94%  | 35           | 95%  | 18            | 90% |             |     |
|                        | TELMEXL.MX  |      | TLEVISACPO.MX |      |              |      |               |     |             |     |
| TOTAL DE ACIERTOS      | 62          | 68%  | 72            | 69%  |              |      |               |     |             |     |
| CLASE 3 (RIESGO BAJO)  | 20          | 83%  | 21            | 75%  |              |      |               |     |             |     |
| CLASE 2 (RIESGO MEDIO) | 28          | 54%  | 34            | 58%  |              |      |               |     |             |     |
| CLASE 1 (RIESGO ALTO)  | 14          | 93%  | 17            | 100% |              |      |               |     |             |     |
|                        | FEMSAUBD.MX |      | GMOLOC.MX     |      | KIMBERA.MX   |      | MEXCHEM.MX    |     | SORIANAB.MX |     |
| TOTAL DE ACIERTOS      | 75          | 75%  | 71            | 73%  | 77           | 82%  | 76            | 78% | 66          | 63% |
| CLASE 3 (RIESGO BAJO)  | 32          | 82%  | 50            | 78%  | 55           | 83%  | 57            | 79% | 23          | 82% |
| CLASE 2 (RIESGO MEDIO) | 20          | 53%  | 21            | 64%  | 11           | 65%  | 5             | 50% | 25          | 45% |
| CLASE 1 (RIESGO ALTO)  | 23          | 100% | 0             | 0%   | 11           | 100% | 14            | 93% | 18          | 90% |

Fuente: Elaboración propia.

Al analizar y comparar los resultados de las escalas de categorización de la red, con los grados de bursatilización e inversión utilizando el mapeo de calificaciones que utiliza la CNBV, se observa que el mapeo recurre al método estándar para calificar el grado de bursatilización e inversión.

Dado que el riesgo de mercado está implícito el riesgo de crédito o de inversión, “cuando una institución calificadoras, otorgue una calificación, según la escala y el tipo de moneda que corresponda, las instituciones deberán ajustarse a la Matriz de Calificaciones y Grados de Riesgo a Largo Plazo Escalas Globales y Locales (Véase

el Anexo 2), para asociar la calificación asignada con el grado de riesgo” (DOF, 2010).

Sin embargo, en un esfuerzo por homogeneizar y unificar el proceso de calificación del grado de riesgo de crédito y la escala del mismo, la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), recientemente publicó la 25ª. Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito” (DOF, 2010), en donde figuran especialmente los Anexos 1-B y 1-G que muestran el mapeo de calificaciones y grados de riesgo para esquemas de bursatilización e inversión, considerando las calificaciones y los grados de riesgo a corto y largo plazo, tomando en cuenta las escalas globales y locales que utilizan principalmente Standard & Poor’s, Moody’s y Fitch en México.

Por lo tanto, para ilustrar la asociación de la calificación asignada al grado de riesgo de crédito que enlistan las ECR’s, y compararlas con los resultados arrojados en la segunda etapa de simulación de la red que clasificó y calificó al riesgo de mercado utilizando el conjunto de prueba o validación del modelo de red neuronal, se elaboró la Tabla 5.5.

El grado de riesgo de crédito e inversión se estableció de acuerdo a la información proporcionada en el Anexo 1-G expuesto en la “25a. Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito”, publicada en el Diario Oficial de la Federación el 9 de Abril de 2010 (pp. 93-94), el cual se muestra en el Anexo 2 de la presente tesis.

El nivel de riesgo de crédito e inversión se estableció de acuerdo a la categorización que establecen de manera general las Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR): riesgo bajo, moderado y alto; y de común acuerdo con la escala de clasificación utilizada con la Red Neuronal Artificial (RNA) clasificadora que se implementó como herramienta para desarrollar la parte operativa de la tesis doctoral.

Por lo general, a la calificación otorgada se le añade un numeral 1, 2 y 3 en cada categoría genérica, desde AA a B con el objeto de establecer una clasificación específica de los valores de largo plazo de acuerdo a las siguientes especificaciones:

Tabla 5.5

Cuadro que muestra los atributos utilizados para efectuar el proceso de comparación entre los resultados de clasificación de la red, y las calificaciones que otorgan las Entidades Calificadoras de Riesgo en México.

| <b>GRADOS DEL RIESGO A LARGO PLAZO PARA LAS CALIFICACIONES</b> | <b>NIVEL DEL RIESGO DE CRÉDITO E INVERSIÓN</b> | <b>CALIFICACIÓN OTORGADA POR LAS ECR</b> | <b>SIGNIFICADO DE LA CALIFICACIÓN OTORGADA POR LAS ECR, SINTETIZADA DE MANERA GENERAL PARA EFECTOS COMPARATIVOS</b>                                                                                                                                                                                                                                                        |
|----------------------------------------------------------------|------------------------------------------------|------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1 y 2                                                          | BAJO                                           | AAA                                      | Muy alta capacidad de pago, no se vería afectada ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.                                                                                                                                                                                                                                       |
| 1 y 2                                                          | BAJO                                           | AA                                       | Alta capacidad de pago, no se vería afectada ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.                                                                                                                                                                                                                                           |
| 3 Y 4                                                          | MODERADO                                       | A                                        | Buena capacidad de pago, susceptible a deteriorarse levemente ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.                                                                                                                                                                                                                          |
| 3 Y 4                                                          | MODERADO                                       | BBB                                      | Suficiente capacidad de pago, susceptible a debilitarse ante posibles cambios en el emisor, en el sector al que pertenece o en la economía.                                                                                                                                                                                                                                |
| 3 Y 4                                                          | MODERADO                                       | BB                                       | Cuentan con capacidad de pago, la que es variable y susceptible a debilitarse ante posibles cambios en el emisor en el sector al que pertenece o en la economía, pudiendo incurrirse en retraso en el pago de intereses y del capital. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes.         |
| 5                                                              | ALTO                                           | B                                        | Cuentan con una mínima capacidad de pago, pero ésta es muy variable y susceptible de debilitarse ante posibles cambios en los emisores del sector al que pertenece o en la economía pudiendo incurrirse en la pérdida del capital e intereses. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes. |
| 5                                                              | ALTO                                           | C                                        | No cuentan con la capacidad para el pago, existiendo alto riesgo de pérdida de capital e intereses. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes.                                                                                                                                            |

Fuente: Elaboración propia.

1. Si el numeral 1 acompaña a una de las categorías anteriormente señaladas, se entenderá que el valor se encuentra en el nivel más alto de la calificación asignada.
2. Si el numeral 2 acompaña a una de las categorías anteriormente señaladas, se entenderá que el valor se encuentra en el nivel medio de la calificación asignada.
3. Si el numeral 3 acompaña a una de las categorías anteriormente señaladas, se entenderá que el valor se encuentra en el nivel más bajo de la calificación asignada (Pacific Credit Rating, 2010).

Finalmente, la comparación de los resultados de la clasificación y calificación que la red neuronal otorgó al riesgo de mercado, con los que muestran las principales Entidades Calificadoras de Riesgo en México, se presentan en el comparativo (Tabla 5.6), el cual resulta significativo para establecer un efecto neto sobre el grado y la escala de riesgo que emiten las agencias calificadoras y la escala de riesgo de mercado que emitió la red neuronal, para establecer un parámetro que ayude al inversionista como guía en la toma de decisiones, en función de las operaciones de inversión o financiamiento que realice en el mercado accionario mexicano.

De acuerdo con los datos que se presentaron en la Tabla 5.6, y la nomenclatura utilizada por las principales Entidades Calificadoras de Riesgo que operan en México (S&P, Fitch y Moody's), para otorgar la escala del grado de inversión ó de crédito; se muestra el análisis de la comparación de los resultados de las ECR's en forma conjunta con las deducciones sobre la clasificación y calificación de la Red Neuronal Artificial Clasificadora que se implementó en esta investigación doctoral, como herramienta principal para determinar un modelo que "Ajuste a la medición del riesgo de mercado de las empresas más activas que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores" (Carmona y González, 2011).

Tabla 5.6

Cuadro comparativo que muestra los grados de riesgo de crédito e inversión con la escala de clasificación del riesgo de mercado.

| CLAVE DE PIZARRA  | S&P                           | FITCH              | MOODYS | GRADO DEL RIESGO DE CRÉDITO E INVERSIÓN (ESCALAS DE LAS ECR) | ESCALA DE RIESGO DE MERCADO (RNA) | EFFECTO NETO ENTRE EL RIESGO DE CRÉDITO Y EL RIESGO DE MERCADO, PARA TOMA DE DECISIONES |
|-------------------|-------------------------------|--------------------|--------|--------------------------------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------|
| AMXL.MX           | AAA/estable/<br>mxA-1+        | AAA                | Aaa.mx | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO ALTAMENTE POSITIVO                                                              |
| CEMEXCPO.<br>MX   | mxBB+/positiva/<br>mxB        | BB                 |        | GRADO 4:<br>RIESGO ACEPTABLE                                 | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| TELMEXL.MX        | mxAAA/<br>estable/mxA-1+      | AAA                | Aaa.mx | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO MEDIO<br>(CLASE 2)         | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| GMEXICOB.<br>MX   | BBB-/<br>estable/--           |                    |        | GRADO 3:<br>RIESGO ACEPTABLE                                 | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| WALMEXV.MX        | 1+AAA/<br>estable/            | 1+AAA/<br>estable/ |        | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO ALTAMENTE POSITIVO                                                              |
| ICA.MX            | mxBBB+/<br>estable/--         |                    |        | GRADO 3:<br>RIESGO ACEPTABLE                                 | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| TLEVISACPO.<br>MX | mx/AAA/<br>estable/--         | AAA                | Aaa.mx | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO MEDIO<br>(CLASE 2)         | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| ARA.MX            | mxA/estable/<br>--            |                    | A2.mx  | GRADO 3:<br>RIESGO ACEPTABLE                                 | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| MEXCHEM.MX        | mxAA=/<br>estable/mxA-1       | AA                 | Aa3.mx | GRADO 2:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO BAJO<br>(CLASE 3)          | EFFECTO NEUTRO O ADVERSO                                                                |
| FEMSAUBD.<br>MX   | mxAAA/CWN/<br>mxA-1+          | AAA                | Aaa.mx | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO BAJO<br>(CLASE 3)          | EFFECTO NEUTRO O ADVERSO                                                                |
| SORIANAB.<br>MX   | AA(mex)                       | AA                 |        | GRADO 2:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO BAJO<br>(CLASE 3)          | EFFECTO NEUTRO O ADVERSO                                                                |
| GEOB.MX           | mxBBB+/<br>negativa/<br>mxA-2 | BBB                | A3.mx  | GRADO 3:<br>RIESGO ACEPTABLE                                 | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO POSITIVO MODERADO                                                               |
| COMERCIUBC.<br>MX | CCC/mx/AA/<br>mx A-1 D        |                    |        | GRADO 5:<br>RIESGO ALTO                                      | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO NEGATIVO O ADVERSO                                                              |
| KIMBERA.MX        | mx/AAA/<br>estable/<br>mxA-1+ | AAA                |        | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO BAJO<br>(CLASE 3)          | EFFECTO NEUTRO O ADVERSO                                                                |
| GMOELOC.<br>MX    | AAA/estable/                  | AAA/<br>estable/   |        | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO BAJO<br>(CLASE 3)          | EFFECTO NEUTRO O ADVERSO                                                                |
| TELECOMA1.<br>MX  | AAA(mex)                      | AAA                |        | GRADO 1:<br>RIESGO BAJO                                      | RIESGO ALTO<br>(CLASE 1)          | EFFECTO ALTAMENTE POSITIVO                                                              |

Fuente: Elaboración propia.

## 5.2 Análisis de los resultados sobre la calificación del riesgo

Considerando que el periodo de estudio abarcó desde el 2004 hasta el 2009, para desarrollar el tema central del trabajo presentado a lo largo de la tesis, y de conformidad con el tercer y último objetivo específico que se planteó para ser investigado y, con ello ratificar la validez de la hipótesis de trabajo ( $H_1$ ); se elaboró el cuadro comparativo para:

1. Mostrar los grados de riesgo de crédito e inversión que utilizan las Entidades Calificadoras de Riesgo en comparación con la escala de clasificación del riesgo de mercado que obtuvo la red neural clasificadora, y
2. Medir la relación entre ambas escalas, como guía para la toma de decisiones, razón por la cual se desprenden las siguientes conclusiones:

a) Si el grado de inversión es 1, entonces se considera que la emisora tiene un riesgo de inversión sumamente bajo. Es decir, presenta una capacidad extremadamente fuerte para cumplir con sus compromisos financieros; y que en forma conjunta con los resultados de clasificación de la red para el riesgo de mercado, si la RNA la clasificó en la clase 1, (riesgo alto); entonces la combinación riesgo de crédito vs riesgo de mercado tiene un efecto altamente positivo, porque el inversionista (tomador de decisiones), tendrá la máxima certeza en su elección, debido a que la empresa tiene una muy fuerte solidez financiera; premisa que se ve reflejada en un aumento considerable de la bursatilidad de la acción, generando alzas considerables en los precios y por ende en las tasas de rendimiento. El riesgo del mercado se considera extremadamente alto; ya que la relación riesgo vs. rendimiento se maximiza: a mayor riesgo, mayor rendimiento. La beta de la acción es mayor a 1 tiende a fluctuar más que el mercado. El valor de la beta que la RNA utilizó para etiquetar el riesgo sistemático como alto fue una beta mayor a 1.14.

b) El 19% de las 16 emisoras más activas que conforman la muestra, reflejan una relación altamente positiva, éstas son: América Móvil, Walmart y Grupo Carso Telecom.

c) Si el grado de inversión es 3 ó 4, entonces se considera que la emisora tiene un riesgo de inversión moderado. Es decir, presenta una capacidad fuerte para cumplir con sus compromisos financieros. Además, es considerada como poseedora de características especulativas importantes; y que en forma conjunta con los resultados de clasificación de la red para el riesgo de mercado, si la RNA la clasificó en la clase 1, (riesgo alto), entonces la combinación riesgo de crédito vs riesgo de mercado tiene un efecto positivo moderado, porque el inversionista tendrá la certeza sobre su elección, porque la empresa tiene fuerte solidez financiera; premisa que se ve reflejada por una constante bursatilidad de la acción con

tendencia a la alza. Por lo tanto, el riesgo de mercado se considera alto, con una beta mayor a 1.

d) El 31% de las 16 emisoras más activas que conforman la muestra mantiene un efecto positivo moderado, tal es el caso de: Cemex, Grupo México, Empresas Ica, Consorcio Ara, Corporación Geo.

e) Si el grado de inversión es 1 ó 2, entonces se considera que la emisora tiene un riesgo de inversión bajo. Es decir, presenta una capacidad muy fuerte para cumplir con sus compromisos financieros; y que en forma conjunta con los resultados de clasificación de la red para el riesgo de mercado, si la RNA la calificó en la clase 2 (riesgo medio), entonces la combinación riesgo de crédito vs riesgo de mercado tiene un efecto positivo moderado, ya que el inversionista tendrá la certeza de que la empresa tiene fuerte solidez financiera, pero una bursatilidad paulatina. Por lo tanto, el riesgo de mercado se considera moderado, es decir, la acción seguirá la misma tendencia que la del mercado y su beta será muy aproximada o igual a 1. El intervalo de la beta que la RNA utilizó para etiquetar el riesgo como medio, fue una beta mayor o igual a 0.70 y menor o igual a 1.14.

f) El 13% de las 16 emisoras más activas que conforman la muestra mantiene un efecto positivo moderado, tal es el caso de Telmex y Grupo Televisa.

g) Si el grado de inversión es 1 ó 2, entonces se considera que la emisora tiene un riesgo de inversión bajo. Es decir, presenta una muy fuerte capacidad para cumplir con sus compromisos financieros; y que en forma conjunta con los resultados de clasificación de la red para el riesgo de mercado, si la RNA la calificó en la clase 3 (riesgo bajo), entonces la combinación riesgo de crédito vs riesgo de mercado tiene un efecto neutro ó adverso, ya que el inversionista, tendrá la certeza de que la empresa tiene fuerte solidez financiera, pero una bursatilidad con poco movimiento. Por lo tanto, la decisión de inversión dependerá del nivel de riesgo y el rendimiento esperado que el inversionista deseé como mínimo, ya que el riesgo de mercado se considera bajo. La acción con una beta menor a 1 tiende a tener un menor movimiento que el mercado en términos porcentuales, por lo que, la tasa de rendimiento esperada también es baja, debido a la poca variabilidad de los precios accionarios.

h) El 31% de las 16 emisoras más activas que conforman la muestra mantiene un efecto neutro ó adverso, tal es el caso de Mexichem, Fomento Económico Mexicano, Soriana, Kimberly Clark y Grupo Modelo.

i) Finalmente, si el grado de inversión es 5, entonces se considera que la emisora tiene un riesgo de crédito bastante alto. Es decir, cuenta con una mínima capacidad de pago, pero ésta es muy variable y susceptible de debilitarse ante posibles cambios en los emisores del sector al que pertenece o en la economía pudiendo incurrirse en la pérdida del capital e intereses. Las emisoras calificadas en estas categorías son consideradas como poseedoras de características especulativas importantes; y que en forma conjunta con los resultados de clasificación de la red para el riesgo de mercado, si la RNA la clasificó en la clase 1, (riesgo alto), entonces la combinación riesgo de crédito vs riesgo de mercado tiene un efecto negativo adverso, porque el inversionista tendrá un nivel de certeza muy bajo o quizá nulo para tomar su decisión, debido a que la empresa no tiene solidez financiera; premisa que se ve reflejada por una alta bursatilidad de la acción, pero con una tendencia no definida, que puede tener cambios muy bruscos a la alza o a la baja en periodos muy cortos. Por esta razón, el riesgo de mercado se considera alto con una beta mayor a 1; pero dependiendo de la posición en la que se encuentre el inversor, podrá tener títulos valor o portafolios que le generen mucho riesgo y poco rendimiento, con relación a otros que tienen el mismo porcentaje de riesgo, pero con mayores rendimientos.

La alta bursatilidad o variabilidad que se presenta en los precios accionarios y por consecuencia en los rendimientos, aún cuando la empresa no genera suficientes fondos para el pago de su deuda; se explica porque la emisora efectúa muy a menudo una recompra y reventa de sus propias acciones (por lo general acciones de tesorería), para darle movilidad al mercado en el que opera; y de esta forma, provoca deliberadamente que el grado de bursatilidad y rentabilidad aumente para adelantarse y ganarle al mercado.

j) El 6% de las 16 emisoras más activas que conforman la muestra mantiene un efecto negativo adverso, tal es el caso de Controladora Comercial Mexicana.

Por lo tanto, en base al análisis efectuado se concluye que la calificación que emiten las Entidades Calificadoras de Riesgo, se basan principalmente en el riesgo crediticio, y que los estudios que realizan para analizarlo son fundamentales en el desarrollo y madurez del mercado accionario mexicano, porque se asegura la promoción de la transparencia en la información y la cultura de la medición del riesgo.

Además, las compañías que aceptan someterse a un proceso de calificación pueden ampliar con mayor flexibilidad sus fuentes de financiamiento y por ende, tener mayor crecimiento en sus flujos de efectivo para seguir cotizando en la Bolsa Mexicana de Valores, reducir sus costos de endeudamiento, mejorar la relación con proveedores, obtener significativo posicionamiento a nivel global para extender sus operaciones de mercado, entre muchas otras ventajas.

Finalmente, cabe mencionar que la mayoría de las emisoras presentan las ventajas que se enumeraron con anterioridad, lo cual resulta lógico si se toma en cuenta que al ser consideradas como las más activas o bursátiles, por lo general, la relación entre el riesgo y el rendimiento esperado se maximiza al mostrar una correlación positiva perfecta con la tendencia que sigue el mercado, asumiendo condiciones de normalidad, crecimiento y dinamismo en la economía mexicana.

## **CAPÍTULO 6**

### **CONCLUSIONES**

#### **6.1 Sobre el objetivo general**

Para la medición y clasificación del riesgo de mercado de las empresas más activas que cotizan sus acciones 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.

La volatilidad es un indicador que cuantifica las probabilidades de cambios bruscos en los precios de los distintos valores, en función de diferentes variables económicas. Cuando se habla de un título con alta volatilidad, éste muestra variaciones importantes a la alza o a la baja, dependiendo de las condiciones imperantes en los mercados financieros (Vallado, 2005).

Dado lo anterior, se ha probado a través de la aplicación de un modelo de Red Neuronal Artificial que 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.

También se concluye que la aplicación de un modelo de la estadística no paramétrica, es una herramienta adecuada para ajustar la clasificación del riesgo de mercado mexicano, porque el poder de clasificación de la red fue superior al 75% en las fases de entrenamiento y prueba en la segunda etapa del proceso de simulación de la Red Neuronal Artificial Clasificadora. El resultado se considera óptimo si se toma en cuenta, que se trata de un trabajo exploratorio que aún se encuentra en una etapa temprana dentro del proceso de investigación.

Las variables utilizadas en la segunda etapa de la investigación mostraron una mayor variabilidad con respecto a las utilizadas en la primera etapa (Véase Anexo 1), lo que permitió que el aprendizaje de la red neuronal artificial fuera más efectivo, y con ello, se alcanzara un porcentaje de categorización mayor y mucho más adecuado a las condiciones de volatilidad que, por lo regular presentan las acciones de las dieciséis empresas más activas que cotizaron en la Bolsa Mexicana de Valores durante el periodo referido.

Los resultados de la clasificación que arrojó la red fueron ajustados y balanceados con el etiquetamiento de las clases en alto, medio y bajo riesgo usando la beta histórica de cada una de las empresas más volátiles que cotizaron en los periodos 2004-2009, con intervalos de una beta del 0.70 a 1.14 (Véase Tabla 5.2). Dichos resultados se compararon haciendo una homologación con las calificaciones que emitieron las principales Entidades Calificadoras de Riesgo: Standard & Poors, Moody's y Fitch en México,

El comparativo de calificaciones (Véase Tabla 5.3), muestra que las calificaciones de las Entidades Calificadoras de Riesgo, si se convalidaron con la calificación emitida por la red neuronal, lo que demostró que la relación existente entre el grado de riesgo de crédito y el de mercado puede servir como una guía para tomar decisiones de inversión o financiamiento por parte del público inversionista, mostrando el efecto neto entre ambos riesgos (Tabla 6.1):

Tabla 6.1  
Efecto neto entre el riesgo de crédito y el riesgo de mercado para toma de decisiones.

| <b>ACCIONES MÁS ACTIVAS DE LAS EMPRESAS QUE COTIZAN BMV</b>                                 | <b>EFFECTO ALTAMENTE POSITIVO</b> | <b>EFFECTO POSITIVO MODERADO</b> | <b>EFFECTO NEUTRO Ó ADVERSO</b> | <b>EFFECTO NEGATIVO Ó ADVERSO</b> |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------|----------------------------------|---------------------------------|-----------------------------------|
| América Móvil, Walmart y Grupo Carso Telecom.                                               | 19%                               |                                  |                                 |                                   |
| Cemex, Grupo México, Empresas Ica, Consorcio Ara, Corporación Geo, Telmex y Grupo Televisa. |                                   | 44%                              |                                 |                                   |
| Mexichem, Fomento Económico Mexicano, Soriana, Kimberly Clark y Grupo Modelo,               |                                   |                                  | 31%                             |                                   |
| Controladora Comercial Mexicana.                                                            |                                   |                                  |                                 | 6%                                |

Fuente: Elaboración propia.

## **6.2 Sobre los objetivos específicos**

Fue necesario para definir y estudiar el concepto de riesgo de mercado, realizar una revisión sobre toda la teoría que se ha desarrollado con relación a la definición, conceptualización, medición e importancia del riesgo sistémico desde los albores del siglo XIX hasta nuestros días. También se han mostrado los diferentes usos y aplicaciones de las Redes Neuronales Artificiales en el ámbito financiero y económico con trabajos e investigaciones principalmente en España, Gran Bretaña, Japón, Estados Unidos, Colombia, Chile y últimamente en México.

Estos países han desarrollado estudios de investigación aplicada en la solvencia empresarial, la reestructuración y gestión de pasivos, el análisis de crédito y la predicción de las variaciones de los índices bursátiles; pero en cuestiones de medición del riesgo de mercado este trabajo es el pionero en esta nueva línea de investigación.

También se ha mostrado teóricamente la importancia de llevar a cabo la calificación del riesgo de crédito (en el que se encuentra implícito el riesgo de mercado) por instituciones calificadoras reconocidas que están acreditadas a nivel mundial y local, enfatizando sobre cómo es que llevan a cabo el proceso calificativo, a través de la creación de una nomenclatura y simbología específica para darle validez y certeza a su opinión. Ya que, ésta sirve de base para que el público inversionista pueda tener más elementos que le otorguen certeza cuando decide invertir o emitir un título valor, asegurando la permanencia y continuidad del mismo en los mercados.

El desarrollo de la segunda parte operativa de la tesis, demostró que la Red Neuronal Artificial Clasificadora utilizada en este trabajo investigativo, es adecuada para la obtención de la prueba de hipótesis alternativa o de trabajo ( $H_1$ ), de acuerdo a lo siguiente:

En primer lugar, porque se logró la clasificación del riesgo de mercado accionario de las 16 emisoras más activas que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores desde el 2004 hasta el 2009, tomando como muestra 384 datos u observaciones con los cuales la red aprendió el problema con el conjunto de entrenamiento, para

posteriormente, con el conjunto de prueba probar la capacidad de predicción y clasificación de la red, ante otros datos que nunca ha visto.

En segundo lugar, porque las observaciones fueron etiquetadas, tomando como referencia el valor de la beta del IPyC utilizada en la teoría financiera para ejemplificar la tendencia de las fluctuaciones del mercado, es decir, refleja el comportamiento accionario de la BMV y expresa el rendimiento que puede tener este mercado tomando como referencia la variación de precios de una muestra de todos los títulos que se negocian en la bolsa. La beta del Índice de Precios y Cotizaciones debe ser igual a 1, ya que el IPyC es una muestra ponderada y representativa de las 37 empresas que han cotizado de manera regular en la BMV.

Dado lo anterior, el modelo para la valoración de los activos de capital CAPM (Capital Assets Pricing Model), demuestra que el riesgo de un título individual está bien representado por su coeficiente beta, porque la beta indica en términos estadísticos la tendencia de una acción individual a covariar con el mercado, por ejemplo, el índice compuesto de precios y cotizaciones (Ross et al., 2008).

La rentabilidad esperada de un título valor se relaciona positivamente con el riesgo del mismo, porque los inversionistas sólo correrán un riesgo adicional si reciben una compensación extra, denominada prima de riesgo. El CAPM implica que la beta, no la desviación estándar, es la medida de riesgo adecuada porque:

- a. Una acción con una beta menor a 1 tiende a tener un menor movimiento que el mercado en términos porcentuales, y se considera de bajo riesgo.
- b. Una acción con una beta igual a 1 tiende a subir y bajar en el mismo porcentaje que el mercado, se considera como de riesgo medio o promedio.
- c. Una acción con una beta mayor a 1 tiende a fluctuar más que el mercado, se considera de alto riesgo (Ross et al., 2008).

Por tanto, las 384 observaciones que se alimentaron a la red en los conjuntos de entrenamiento y prueba, fueron etiquetadas en tres clases de acuerdo al valor de su beta histórica, de la siguiente manera:

- Clase de riesgo bajo: Menor a una beta de 0.70

- Clase de riesgo medio: Mayor a una beta de 0.70, y menor o igual a una beta de 1.14
- Clase de riesgo alto: Mayor a una Beta de 1.14

Los intervalos fueron ajustados experimentalmente de tal forma que, el número de observaciones de cada clase quedaran balanceadas. De lo contrario, el porcentaje de predicción y clasificación podría verse afectado al tener una clase dominante.

En tercer lugar, se confirma que la beta es el coeficiente de riesgo que mide la volatilidad del rendimiento de un instrumento en función de la volatilidad del rendimiento del mercado (Ross et al., 2008). Y si esto se cumple, entonces las variables del modelo CAPM son válidas para llevar a cabo la medición y clasificación del riesgo sistémico en México, utilizando una RNA clasificadora.

En cuarto lugar, al alimentar a la red con las variables que conforman el CAPM, ésta logró clasificar los datos con los conjuntos de entrenamiento y prueba en un 75.96% en promedio y con una desviación estándar promedio de 25.78. El porcentaje de clasificación global es aceptable dentro de los parámetros considerados como válidos por los diferentes autores que han aplicado estos modelos tal como lo señalan Gómez y Mendoza (2009).

En quinto lugar, porque con la elaboración de los dos artículos, el propósito del objetivo general de la investigación doctoral ha sido cumplido en su totalidad, ya que con la aplicación de un modelo de Red Neuronal Artificial Clasificadora, se ajusta la medición y clasificación del riesgo sistémico en México, debido al porcentaje de clasificación de la red que fue aproximadamente del 76% en promedio, lo cual es óptimo, considerando que el estudio es de carácter exploratorio.

### **6.3 Conclusiones generales**

La presente investigación resulta original 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.

El desarrollo operativo de la tesis doctoral fue realizado en dos etapas de experimentación para probar cada una de las hipótesis. En la primera etapa, se utilizaron las variables independientes: tipo de cambio, tasa de interés interbancaria estimada y los rendimientos accionarios en forma mensual durante el periodo 2004 – 2009, para alimentar los datos de entrada de la red. La base de datos completa consta de 1296 observaciones correspondientes a las 18 empresas más activas (de mayor volatilidad) que han cotizado en la Bolsa Mexicana de Valores en el periodo referido.

Tomando en cuenta el total de observaciones, el 70% de los datos, fue utilizado para formar el conjunto de entrenamiento para que la red aprendiera el problema en cuestión, es decir, medir y clasificar al riesgo de mercado considerado como la variable dependiente. El 30% restante se utilizó para el conjunto de prueba, con el cual se valida la capacidad de clasificación de la red, es decir, comprobar si efectivamente la red aprendió a categorizar adecuadamente al riesgo sistémico en tres clases: bajo, medio y alto.

Se realizaron múltiples experimentos para determinar el número de neuronas en la capa oculta. La búsqueda del número adecuado para el problema de clasificación en cuestión, fue efectuada en un intervalo de 3 a 20 neuronas (formando 17 redes). Se aplicaron 10 experimentos por cada red neuronal con diferentes números de neuronas en la capa oculta. De acuerdo a su efectividad; al clasificar los elementos del conjunto dentro de la muestra se seleccionó la cantidad de 6 neuronas.

Al término de los 10 experimentos, se concluye que la red no logró la clasificación de los datos correctamente, debido a que en la fase de entrenamiento únicamente clasifico aproximadamente el 45%, esto ocurrió porque se utilizaron demasiados datos y la red se sobreentrenó. Por lo que, se decide alimentarla con otro tipo de variables, tales como la razón de liquidez, de endeudamiento, el volumen de cotización, entre otros.

Se alimenta a la red nuevamente, y se descubre que otra vez no aprende el problema, ya que muestra un resultado de clasificación muy similar al anterior con el conjunto de entrenamiento (menor al 50%), y se comprueba que esto sucede porque la variabilidad de los datos es muy pequeña, lo que ocasiona que la red no distinga cambios significativos en los patrones de entrada y se sobreentrena reiteradamente (Véase Anexo 1).

Por lo anterior, se rechaza la hipótesis nula ( $H_0$ ), y se plantea una nueva hipótesis alterna ( $H_1$ ) con la que se desarrolla la segunda etapa de la parte operativa de la tesis, tomando como variable dependiente el riesgo de mercado y como variables independientes: la tasa libre de riesgo (Cetes a 91 días), tasa de rendimiento requerida ( $K_j$ ) y rendimientos accionarios (RA), tomando solo datos trimestrales con los que se conforma un total de 384 observaciones y se reduce a 16 el número de emisoras.

Del total de observaciones, se considera que el 80% será destinado para formar el conjunto de entrenamiento y el 20% restante formará el conjunto de prueba. Se llevaron a cabo múltiples experimentos para determinar el número de neuronas de la capa oculta, formando un total de 5 redes neuronales, realizando 20 experimentos por cada red neuronal.

Una vez que concluyen los 20 experimentos, se verifica que la red alcanzó un porcentaje de clasificación superior al 75% en promedio con los conjuntos de entrenamiento y prueba, clasificando al riesgo de mercado en tres clases objetivo: bajo, medio y alto riesgo. Este resultado se considera óptimo para un estudio de este tipo, si se toma en cuenta que se encuentra en una fase experimental. De manera que, se valida la hipótesis alternativa ( $H_1$ ), tal como se aprecia en los capítulos 3 y 4. Los datos de los entrenamientos se muestran en el Anexo 3.

La Tabla A3.1 contiene los resultados de la red de 18 neuronas durante 20 experimentos en el conjunto de entrenamiento; mientras que la Tabla A3.2 muestra los resultados de la red de 18 neuronas durante los 20 experimentos en el conjunto de prueba.

La Tabla A3.3 muestra un concentrado de los resultados de los experimentos en el conjunto de entrenamiento. Los resultados arrojaron que la empresa COMERCIUBC.MX es la que mejor resultados de clasificación obtuvo, con un 84.37% mientras que la empresa TLEVISACPO.MX fue la peor clasificada con un 63.83%. La Gráfica A3.1 muestra visualmente los errores y aciertos de cada empresa.

La Tabla A3.4 se muestra un concentrado de 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%. La Gráfica A3.2 muestra visualmente los errores y aciertos de cada empresa.

Por último, en el trabajo de investigación se confrontaron los resultados de clasificación que arrojó la Red Neuronal Artificial clasificadora con las escalas de calificación que emiten las principales Entidades Calificadoras de Riesgo que operan en el país, mostrando un análisis sobre la comparación de los resultados obtenidos entre las calificadoras y los que arrojó la red, mostrando el efecto neto entre la calificación del riesgo de crédito y el de mercado, con el propósito de servir como guía para realizar una adecuada toma de decisiones por los diferentes agentes económicos tal como se muestra en el capítulo 5.

## **6.4 Recomendaciones**

La metodología de clasificación está diseñada básicamente para medir la volatilidad o inestabilidad futura de un título accionario. Como tal, los resultados de la categorización no pueden interpretarse como una recomendación de compra o venta de un determinado título, pues solo contribuyen a ser una pieza fundamental de información para las decisiones que deben tomar los inversionistas. Como se sabe, la decisión de inversión se basa al menos en dos elementos: riesgo y rentabilidad.

La calificación de las acciones contempla al menos diez diferentes variables de estudio, las cuales en su conjunto determinan la clasificación final de los títulos

accionarios, de acuerdo a una escala predeterminada. La metodología también incluye un análisis cualitativo y cuantitativo, tanto de la empresa como de las características particulares de los títulos (Pacific Credit Rating, 2009).

En la actualidad, la calificación del riesgo define el comportamiento futuro que puede tener una compañía, a corto y largo plazo desde su emisión inicial y los cambios sufridos por causa de la volatilidad implícita en los mercados, cuyo efecto como se ha visto se puede prever y pronosticar, pero casi nunca determinar con certeza total.

## **6.5 Definición de términos clave de la investigación**

**Beta (1):** Es el índice que mide el riesgo sistemático de un título. Es el indicador de la volatilidad de los rendimientos de un título en relación con los rendimientos totales del mercado (Moyer et al., 2004).

**Beta (2):** Coeficiente que muestra la volatilidad o riesgo sistemático de la rentabilidad de una acción en relación a la variación de la rentabilidad promedio del mercado, representada por el Índice de Precios y Cotizaciones, que muestra la asociación de las distintas emisoras con respecto a la conformación del IPyC. Si beta es mayor que uno, indica que es un activo más riesgoso que el mercado.

**Bursatilidad:** Característica de un valor, que deriva la facilidad con que puede comprarse o venderse, basándose en el principio comparativo del número total de títulos operados en un tiempo determinado.

**Calificación de Riesgo:** Es la medición cualitativa y cuantitativa de un título o instrumento, de la eficiencia administrativa del mismo, de la calidad del Activo y de que tanta sensibilidad del precio experimento, ante los diferentes factores económicos del mercado.

**Capas de una Red Neuronal:** Generalmente, una RNA típica tendrá tres capas: una de entrada de datos, otra oculta donde se procesan los datos y una tercera de salida de los resultados. Cada una de las capas contendrá un número determinado

de neuronas en función del diseño que haya decidido el analista y del tipo de trabajo que vaya a realizar la red. Todas las neuronas que contiene una capa se conectan con todas las neuronas de la siguiente capa.

**Clasificación del Riesgo:** Es el proceso de ponderación cuantitativa, que selecciona a un instrumento de inversión o a un activo. Es la asignación de una categoría del instrumento con base a la volatilidad de los factores que en el inciden, y que repercuten en los rendimientos finales del título.

**Data Mining:** La minería de datos (DM, Data Mining) se define como la extracción no trivial de información implícita, previamente desconocida y potencialmente útil, a partir de datos, esta los prepara, sondea y explora para sacar la información oculta en ellos. Sus bases se encuentran en la inteligencia artificial y en el análisis estadístico; mediante los modelos extraídos utilizando esta técnica se aborda la solución a problemas de predicción, clasificación y segmentación

**Estadística no Paramétrica:** Es una división de la estadística que estudia las pruebas y modelos estadísticos donde su distribución subyacente no se ajusta a criterios asignados como paramétricos. Los datos analizados no se definen con una distribución conocida o establecida con anticipación.

**Grado de Inversión:** Calificación que permite a un activo ser considerado apto para la compra por parte de fondos de inversión y compañías aseguradoras reguladas. Se mide según las agencias calificadoras de riesgo.

**Incertidumbre:** Es una situación que no se puede calcular las probabilidades de forma numérica (Knight, 1921).

**Índice de Precios y Cotizaciones (IPC):** Lo que este indicador expresa es el rendimiento que el mercado de acciones muestra en función de las variaciones de los precios en una muestra que representa el conjunto de acciones que cotizan en la bolsa. Y refleja el comportamiento accionario de la BMV y expresa el rendimiento que puede tener este mercado tomando como referencia la variación de precios de una muestra de todos los títulos que se negocian en la bolsa.

**Inteligencia Artificial** ó Inteligencia Computacional: es la copia o similitud de la actividad cognoscitiva cerebral. Es el modelo que imita por medio tecnológicos el funcionamiento de una red neuronal biológica.

**Modelo de Mercado:** Es un conjunto de precios que iguala la oferta de la demanda, buscando lograr un equilibrio, considerando factores tecnológicos y definiendo expectativas y preferencias de los individuos.

**Modelo de Valuación de Activos de Capital CAPM** (Capital Asset Pricing Model): Es el modelo teórico, que mide la tasa de rendimiento requerida sobre los activos financieros o los títulos que conforman un portafolio de inversión.

**Neurona:** Es una unidad de cálculo que intenta modelar el comportamiento de una neurona "natural", similares a las que constituyen del cerebro humano; una neurona no tiene capacidad para realizar un proceso lógico, pero un conjunto de ellas sí. Es la unidad esencial con la cual se construye una red neuronal artificial.

**Redes:** Las neuronas se agrupan para realizar trabajos de cálculo lógico en redes. Las redes están compuestas de capas.

**Redes Neuronales Artificiales (RNA):** Conjunto de algoritmos matemáticos que encuentran las relaciones no lineales entre conjuntos de datos. Se denominan neuronales porque están basadas en el funcionamiento de una neurona biológica cuando procesa información.

**Rendimiento del Mercado:** Depende de la variabilidad de diversos factores económicos como tasa de interés, tipo de cambio y precio de los títulos valor.

**Riesgo (1):** Puede interpretarse como "el peligro de pérdida al cual se enfrenta el capitalista ante incertidumbre sobre el porvenir de la actividad económica en la que invierte".

**Riesgo (2):** Es una situación de incertidumbre, de que se pueda sufrir o no una pérdida o daño. Desde el punto de vista económico y financiero la incertidumbre, se

refiere a que se puede o no originar una pérdida o déficit, dependiendo del resultado negativo que afecte a la variable económica que se esté evaluando.

**Riesgo (3):** Situación en la cual existe, se conoce y puede calcular probabilidades sobre un evento, bajo una distribución de probabilidad objetiva (Knight, 1921).

**Riesgo de Crédito (Credit Risk):** Asume la posibilidad de incumplimiento de las obligaciones contractuales entre las partes de una operación financiera, ya sea antes de la fecha de vencimiento (Presettlement Risk).

**Riesgo de Mercado:** Es la incertidumbre sobre la posible pérdida, que se pueda generar por los movimientos de compra y venta de un activo, un título accionario o un portafolio, y que se reflejan en una disminución en su precio, causado por diversos factores económicos. El riesgo de mercado también es conocido como riesgo sistémico o sistemático se refiere al riesgo total del rendimiento de un título ocasionado por las fuerzas globales del mercado (Moyer et al, 2004).

**Riesgo Financiero:** Es la posibilidad de que los rendimientos futuros reales sean diferentes de los rendimientos esperados. El riesgo financiero se refiere a la incertidumbre en operaciones de crédito o de deuda por operaciones adversas en el mercado especialmente con instrumentos de crédito como los bonos (Moyer et al, 2004).

**Riesgo Sistemático:** Está considerado como la incertidumbre que se origina en los mercados que afectan el valor de las inversiones. Define el riesgo total del rendimiento de un título accionario como resultado de la fluctuación en el mercado.

**Set de Entrenamiento:** Es el conjunto de datos destinados a enseñar a la red neuronal, de modo que pueda generar un modelo para estudiar el problema.

**Set de Prueba:** Conjunto de datos cuyo objetivo es prestar a la RNA, un medio para testear en forma continua que tan bien está quedando el modelo en base a los datos de entrenamiento, permitiendo evitar un sobre ajuste a través de la calibración.

**Tasa de Interés Interbancaria de Equilibrio (TIIE):** Con fecha 23 de marzo de 1995 el Banco de México, mediante publicación en el Diario Oficial de la Federación, dio a conocer su decisión de determinar, con base en cotizaciones presentadas por instituciones de crédito, la tasa de interés interbancaria denominada Tasa de Interés Interbancaria de Equilibrio (TIIE) que refleja mejor las condiciones del mercado.

**Tasa Libre de Riesgo (TLR):** no presenta ningún riesgo para los inversionistas, por eje, es la que otorga México en los Certificados de la Tesorería de la Federación (CETES), que son títulos de crédito emitidos por el gobierno federal a través de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público y cuya colocación se realiza en una subasta que hace el Banco México todos los martes. Hay CETES a 91, 28, 364 y 728 días; su rendimiento se calcula como la diferencia entre su precio a la compra menos su precio al final del período.

**Tipo de Cambio (TC):** El tipo o tasa de cambio expresa el valor de una divisa o moneda extranjera expresada en unidades de moneda nacional .Se tomó para el estudio, el tipo de cambio Pesos por Dólar E.U.A., Interbancario a 48 horas .Cierre venta.

**Volatilidad:** Es un indicador que pretende cuantificar las probabilidades de cambios bruscos en los precios de los distintos valores en función de diferentes variables económicas: riesgo soberano, riesgo de tasa de interés, riesgo cambiario, riesgo político. De acuerdo a estos parámetros, se habla de un título de alta volatilidad cuando este título puede mostrar variaciones importantes (a la alza o a la baja) dependiendo de las condiciones imperantes en los mercados financieros.

## REFERENCIAS

- Akerlof, G.A. (1970). The Market for Lemons: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *Quartely Journal of Economics*. The MIT Press, 84 (3), 488-500.
- Altman, E.I. (1989). Measuring Corporate Bond Mortality and Performance. *Journal of Finance*, 44 (4), 909-922.
- Anderson, J. (2007). *Redes Neurales*. México, D.F: Grupo Editor Alfa Omega, 258-260.
- 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*. (Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Minas). Medellín, Colombia. Recuperado de [www.bdigital.unal.edu.co/2395/1/43974185.2009.pdf](http://www.bdigital.unal.edu.co/2395/1/43974185.2009.pdf)
- Arrow, K.J., y Debreu, G. (1954). Existence of an Equilibrium for a Competitive Economy. *Econometrica*, 22, 265-290.
- Arrow, K.J. (1966) Uncertainty an the Welfare Economics of Medical Care. *American Economic Review*, 53, 941-973.
- Atiya, A. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12 (4), 929-935.
- Bachelier, L. (1900). *La Teoría de la Especulación*. Tesis Doctoral en Sciences Mathématiques, publicada en Annales Scientifiques de l'Ecole Normale Supérieure, Tomo 17, 21-86. En Hyme, P. (2003). *La Teoría de los Mercados de Capitales Eficientes: Un Examen Crítico*. Cuadernos de Economía. Bogotá, Colombia, XXII (39), 57-83.

- Baker, B. y Richards, C. (1999). A Comparison of Conventional Linear Regression Methods and Neural Networks for Forecasting Educational Spending. *Economics of Education Review*, 18 (4), 405-415.
- Banco de México. (2005). *Definiciones Básicas de Riesgos*. Noviembre, 1-9.
- Banco de México. (2008). *Informe sobre la Inflación*. Julio-Septiembre, 1-2.
- Beard, R.E., Pentikäinen, T. y Pesonen, E. (1984). *Risk Theory*. Third Edition. London: Chapman & Hall.
- Bernouilli, D. (1954). Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk. (Traducción del trabajo original de 1738). *Econometrica*, 22, 23-36.
- Black, F. y Scholes, M. (1972). The Valuation of Option Contracts and a Test of Market Efficiency. *The Journal of Finance*, 27, (2). In Papers and Proceedings of the Thirtieth Annual Meeting of the American Finance Association, New Orleans, Louisiana, December 27-29, 1971 (May, 1972), 399-417.
- Black, F., Scholes, M. y Jensen, M. (1972). *The Capital-Asset Pricing Model: Some Empirical Tests*. In Jensen, M.C. (1972). *Studies in the Theory of Capital Markets*. USA: Praeger Publishers Inc., 1-54.
- Blas, P., De Fermat, P. y De Mere, C. (1654). *Teoría de la Probabilidad*. In Hald, A. (1990). *A History of Probability and Statistics and Its Applications Before 1750*. Wiley Publications, 44.
- Bosarge, W.E. (1993). *Adaptive Processes to Exploit the Nonlinear Structure of Financial Markets*. In Trippi, R.R. and Turban, E. (eds.), *Neural Networks in Finance and Investing*. New York, Irwin, 371-402.
- Bühlmann, H. (1970). *Mathematical Methods of Risk Theory*. Heidelberg: Springer-Verlag, 210.

- Campbell, J.R. y Kuttner, K.N. (1996). Macroeconomic Effects of Employment Reallocation. *Working Papers*. University of Rochester, Center for Economic Research (RCER), 415.
- Campos, A. (2003). El VER: Herramienta para la Medición de Riesgos de Mercado. *Apuntes de Banca y Finanzas 4* (31 de Julio), Asobancaria, Bogota, Colombia: Tricolor Editores Ltda.
- Casilda, R., Lamothe, P. y Monjas, M. (1996). *La Banca y los Mercados Financieros*. Madrid, España: Alianza Editorial.
- Cea, M. (2009). *Redes Neuronales Artificiales, una Herramienta para la Estimación del Índice de Precios Selectivo de Acciones*. (Proyecto de Investigación para Tesis de Doctorado en Economía y Administración de empresas. Facultad de Economía, Derecho y Empresariales. Universidad Europea de Madrid, España). Recuperado de [www.parisinet.com/index.php?option=com\\_docman](http://www.parisinet.com/index.php?option=com_docman) / Tesis Redes Neuronales XIII (2).doc
- Cleveland, W.S. (1979). Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Plots. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 829-836.
- Coleman, J. (1988). Social Capital in the Creation of Human Capital. *American Journal of Sociology*, 94, 95-120.
- Comité de Basilea I y II (1988 y 2004). *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*, 14, 1-11.
- Corredores Asociados, S.A. (2010). *Riesgo de Mercado*. Comisionista de Bolsa, 1-2.
- Cowles, A. (1933). *Econometría*, 1 (2), Abril de 1933, 209-217.

- Cruz, I. (2007). *Pronósticos en el Mercado de Derivados Utilizando Redes Neuronales y Modelos ARIMA: Una Aplicación a los Cetes de 91 días en el MexDer*. (Tesis de Maestría, Facultad de Contaduría y Administración de la Universidad Nacional Autónoma de México), México, D.F. Recuperado en [www.mexder.com.mx/.../mexder/.../](http://www.mexder.com.mx/.../mexder/.../) Pronósticos en el mercado de derivados utilizando redes neuronales y modelos ARIMA.pdf
- Cybenko, G. (1989). Approximations by Superpositions of Sigmoidal Functions. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2 (4), 303-314.
- Cheng, B. y Titterington, D. M. (1994). Neural Networks: A Review from a Statistical Perspective. *Statistical Science*, 9 (1), 2-30.
- Chorafas, D.N. y Steinmann, H. (1991). *Expert Systems in Banking: A Guide for Senior Managers*. New York: University Press.
- Church, K. y Curram, S. (1996). Forecasting Consumers Expenditure: A Comparison Between Econometric and Neural Network Models. *International Journal of Forecasting*, 12 (2), 255-267.
- Deboeck, G.J. (1994). *Trading on the Edge: Neural, Genetic and Fuzzy Systems for Chaotic Financial Markets*. New York: John Wiley & Sons.
- De Gregorio, J. y Guidotti, P. (1992). Notas sobre la Intermediación Financiera y Crecimiento Económico. *Latin American Journal of Economics*. Instituto de Economía. Pontificia Universidad Católica de Chile, 29 (87), 329-348.
- De Lara Haro, Alfonso. (2005). *Medición y Control de Riesgos Financieros*. Tercera Edición. México, D.F.: Editorial Limusa, Noriega Editores.
- De Moivre, A. (1930) *The Doctrine of Chances*. Second Edition. London: H Woodfall 1738, reprinted London: Cass 1967.
- Del Carpio, J. (2005). Las Redes Neuronales Artificiales en las Finanzas. *Industrial Data*. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú, 8 (002), 1-7.

- Delgado, F. (2001). *Redes Neuronales y Medición de Eficiencia: Aplicación al Servicio de Recogida de Basuras*. Universidad de Oviedo, Departamento de Economía. Instituto de Estudios Fiscales, P. T., 26/03.
- Diario Oficial de la Federación. (2010). *25 Resolución por la que se Modifican las Disposiciones de Carácter General Aplicables a las Instituciones de Crédito*. En *DOF* el 9 de Abril del 2010.
- Díaz, J. (2003). *La Inestabilidad del Mercado Financiero Internacional y el Mercado de Futuros Opciones y Derivados. Un acercamiento a la Reflexividad: Caso México Años 1992 – 1997*. Barcelona, España, 1-15.
- El-Shazly, S. y El-Shazly H. (1999). Forecasting Currency Prices Using a Genetically Evolved Neural Network Architecture. *International Review of Financial Analysis*, 8 (1), 67-82.
- Engle, F.R. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1008.
- Engle, R.F., Rothschild, M. (1992). ARCH Models in Finance. *Journal of Econometrics*, 52, 1-59.
- Espinosa, C. (2005). *El Mundo de la Predicción: Redes Neuronales, un ejemplo*. Universidad de Santiago de Chile. Agosto, 1-3.
- Eyssautier, M. (2006). *Metodología de la Investigación: Desarrollo de la Inteligencia*. Quinta Edición. México, D.F.: Editorial Thompson Learning.
- Fama, E. y French, K. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *Journal of Finance*, 47, 427-465.
- Fama, E. y French, K. (1993). Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics*, 33, 3-56.

- Fama, E. y French, K. (1995). Size and Book-To-Market Factors in Earnings and Returns. *Journal of Finance*, 50, 131-155.
- Fama, E. y French, K. (1996). Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies. *Journal of Finance*, 51, 55-84.
- Fama, E. (1968). Risk, Return and Equilibrium: Some Clarifying Comments. *Journal of Finance*, 23 (1), pp. 29-40.
- Feller Rate. (2011). *Un apoyo a la Decisión: Calificación de Riesgo, un Proceso Abierto y Transparente*. Strategic Affiliated of Standard & Poor's, 1-3.
- Feria, J. (2005). *El Riesgo de Mercado: su Medición y Control*. Primera Edición. Madrid, España: Delta Publicaciones.
- Fernández, R. F. y Acosta, G. E. (2001). *Predicción del Fracaso Empresarial Mediante el Uso de Algoritmos Genéticos*. (Tesis Doctoral, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión, Campus de Tafira). Las Palmas de Gran Canaria, España. Recuperado en [www.revecap.com/encuentros/anteriores/xeea/trabajos/a/.../127.pdf](http://www.revecap.com/encuentros/anteriores/xeea/trabajos/a/.../127.pdf)
- Fideicomisos Instituidos en Relación con la Agricultura. (2009). *Análisis del Contexto Estratégico: Nota de Análisis*. Dirección de Análisis Económico y Sectorial de FIRA, 1-62.
- Fitch Ratings. (2006). *Calificación de Riesgo: Categorías de Clasificación*, 1-3.
- Franses, P. H. y Dijk, V. D. (2000). *Nonlinear Time Series Models in Empirical Finance*. United States of America: Cambridge University Press.
- Fu, J. (1998). A Neural Network Forecast of Economic Growth and Recession. *Journal of Economics*, 24 (1), 51-66.
- Galilei, G. (1564-1642). Sopra gli Scopertie dei Dadi (Sobre los descubrimientos de los Dados). En Gómez, M.A. (2001). *Origen de la Teoría de la Probabilidad:*

- Teorema de Bayes*. Seminario Orotava de Historia de la Ciencia, Año IV. Universidad Complutense de Madrid, España, 1-17.
- Galindo, M. (2008). La Crisis Económica Estadounidense y su Impacto en la Economía Mexicana. *Boletín Económico de ICE*, 2946, 13-22.
- García, M. (2003). *Reformas financieras en América Latina: Los Paradigmas Teóricos*. Centro de Investigaciones de Economía Internacional. Cuba: Universidad de la Habana, 1-7.
- García, P. (2002). *Aplicaciones de las Redes Neuronales en las Finanzas. Documento de Trabajo*. Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Madrid, España. Abril, 1-42.
- Gately, E. (1996). *Neural Networks for Financial Forecasting*. New York: Wiley.
- Gerber, H. (1979). *An Introduction to Mathematical Risk Theory*. Philadelphia, S.S. Huebner Foundation, University of Pennsylvania.
- Girolamo, C. (1663). *Liber de Ludo Aleae*. En Gómez, M.A. (2001). *Origen de la Teoría de la Probabilidad: Teorema de Bayes*. Seminario Orotava de Historia de la Ciencia, Año IV. Universidad Complutense de Madrid, España, 1-17.
- 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. *Comité de Investigación del Premio Nacional de Mercados Financieros de la Bolsa Mexicana de Valores*. Artículo de Divulgación Año II. *Volumen II*, Julio-Diciembre 2010, 1-37.
- González, C. (2003). *Nuevas perspectivas del análisis técnico de los mercados bursátiles mediante el aprendizaje automático. Aplicaciones al índice general de la bolsa de Madrid*. (Tesis Doctoral Universidad de las Palmas de Gran Canaria, Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión). Las Palmas de

- Gordon, M.J., y Shapiro, E. (1956). Capital Equipment Analysis: The Required Rate of Profit. *Management Science*. October, 102-110.
- Goss, E. y Ramchandani, H. (1995). Comparing Classification Accuracy of Neural Networks, Binary Logit Regression and Discriminant Analysis for Insolvency Prediction of Life Insurers. *Journal of Economics and Finance*, 19 (3), 1-18.
- Granger, C.W.J. y Terasvirta, T. (1993). *Modelling nonlinear economic relationships*. New York: Oxford University Press, 187.
- Gujarati, D. (2007). *Econometría*. Cuarta Edición, México, D.F.: Mc-GrawHill.
- Hamid, S. y Habib, A. (2005). Can Neural Networks Learn the Black-Scholes Model?: A simplified approach. Working paper No. 2005-01. *The Center for Financial Studies*, Southern New Hampshire University.
- Hausmann, R. y Gavin, M. (1996). *The Roots of Banking Crises: The Macroeconomic Context*. RES Working Papers 4026. USA: Inter-American Development Bank, Research Department.
- Hawley, D., Johnson, J. y Raina, D. (1990). Artificial Neural Systems: A New Tool for Financial Decision-Making. *Financial Analysts Journal*, 23, 63-72.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. USA: MacMillan College Publishing Company.
- Hernández, M. (2006). *La Gestión del Riesgo de Mercado en las Entidades de Depósito*. Ector, 54-62.
- Hernández, S.R; Fernández, C.C. y Baptista, L.P. (2003). *Metodología de la Investigación*. Tercera Edición. México, D.F.: Editorial Mc Graw Hill.

- Hicks, J.R. (1939). *Value and Capital: An Inquiry Into Some Fundamental Principles of Economic Theory*. Second Edition, 1946. Oxford: Clarendon Press.
- Hirshleifer, J. (1971). The Private and Social Value of Information and the Reward to Inventive Activity. *American Economic Review*, 61, 561-574.
- Hornik, K. (1991). Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks. *Neural Networks*, 4, 251-257.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. y White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks*, 2, 359-366.
- Hutchinson, J., Lo, A y Poggio, T. (1994). A non-parametric approach to pricing and hedging derivative securities via learning networks, *Journal of Finance*, 49, 881-889.
- Jareño, F. (2006). Modelos de estudio del riesgo de interés e inflación. *Estrategia Financiera*, 232, Octubre, 90.
- Jensen, M.C. (1968). The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964, *Journal of Finance*, 23, 389-416.
- Johnson, C. y Vergara, R. (2004). *Política Monetaria en una Economía Emergente con Redes Neuronales: el Caso de Chile*. Manuscrito, Chile: UAI-UC.
- Johnson, C. y Padilla, M. (2005). Regularidades no lineales en índices accionarios: una aproximación con redes neuronales. *El Trimestre Económico*, vol. LXXII (4), issue 288, 765-821.
- Jorion, P. (2006). *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. Tercera Edición, USA: McGraw-Hill.
- Jorion, P. (1999). *Valor en Riesgo*. Primera Edición, México, D.F.: Editorial Limusa, S.A. de C.V.

- Kahneman, D. y Tversky, A. (1979). Prospect theory: An Analysis of Decisions Under Risk. *Econometrica*, 47 (2), pp. 263-291.
- Kaldor, N. (1939). Welfare Propositions of Economics and Interpersonal Comparisons of Utility. *Economic Journal*, 49, 549-552.
- Keynes, M. J. (1994). *The Economist as Saviour 1920-1937*. In Skidelsky, R. by Papermac.
- Knight, F. (1921). Riesgo, Incertidumbre y Beneficio. In *Historical and Theoretical Issues in the Problem of Modern Capitalism (1928)*. Journal of Economics & Business History.
- Kuan, C. M. y White, H. (1994). Artificial Neural Networks: An Econometric Perspective. *Econometric Reviews*, 13, November, 1-91.
- Kumar, K. y Bhattacharya, S. (2006). Artificial Neural Network vs. Linear Discriminant Analysis in Credit Rating Forecasts. *Review of Accounting and Finance*, 5 (3), 216-227.
- 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, Universidad Autónoma y Universidad Complutense de Madrid), pp. 1-16. Recuperado de [dialnet.unirioja.es/servlet/fichero\\_articulo?codigo=2480062.pdf](http://dialnet.unirioja.es/servlet/fichero_articulo?codigo=2480062.pdf)
- Lim, G. y McNelis, P. (1998). The Effect of the Nikkei and the S&P on the All-Ordinaries: A Comparison of Three Models. *International Journal of Finance and Economics*, 3 (3), 217-228.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets, *Review of Economics and Statistics*, 47 (1), 13-37.

- Markowitz, H.M. (1959). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*. March, 1952, 7 (1), 77-91.
- Marschak, J. y Makower, H. (1938). Assets, Prices and Monetary Theory. *Economica*. Reprinted in January, 1974.
- Marschak, J. (1938). Money and the Theory of Assets. *Econometrica*. Reprinted in January, 1974.
- Martin, V., Choo, E. y Teo, L. (1997). *Exchange Rate Forecasting Models*. In Creedy, J. y Martin, V. (eds.) *in Nonlinear Economic Models: Cross-Sectional, Time Series and Neural Network Applications*. Cheltenham, UK, y Lyme, N.H.: Elgar.
- Martínez, B. (2009). *El Control, la Medición y el Impacto del Riesgo de Mercado en una Sociedad Financiera*. Guatemala: Universidad de San Carlos de Guatemala, Facultad de Ciencias Económicas.
- Martínez, I. (2004). *Introducción a las Redes Neuronales*. Trabajo para la asignatura de doctorado: Aprendizaje Automático. Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid, 1-19.
- McKinnon, R.I. (1973). *Money and Capital in Economic Development*. Washington, D.C.: The Brookings Institution.
- Medina, E. (2002). *Introducción a la Econometría e Informática*. Modelos Econométricos e Información Estadística. Febrero, 1-8.
- Merton, R.C. (1995). Influence of Mathematical Models in Finance on Practice: Past, Present and Future. *Journal of Finance*, 50 (5), 1359-1370. In Kelly, F.P. and Wilmott, P. *Mathematical Models in Finance*. S. D. Howison, (eds). London: Chapman & Hall, 1-14.
- Merton, R. (1973). Theory of Rational Option Pricing. *The Bell Journal of Economics and Management Science*, 4, (1), Spring, 141-183.

- Minsky, M. y Papert, S. (1969). *Perceptrons*. USA: MIT Press, Massachussets.
- Modigliani, F. y Miller, M. (1958). The Cost of Capital Corporation Finance, and the Theory of Investment. *American Economic Review*, XLVIII (June), 261-297.
- Moller, M.F. (1993). Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning. *Neural Networks*, 6 (4), 525-533.
- Morales, M. (2007). *La Sensibilidad a Cambios en la Tasa de Interés*. USA: Webprofit Ltda. C. L., 1-8.
- Morgenstern, O. y Von Neumann, J. (1944): *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton University Press. Edited in 1947.
- Moshiri, S., Cameron, N. y Scuse, D. (1999). Static, Dynamic, and Hybrid Neural Networks in Forecasting Inflation. *Computational Economics*, 14 (3), 219-235.
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 34 (4), 768-783.
- Moyer, C., Mcguigan, J. y Kretlow, W. (2004). *Administración Financiera Contemporánea*. Novena Edición. México, D.F.: Editorial Thompson, 178-190.
- Oddone, C.N. (2004). Mercados Emergentes y Crisis Financiera Internacional: El Caso Argentino a la Luz de las Experiencias de México y el Sudeste Asiático. *Eumed·net*. Buenos Aires, Argentina.
- Olmedo, I. y Fernández, E. (1997). Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction. *Computational Economics*, 10 (4), 317-335.
- Pacific Credit Rating. (2009). *Manual de Clasificación de Riesgo*. PCR, Boletín de Noviembre, 26.

- Pacific Credit Rating. (2010). *Administración de Riesgos Crediticios y de Mercado*. Bonos Soboce V, Emisión 1. Diciembre, 1-28.
- Parisi, A. (2002). Evaluación de Modelos de Redes Neuronales de Predicción del Signo de la Variación del IPSA. *Estudios de Administración*, Chile, 9 (1), 67-103.
- Parisi, A., Parisi, F. y Guerrero, J. L. (2003). Redes neuronales en la predicción de Índices bursátiles internacionales: Un análisis de la estabilidad de los pesos. *El Trimestre Económico*, LXIX (280), Octubre-Diciembre, 721-744.
- Parisi, A., Rodríguez, A. y Gaete, C. (2007). Técnicas Avanzadas para la Predicción de la Variación del Ishare MSCI Brazil Index (EWZ). *Revista Estudios de Información y Control de Gestión*. Universidad de Chile, Facultad de Economía y Negocios, Departamento de Control de Gestión y Sistemas de Información, 12 (Primer Semestre), 5-54.
- Pratt, J.W. (1966). Risk Aversion in the Small and the Large. *Econometrica*, 32, 122-136.
- Qi, M. (1999). Nonlinear Predictability of Stock Returns Using Financial and Economic Variables. *Journal of Business and Economic Statistics*, 17 (4), 419-429.
- Refenes, A.P. (1995). *Neural Networks in the Capital Markets*. New York: Wiley.
- Ross, S., Westerfield, R. y Jaffe, J. (2008). *Corporate Finance*. Eight Edition. USA: Mc Graw Hill.
- 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*, 28, 61-87.
- Sánchez, V. (2005). *Medición del Riesgo de Mercado: Problemas en la Práctica*. Gestión Global del Riesgo de Mercado del BBVA, 1-11.

- Sarmiento, R. y Vélez, R. (2007). Teoría del Riesgo en Mercados Financieros: Una Visión Teórica. *Cuadernos Latinoamericanos de Administración*, Vol. II (4), 1-25.
- Shah, J. y Murtaza M. (2000). A Neural Network Based Clustering Procedure for Bankruptcy Prediction. *American Business Review*, 18 (2), 80-86.
- Sharpe, W. (1992). Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement. *Journal of Portfolio Management*. New York (Winter 1992), 7-19.
- Sharpe, W. (1994). *The Sharpe Ratio*. Reprinted from *The Journal of Portfolio Management*, New York (Fall 1994), 33-42.
- Sharpe, W. (1964-1966). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk. *Journal of Finance*, 19 (3), 425-442.
- Shaw, E.S. (1973). *Financial Deepening in Economic Development*. New York: Oxford University Press.
- Shefrin, H. (2000). *Beyond Greed and Fear: Understanding Behavioral Finance and the Psychology of Investing*. Oxford University Press and Boston, MA: Harvard Business School.
- Simon, H. (1979). *Models of Thought: Papers on Human Information-Processing and Problem-Solving*. Vols. 1 and 2. Yale: University Press.
- Sosa, M. (1997). *Inteligencia Artificial en la Gestión Financiera Empresarial*. *Revista Pensamiento y Gestión*, 23. Universidad del Norte, Colombia.
- Spence, M. (2001). *Signaling in Retrospect and the Informational Structure of Markets*. Prize Lecture, December 8<sup>th</sup>. Stanford Business School, Stanford University. Stanford, California.

- Standard and Poor's, (2009). *Guía Sobre Aspectos Fundamentales de las Calificaciones Crediticias*. México, 12.
- Stiglitz, J. (1972). Some Aspects of the Pure Theory of Corporate Finance: Bankruptcies and Take Overs. *Bell Journal of Economics*. The RAND Corporation, 3 (2) Autumn, 458-482.
- Stiglitz, J. (2001). *Asimetrías de Información y Políticas Económicas*. Project Syndicate, 1.
- Stiglitz, J. (2001). *Information and the Change in the Paradigm in Economics. Prize Lecture, December 8<sup>th</sup>*. Columbia Business School, Columbia University. New York, USA.
- Stone, B. K. (1974). Systematic Interest-Rate Risk in a Two-Index Model of Returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 9, 709-721.
- Summers, L. (1989). *Relative Wages, Efficiency Wages, and Keynesian Unemployment*. NBER Working Papers 2590, National Bureau of Economic Research, Inc.
- Tessaromatis, N. (2003). *Stock Market Sensitivity to Interest Rates and Inflation*. Working Paper, EFMA 2003 Meeting in Helsinki.
- Tobin, J. y William, C. (1977). *Asset Markets and the Cost of Capital*. In Nelson, Richard and Balassa, Bela (eds.), *Economic Progress: Private Values and Public Policy* (Essays in Honor of William Fellner), Amsterdam: North-Holland, 235-62.
- Tobin, J. (1958). Liquidity Preference as Behavior Towards Risk. *The Review of Economic Studies*, 25.
- Treynor, J. (1965). *How to Rate Management of Investment Funds*. Harvard Business Review, 44, 63-75.

- Tsibouris, G. y Zeidenberg, M. (1995). *Testing the Efficient Markets Hypothesis with gradient descent algorithms*. In Refenes, A.P. (ed.). *Neural Networks in the Capital Markets*. Chichester, UK: Wiley, 127-136.
- Universidad del Valle de México. (2003-2004). *Contabilidad: Aspectos y conceptos de una empresa*. México, 4.
- Vallado, R. (2005). *El Kinder Book de la Bolsa de Valores en México*. Universidad Autónoma de Yucatán, Facultad de Contaduría y Administración, Licenciatura en Mercadotecnia y Negocios Internacionales. Febrero del 2005, Nota Técnica, 1-7.
- Van Eyden, R.J. (1996). *The Applications of Neural Networks in the Forecasting of Share Prices*. New York: Finance & Technology Publishing.
- Von Neumann, J. (1928). *Zur Theorie der Gessellschaftspiele, Mathematische Annalen: Estudio sobre los Juegos de Estrategias*. Primer artículo publicado sobre Teoría de Juegos. Princeton: Princeton University Press.
- White, D. R. y Borgatti, S. P. (1994). Betweenness Centrality Measures for Directed Graphs. *Social Networks*, 16, 335-346.
- White, H. (1988). Economic Prediction using Neural Networks: The case of IBM Daily Stock Returns. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Chicago. *Published by Neural Networks in Finance and Investing*. (ed.) Trippi y Turban. Probus Publishing Company (1992), II459-II482.
- Wilson, H., Keating, B. y Solutions, Inc. (1998). *Business Forecasting with ForecastX<sup>TM</sup>*. USA: McGraw Hill International Edition.
- Wilson, N., Chong, K. y Peel, M. (1995). Neural Network Simulation and Prediction of Corporate Outcomes: Some Empirical Findings. *International Journal of the Economics of Business*, 2 (1), 31-50.
- Witkowska, D. (1999). Applying Artificial Neural Networks to Bank-Decision Simulations. *International Advances in Economic Research*, 5 (3), 350-368.

- Wu, C. y Wang, X. (2000). A Neural Network Approach for Analyzing Small Business Lending Decisions. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 15 (3), 259-276.
- Yao, J., Tan, C. y Poh, H. (1999). Neural Networks for Technical Analysis: A Study on KLCI. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 2 (2), 221-241.
- Yoda, M. (1994). *Predicting the Tokyo Stock Market*. In Deboeck, G.J. (ed.), *Trading on the Edge: Neural, Genetic, and the Fuzzy Systems for Chaotic Financial Markets*. New York: Wiley, 66-67.
- Zhang, D., Jiang, Q. y Li, X. (2004). Application of Neural Networks in Financial Data Mining. *International Journal of Computational Intelligence*, 1 (2), 116-119.
- Zorrilla, J.P. (2005). Globalización, Incertidumbre y Riesgo. *Intangible Capital*, I (9), Julio-Septiembre, 1-17.
- Zorrilla, J.P. (2006). La Economía de la Información: Una Revisión a la Teoría Económica sobre la Información Asimétrica. *Revista Académica: Contribuciones a la Economía*. Universidad de La Laguna, España (Octubre), 1-7.
- Zurada, J. (1998). Neural Networks Versus Logit Regression Models for Predicting Financial Distress Response Variables. *Journal of Applied Business Research*, 15 (1), 21-29.

## CONSULTAS EN LÍNEA

- [1] Definición y consulta del objetivo principal de la Bolsa Mexicana de Valores, consultando la página de la BMV; [fecha de consulta: Abril 2010], [en línea] <http://www.bmv.com.mx/>
  
- [2] Definición y consulta sobre la tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE a 28 días), de Enero de 2004 a Diciembre de 2009 en forma mensual, consultando la página del Banco de México (BANXICO); [fecha de consulta: Abril 2010], [en línea] <http://www.banxico.org.mx/tipo/disposiciones/OtrasDisposiciones/tie.html>
  
- [3] Definición y consulta sobre el tipo de cambio (Peso mexicano vs. Dólar americano) interbancario a 48 horas al cierre de venta, de Enero de 2004 a Diciembre de 2009 en forma mensual, consultando la página del Banco de México (BANXICO); [fecha de consulta: Abril 2010], [en línea] <http://www.banxico.org.mx/portal-mercado-cambiario/index.html>
  
- [4] Consulta sobre los precios de cierre de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores desde Enero de 2004 a Diciembre de 2009 en forma mensual, consultando la página del Yahoo Finance; [fecha de consulta: Abril 2010], [en línea] <http://finance.yahoo.com/?u>
  
- [5] Consulta sobre la beta histórica de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores desde Enero de 2004 a Diciembre de 2009 en forma mensual, consultando la página de Economática; [fecha de consulta: Abril 2010], [en línea] <http://www.economatica.com/es/>
  
- [6] Definición y consulta sobre la topología de la Red neuronal artificial de perceptrón múltiple, consultando la página de Javier Del Carpio, Gallegos; [fecha de consulta: Abril 2010], [en línea] <http://redalyc.uaemex.mx/pdf/816/81680205.pdf>
  
- [7] Consulta sobre el manual y software de Matlab 7.0 con el módulo de redes neuronales, consultando la página de Matlab; [fecha de consulta: Mayo 2010],

- [en línea] <http://www.docstoc.com/docs/377389/manual-de-matlab-7-0-espa%C3%B1ol>
- [8] Definición y consulta sobre el valor de los Cetes a 91 días, consultando la página del Banco de México (BANXICO); [fecha de consulta: Agosto 2010], [en línea] <http://www.banxico.org.mx/portalesEspecializados/tasasInteres/valoresgubernamentales.html>
- [9] Definición y consulta sobre la 25a. Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito.docx; [fecha de consulta: Febrero 2011], [en línea] <http://www.cnbv.gob.mx/BusquedaAvanzada/Results.aspx?k=mapeo%20de%20calificaciones%20y%20grados%20de%20riesgo%20para%20esquemas%20de%20bursatilizaci%C3%B3n>
- [10] Para consultar las memorias técnicas del 3er. Congreso Internacional de Investigación CIPITECH 2010, debe iniciar sesión con los siguientes datos: a) Usuario: congreso ; y b) Contraseña: memoria10; [fecha de consulta: Octubre 2010], [en línea] <ftp://memoria.itparral.edu.mx>
- [11] Para consultar las semblanzas de los autores que participaron en el 2do. Congreso Internacional de la Ciencia de la Ciencia de Sistemas: [fecha de consulta: Noviembre 2010], [en línea] <http://www.ingenieria.unam.mx/amcs/documentos/semblanzas.pdf>
- [12] Para consultar las memorias en video del 2do. Congreso Internacional de la Ciencia de la Ciencia de Sistemas: [fecha de consulta: Noviembre 2010], [en línea] <http://www.dti.ugto.mx/portal/index.php/videoteca>
- [13] Para consultar el proceso de calificación de las Entidades Calificadoras de Riesgo, tomando como ejemplo a Feller Rate "Un apoyo a la decisión": Calificación de riesgo un proceso abierto y transparente, pp. 1-3: [fecha de consulta: Enero 2011], [en línea] [www.feller-rate.com.do/grd/articulos/procesocla.pdf](http://www.feller-rate.com.do/grd/articulos/procesocla.pdf)

[14] Para consultar la nota técnica sobre las calificadoras de riesgo y su función:  
[fecha de consulta: Enero 2011], [en línea] <http://brc.com.co/inicio.php>

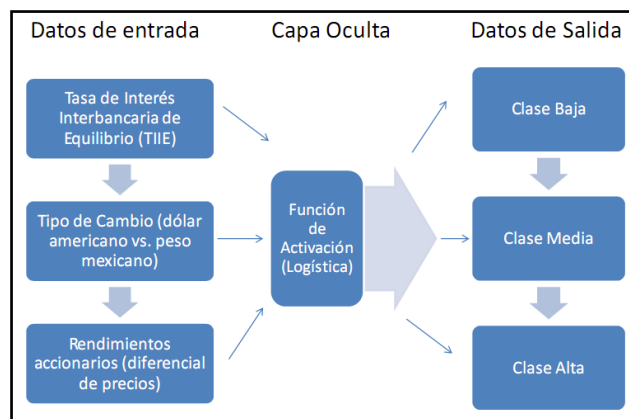
[15] Para consultar la nota técnica de Standard & Poor's sobre la definición de calificación de riesgo al 2009: [fecha de consulta: Enero 2011], [en línea] <http://www.mejoresbrokers.es/%C2%BFcuales-son-las-notas-que-otorgan-las-calificadoras-de-riesgo/>

## ANEXO 1

### PRIMERA ETAPA DEL PROCESO OPERATIVO DE SIMULACIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL CLASIFICADORA

Resultados de la primera etapa de trabajo de la simulación de la red neuronal artificial clasificadora que muestra la estructura de la red implementada en la primera etapa de simulación de la red, exhibida en la Figura A1.1:

Figura A1.1  
Estructura de la RNA implementada en la primera etapa de simulación de la red.



Fuente: Elaboración propia.

#### Variables de la Capa de Entrada:

- 1) Tasa de Interés Interbancaria de Equilibrio (TIIE),
- 2) Tipo de Cambio (TC) y,
- 3) Rendimiento Accionario (RA).

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 fue realizada de manera aleatoria.

- 1) Conjunto de entrenamiento: Porcentaje de datos empleados para que la red aprenda el problema, se tomó el 70% de los ejemplos, siendo denotado como conjunto dentro de la muestra.

- 2) 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 30% 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 sigmoidales son un conjunto de funciones no lineales, crecientes, monótonas y acotadas. La función sigmoidal más común es la función logística definida como:

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

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 retropropagación de gradiente conjugado escalado descrito en Moller (1993).

Se realizaron múltiples experimentos para determinar el número de neuronas de la capa oculta. La búsqueda del número de neuronas adecuado para el problema de clasificación en cuestión, fue efectuada en un intervalo de 3 a 20 neuronas (formando 17 redes).

Se aplicaron 10 experimentos por cada red neuronal con diferentes números de neuronas en la capa oculta. De acuerdo a su efectividad; al clasificar los elementos del conjunto dentro de la muestra se seleccionó la cantidad de 6 neuronas.

### Resultados de la capa de salida:

Objetivo: Determinación de las salidas de la red.

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:

$$y_i = f(\sum_{i=1}^n w_{ji}u_i + b_j) \quad (2)$$

Número de ejemplos clase 1 (riesgo bajo): 703 (menor a 0.5).

Número de ejemplos clase 2 (riesgo medio): 83 (entre 0.5 y 1.5).

Número de ejemplos clase 3 (riesgo alto): 510 (mayor a 1.5).

### Análisis e interpretación de los datos de la capa de salida:

La base de datos contempla el periodo del 2004 al 2009, por considerarlo el de mayor volatilidad accionaria, en la última década. Se seleccionaron únicamente las acciones de las 18 empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV).

El diseño de la investigación es experimental, ya que se fundamenta en un enfoque cuantitativo, y se centra en la validez de los datos para el cálculo y la medición del riesgo de mercado aplicando una RNA clasificadora.

El conjunto de datos empleados para la calificación y clasificación del riesgo de mercado, corresponden a la valuación mensual de las variables de entrada. El conjunto de datos consta de 72 ejemplos por cada empresa en un periodo de 5 años, siendo un total de 1296 ejemplos. Cada ejemplo consta de las siguientes variables: Tasa de interés interbancaria de equilibrio (TIIE), tipo de cambio (TC) y rendimiento accionario (RA).

Los resultados de la salida de la red, se determinaron tomando en cuenta que cada observación de los conjuntos de entrenamiento y prueba fue etiquetada empleando el valor de su beta, considerada como el indicador de sensibilidad con respecto a las fluctuaciones del mercado, al ser comparado con la beta del Índice

de precios y cotizaciones, considerado como el indicador más importante de la BMV dado que expresa el rendimiento del mercado accionario.

Las salidas de la red se segmentaron en tres clases objetivo para etiquetar y clasificar al riesgo de mercado en bajo, medio y alto de común acuerdo con las escalas de clasificación general que por lo regular utilizan las principales Entidades Calificadoras de Riesgo (ECR's) que operan en México, tales como Standard and Poors, Fitch y Moodys.

Los resultados de salida de la red clasificaron al riesgo de mercado como bajo, medio y alto. La muestra consta de 703 ejemplos de riesgo bajo, 83 ejemplos de riesgo medio y 510 correspondientes a riesgo alto. El mejor resultado de las simulaciones efectuadas en el subconjunto de entrenamiento de los casos (suma diagonal de la matriz de confusión), señala una efectividad de clasificación para el conjunto dentro de la muestra de 55.2% ejemplos correctamente clasificados. Por clases, se obtuvieron los siguientes porcentajes de ejemplos correctamente clasificados:

- a) 48.5% de riesgo bajo,
- b) 0.2% de riesgo medio y,
- c) 6.5% de riesgo alto del total de ejemplos del conjunto de entrenamiento. La matriz de confusión se muestra en la Tabla A1.1:

Tabla A1.1  
Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.

| Matriz de confusión |                             |               |               |                |                |
|---------------------|-----------------------------|---------------|---------------|----------------|----------------|
| Salidas de la red   | Riesgo Bajo                 | 440<br>48.5%  | 50<br>5.5%    | 284<br>31.3%   | 56.8%<br>43.2% |
|                     | Riesgo Medio                | 10<br>1.1%    | 2<br>0.2%     | 19<br>2.1%     | 6.5%<br>93.5%  |
|                     | Riesgo Alto                 | 38<br>4.2%    | 5<br>0.6%     | 59<br>6.5%     | 57.8%<br>42.2% |
|                     | Porcentaje de Clasificación | 90.2%<br>9.8% | 3.5%<br>96.5% | 16.3%<br>83.7% | 55.2%<br>44.8% |
|                     |                             | Riesgo Bajo   | Riesgo Medio  | Riesgo Alto    |                |
| Clase objetivo      |                             |               |               |                |                |

Fuente: Elaboración propia

En cuanto a los resultados de la matriz de confusión para el conjunto de entrenamiento, se observó lo siguiente:

- 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.

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.

Por lo tanto, las conclusiones a priori que se desprenden de la primera etapa de simulación de la RNA son:

- 1) Los resultados de la clasificación en la fase de entrenamiento muestran que las salidas de la red se sesgaron hacia la clase mayoritaria (riesgo bajo) en un 48.5%, lo cual resulta hasta cierto punto evidente, debido a que las clases se encontraban desbalanceadas, problema típico en clasificación de datos económicos que se utilizaron para alimentar la red.
- 2) Con el fin de mejorar los resultados de la clasificación, se procedió a aumentar el número de ejemplos de las clases minoritarias, en especial la de riesgo medio, con el propósito de balancearlas.

- 3) Otro factor que se consideró fue el aumento del número de variables significativas para calcular el riesgo de mercado, tales como la razón de liquidez ó prueba ácida (RPA), la razón de endeudamiento total (RET), el volumen de cotización (volumen) y el precio de cierre (cierre); y de esta manera incrementar el nivel de confianza en un intervalo del 70 al 80%, con los resultados obtenidos en el conjunto entrenamiento, y poder continuar con la fase de prueba.
- 4) Al aumentar el número de variables, la red se saturó y se sobreentrenó, ya que, el porcentaje del resultado de la salida de la red no sobrepasó nuevamente el 50% en la fase de entrenamiento. Por lo tanto, se rechazó la hipótesis nula, considerando que este porcentaje es muy bajo para efectos de la medición y categorización del riesgo, objeto de este estudio.
- 5) Finalmente, al obtener un resultado de categorización tan bajo, y que de acuerdo con la revisión de la literatura un porcentaje mayor al 70% ya es considerado como viable para este tipo de investigación (Gómez et al, 2009), se decide elaborar una hipótesis alternativa, basada en las variables que sustentan al modelo CAMP, con la que se trabaja en la segunda parte de la simulación de la red.
- 6) Como el porcentaje de clasificación en el conjunto de entrenamiento que muestra la salida de la red no fue mayor al 70% considerado este resultado no se considera óptimo para la categorización del riesgo de mercado y se rechaza la hipótesis nula.

## ANEXO 2

### 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 en la Tabla A2.1:

Tabla A2.1  
Método Estándar para Bursatilizaciones  
Calificaciones y Grados de Riesgo a Largo Plazo  
Escala Global y Locales

| Grados de Riesgo<br>Largo Plazo Método<br>Basado en<br>calificaciones Internas<br>o Inferidas |     | Escala de Calificación Autorizadas |                             |                           |                               |                             |                           |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|-----|------------------------------------|-----------------------------|---------------------------|-------------------------------|-----------------------------|---------------------------|
|                                                                                               |     | S&P Escala<br>Global               | MOODY'S<br>Escala<br>Global | FITCH<br>Escala<br>Global | S&P Escala<br>CaVal<br>México | MOODY'S<br>Escala<br>México | FITCH<br>Escala<br>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)                 |
| 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<br>Ca.mx<br>C.mx    | C (mex)                   |

Fuente: Anexo 1-G expuesto en la 25a. Resolución por la que se modifican las disposiciones de carácter general aplicables a las instituciones de crédito, publicada en el Diario Oficial de la Federación (2010), el 9 de Abril de ese mismo año, pp. 93-94.

### ANEXO 3

Tabla A3.1 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 |    |
|               | A                                       | E | A  | E  | A  | E | A  | E  | A  | E  | A  | E | A  | E  | A  | E  | A  | E | A  | E  | A  | E  | A  | E  | A  | E  | A  | E | A  | E | A  | E  | A  | E | A  | E  | A  | E |    |    |
| MEXCHEM.MX    | 20                                      | 0 | 12 | 2  | 19 | 0 | 12 | 3  | 18 | 2  | 20 | 0 | 8  | 13 | 7  | 12 | 20 | 0 | 4  | 13 | 4  | 16 | 20 | 1  | 19 | 3  | 19 | 0 | 19 | 0 | 19 | 3  | 21 | 0 | 10 | 7  | 19 | 0 | 16 | 2  |
| TLEVISACPO.MX | 21                                      | 0 | 9  | 13 | 15 | 0 | 7  | 13 | 8  | 10 | 17 | 0 | 12 | 3  | 14 | 4  | 17 | 0 | 3  | 16 | 3  | 17 | 7  | 12 | 9  | 9  | 19 | 0 | 18 | 0 | 8  | 11 | 21 | 0 | 5  | 15 | 21 | 0 | 6  | 13 |
| AMXL.MX       | 20                                      | 0 | 14 | 8  | 19 | 0 | 14 | 8  | 13 | 8  | 19 | 0 | 16 | 5  | 18 | 4  | 19 | 0 | 8  | 13 | 7  | 9  | 12 | 9  | 13 | 8  | 22 | 0 | 22 | 0 | 12 | 8  | 19 | 0 | 3  | 14 | 19 | 0 | 13 | 5  |
| ARA.MX        | 17                                      | 0 | 9  | 9  | 17 | 0 | 12 | 7  | 13 | 9  | 20 | 0 | 17 | 2  | 16 | 3  | 17 | 0 | 8  | 12 | 10 | 11 | 14 | 9  | 10 | 7  | 18 | 0 | 19 | 0 | 12 | 8  | 22 | 0 | 3  | 20 | 19 | 0 | 10 | 7  |
| CEMEXCPO.MX   | 20                                      | 0 | 11 | 6  | 24 | 0 | 13 | 6  | 15 | 6  | 22 | 0 | 15 | 2  | 16 | 3  | 19 | 0 | 7  | 10 | 9  | 9  | 12 | 7  | 14 | 7  | 19 | 0 | 18 | 0 | 15 | 4  | 20 | 0 | 4  | 17 | 20 | 0 | 14 | 7  |
| COMERCIUBC.MX | 19                                      | 0 | 18 | 2  | 18 | 0 | 18 | 2  | 17 | 2  | 16 | 0 | 15 | 5  | 14 | 5  | 20 | 0 | 11 | 7  | 10 | 9  | 18 | 1  | 16 | 2  | 18 | 0 | 21 | 0 | 17 | 0  | 18 | 0 | 7  | 11 | 22 | 0 | 18 | 2  |
| FEMSAUBD.MX   | 19                                      | 0 | 11 | 10 | 20 | 0 | 11 | 8  | 11 | 8  | 19 | 0 | 12 | 3  | 14 | 4  | 21 | 0 | 6  | 15 | 6  | 14 | 7  | 8  | 11 | 7  | 20 | 0 | 16 | 0 | 13 | 8  | 20 | 0 | 5  | 16 | 19 | 0 | 9  | 9  |
| GEOB.MX       | 17                                      | 0 | 14 | 6  | 22 | 0 | 13 | 5  | 12 | 5  | 21 | 0 | 14 | 7  | 14 | 7  | 19 | 0 | 6  | 11 | 7  | 12 | 17 | 5  | 11 | 3  | 21 | 0 | 19 | 0 | 11 | 6  | 21 | 0 | 6  | 13 | 19 | 0 | 17 | 5  |
| GMEXICOB.MX   | 20                                      | 0 | 17 | 5  | 18 | 0 | 11 | 5  | 14 | 5  | 18 | 0 | 15 | 5  | 13 | 4  | 17 | 0 | 8  | 10 | 11 | 10 | 12 | 4  | 17 | 4  | 16 | 0 | 18 | 0 | 16 | 6  | 15 | 0 | 3  | 15 | 20 | 0 | 13 | 5  |
| GMODELOC.MX   | 18                                      | 0 | 13 | 6  | 18 | 0 | 15 | 6  | 11 | 8  | 18 | 0 | 7  | 12 | 7  | 13 | 20 | 0 | 0  | 19 | 0  | 19 | 11 | 8  | 14 | 7  | 21 | 0 | 17 | 0 | 13 | 8  | 19 | 0 | 11 | 6  | 19 | 0 | 13 | 6  |
| ICA.MX        | 19                                      | 0 | 17 | 2  | 19 | 0 | 17 | 3  | 17 | 3  | 19 | 0 | 10 | 8  | 11 | 9  | 16 | 0 | 9  | 12 | 5  | 9  | 19 | 3  | 18 | 3  | 16 | 0 | 18 | 0 | 19 | 2  | 18 | 0 | 9  | 11 | 16 | 0 | 18 | 3  |
| KIMBERA.MX    | 19                                      | 0 | 18 | 3  | 19 | 0 | 15 | 4  | 14 | 3  | 19 | 0 | 7  | 12 | 5  | 14 | 22 | 0 | 3  | 20 | 1  | 19 | 15 | 4  | 14 | 2  | 20 | 0 | 18 | 0 | 16 | 3  | 18 | 0 | 14 | 6  | 17 | 0 | 18 | 4  |
| SORIANAB.MX   | 22                                      | 0 | 9  | 12 | 21 | 0 | 9  | 11 | 8  | 10 | 18 | 0 | 16 | 6  | 13 | 4  | 18 | 0 | 4  | 16 | 5  | 14 | 6  | 10 | 7  | 12 | 19 | 0 | 20 | 0 | 9  | 6  | 19 | 0 | 5  | 12 | 18 | 0 | 9  | 8  |
| TELECOMA1.MX  | 20                                      | 0 | 11 | 4  | 19 | 0 | 13 | 6  | 13 | 6  | 21 | 0 | 16 | 4  | 18 | 2  | 20 | 0 | 11 | 10 | 11 | 11 | 15 | 8  | 14 | 5  | 18 | 0 | 21 | 0 | 11 | 7  | 19 | 0 | 4  | 16 | 19 | 0 | 13 | 5  |
| TELMEXL.MX    | 22                                      | 0 | 7  | 11 | 19 | 0 | 8  | 11 | 9  | 12 | 19 | 0 | 13 | 6  | 13 | 5  | 23 | 0 | 4  | 14 | 4  | 16 | 7  | 12 | 8  | 13 | 21 | 0 | 22 | 0 | 5  | 11 | 17 | 0 | 5  | 14 | 18 | 0 | 6  | 14 |
| WALMEXV.MX    | 14                                      | 0 | 11 | 7  | 20 | 0 | 10 | 11 | 14 | 3  | 21 | 0 | 14 | 7  | 15 | 6  | 19 | 0 | 5  | 12 | 5  | 14 | 8  | 6  | 12 | 8  | 20 | 0 | 21 | 0 | 12 | 8  | 20 | 0 | 4  | 16 | 22 | 0 | 11 | 8  |

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A3.2 Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de prueba formado por el 20% 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 Prueba |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |    |   |
|---------------|----------------------------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|----|---|
|               | 1                                |   | 2 |   | 3 |   | 4 |   | 5 |   | 6 |   | 7 |   | 8 |   | 9 |   | 10 |   | 11 |   | 12 |   | 13 |   | 14 |   | 15 |   | 16 |   | 17 |   | 18 |   | 19 |   | 20 |   |
|               | A                                | E | A | E | A | E | A | E | A | E | A | E | A | E | A | E | A | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E | A  | E |    |   |
| MEXCHEM.MX    | 4                                | 0 | 9 | 1 | 5 | 0 | 9 | 0 | 4 | 0 | 4 | 0 | 0 | 3 | 1 | 4 | 4 | 0 | 1  | 6 | 1  | 3 | 1  | 2 | 2  | 0 | 5  | 0 | 5  | 0 | 2  | 0 | 3  | 0 | 6  | 1 | 5  | 0 | 5  | 1 |
| TLEVISACPO.MX | 3                                | 0 | 1 | 1 | 9 | 0 | 3 | 1 | 2 | 4 | 7 | 0 | 6 | 3 | 4 | 2 | 7 | 0 | 1  | 4 | 1  | 3 | 3  | 2 | 1  | 5 | 5  | 0 | 6  | 0 | 2  | 3 | 3  | 0 | 1  | 3 | 3  | 0 | 4  | 1 |
| AMXL.MX       | 4                                | 0 | 1 | 1 | 5 | 0 | 1 | 1 | 2 | 1 | 5 | 0 | 3 | 0 | 1 | 1 | 5 | 0 | 2  | 1 | 3  | 5 | 3  | 0 | 2  | 1 | 2  | 0 | 2  | 0 | 3  | 1 | 5  | 0 | 2  | 5 | 5  | 0 | 2  | 4 |
| ARA.MX        | 7                                | 0 | 5 | 1 | 7 | 0 | 2 | 3 | 1 | 1 | 4 | 0 | 4 | 1 | 5 | 0 | 7 | 0 | 3  | 1 | 1  | 2 | 0  | 1 | 4  | 3 | 6  | 0 | 5  | 0 | 2  | 2 | 2  | 0 | 0  | 1 | 5  | 0 | 4  | 3 |
| CEMEXCPO.MX   | 4                                | 0 | 5 | 2 | 0 | 0 | 3 | 2 | 1 | 2 | 2 | 0 | 5 | 2 | 4 | 1 | 5 | 0 | 5  | 2 | 3  | 3 | 4  | 1 | 2  | 1 | 5  | 0 | 6  | 0 | 1  | 4 | 4  | 0 | 0  | 3 | 4  | 0 | 2  | 1 |
| COMERCIUBC.MX | 5                                | 0 | 4 | 0 | 6 | 0 | 4 | 0 | 5 | 0 | 8 | 0 | 1 | 3 | 2 | 3 | 4 | 0 | 3  | 3 | 4  | 1 | 4  | 1 | 6  | 0 | 6  | 0 | 3  | 0 | 5  | 2 | 6  | 0 | 1  | 5 | 2  | 0 | 4  | 0 |
| FEMSAUBD.MX   | 5                                | 0 | 3 | 0 | 4 | 0 | 3 | 2 | 3 | 2 | 5 | 0 | 5 | 4 | 3 | 3 | 3 | 0 | 1  | 2 | 1  | 3 | 7  | 2 | 3  | 3 | 4  | 0 | 8  | 0 | 1  | 2 | 4  | 0 | 2  | 1 | 5  | 0 | 5  | 1 |
| GEOB.MX       | 7                                | 0 | 4 | 0 | 2 | 0 | 5 | 1 | 6 | 1 | 3 | 0 | 2 | 1 | 2 | 1 | 5 | 0 | 4  | 3 | 3  | 2 | 1  | 1 | 7  | 3 | 3  | 0 | 5  | 0 | 7  | 0 | 3  | 0 | 2  | 3 | 5  | 0 | 1  | 1 |
| GMEXICOB.MX   | 4                                | 0 | 1 | 1 | 6 | 0 | 7 | 1 | 4 | 1 | 6 | 0 | 5 | 0 | 6 | 1 | 7 | 0 | 5  | 1 | 2  | 1 | 6  | 2 | 1  | 2 | 8  | 0 | 6  | 0 | 2  | 0 | 9  | 0 | 2  | 4 | 4  | 0 | 5  | 1 |
| GMODELOC.MX   | 6                                | 0 | 3 | 2 | 6 | 0 | 1 | 2 | 5 | 0 | 6 | 0 | 0 | 4 | 1 | 3 | 4 | 0 | 0  | 5 | 0  | 5 | 5  | 0 | 2  | 1 | 3  | 0 | 7  | 0 | 3  | 0 | 5  | 0 | 5  | 2 | 5  | 0 | 3  | 2 |
| ICA.MX        | 5                                | 0 | 4 | 1 | 5 | 0 | 4 | 0 | 4 | 0 | 5 | 0 | 4 | 2 | 3 | 1 | 8 | 0 | 2  | 1 | 6  | 4 | 2  | 0 | 3  | 0 | 8  | 0 | 6  | 0 | 2  | 1 | 6  | 0 | 1  | 3 | 8  | 0 | 3  | 0 |
| KIMBERA.MX    | 5                                | 0 | 2 | 1 | 5 | 0 | 5 | 0 | 6 | 1 | 5 | 0 | 0 | 5 | 2 | 3 | 2 | 0 | 0  | 1 | 2  | 2 | 5  | 0 | 6  | 2 | 4  | 0 | 6  | 0 | 4  | 1 | 6  | 0 | 3  | 1 | 7  | 0 | 2  | 0 |
| SORIANAB.MX   | 2                                | 0 | 2 | 1 | 3 | 0 | 2 | 2 | 3 | 3 | 6 | 0 | 2 | 0 | 5 | 2 | 6 | 0 | 1  | 3 | 0  | 5 | 5  | 3 | 4  | 1 | 5  | 0 | 4  | 0 | 2  | 7 | 5  | 0 | 1  | 6 | 6  | 0 | 2  | 5 |
| TELECOMA1.MX  | 4                                | 0 | 5 | 4 | 5 | 0 | 4 | 1 | 3 | 2 | 3 | 0 | 4 | 0 | 2 | 2 | 4 | 0 | 1  | 2 | 1  | 1 | 1  | 0 | 2  | 3 | 5  | 0 | 3  | 0 | 5  | 1 | 5  | 0 | 0  | 4 | 5  | 0 | 3  | 3 |
| TELMEXL.MX    | 2                                | 0 | 3 | 3 | 5 | 0 | 2 | 3 | 1 | 2 | 5 | 0 | 5 | 0 | 5 | 1 | 1 | 0 | 0  | 6 | 0  | 5 | 3  | 2 | 2  | 1 | 3  | 0 | 2  | 0 | 5  | 3 | 7  | 0 | 1  | 4 | 6  | 0 | 4  | 0 |
| WALMEXV.MX    | 10                               | 0 | 2 | 4 | 4 | 0 | 3 | 0 | 4 | 3 | 3 | 0 | 3 | 0 | 2 | 1 | 5 | 0 | 1  | 6 | 1  | 4 | 5  | 5 | 1  | 3 | 4  | 0 | 3  | 0 | 1  | 3 | 4  | 0 | 3  | 1 | 2  | 0 | 2  | 3 |

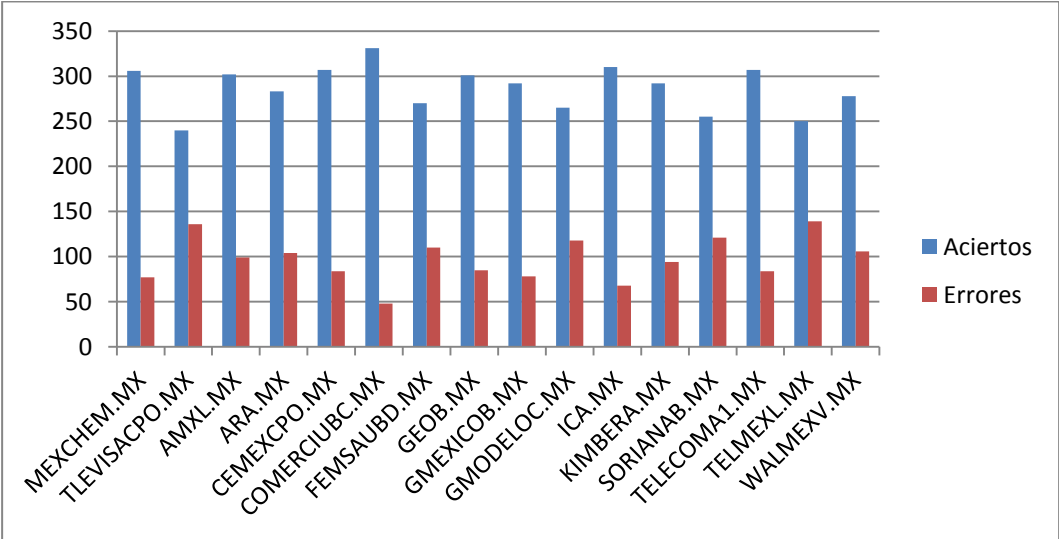
Fuente: Elaboración propia.

Tabla A3.3. 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. Concentrado de los 20 experimentos.

| Empresa       | Aciertos | Errores | % de acierto |
|---------------|----------|---------|--------------|
| MEXCHEM.MX    | 306      | 77      | 79.90%       |
| TLEVISACPO.MX | 240      | 136     | 63.83%       |
| AMXL.MX       | 302      | 99      | 75.31%       |
| ARA.MX        | 283      | 104     | 73.13%       |
| CEMEXCPO.MX   | 307      | 84      | 78.52%       |
| COMERCIUBC.MX | 331      | 48      | 87.34%       |
| FEMSAUBD.MX   | 270      | 110     | 71.05%       |
| GEOB.MX       | 301      | 85      | 77.98%       |
| GMEXICOB.MX   | 292      | 78      | 78.92%       |
| GMODELOC.MX   | 265      | 118     | 69.19%       |
| ICA.MX        | 310      | 68      | 82.01%       |
| KIMBERA.MX    | 292      | 94      | 75.65%       |
| SORIANAB.MX   | 255      | 121     | 67.82%       |
| TELECOMA1.MX  | 307      | 84      | 78.52%       |
| TELMEXL.MX    | 250      | 139     | 64.27%       |
| WALMEXV.MX    | 278      | 106     | 72.40%       |

Fuente: Elaboración propia.

Figura A3.1 Gráfica que muestra los aciertos y errores por empresa en el conjunto de entrenamiento.



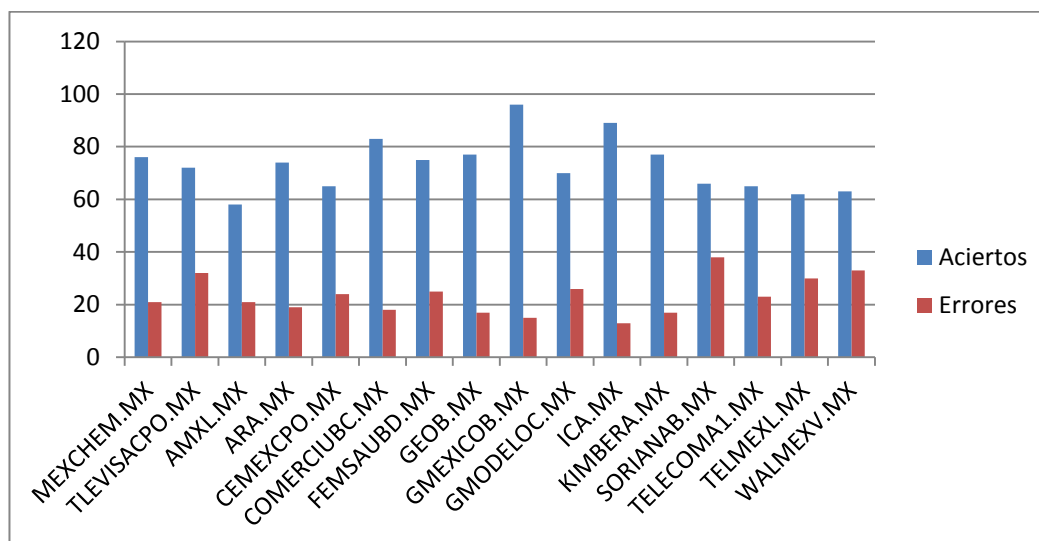
Fuente: Elaboración propia.

Tabla A3.4. Resultados de acierto y error de la red de 18 nodos en el conjunto de prueba formado por el 20% del total de ejemplos. Las letras A y E significan aciertos y respectivamente. Concentrado de los 20 experimentos.

| Empresa       | Aciertos | Errores | % de acierto |
|---------------|----------|---------|--------------|
| MEXCHEM.MX    | 76       | 21      | 78.35%       |
| TLEVISACPO.MX | 72       | 32      | 69.23%       |
| AMXL.MX       | 58       | 21      | 73.42%       |
| ARA.MX        | 74       | 19      | 79.57%       |
| CEMEXCPO.MX   | 65       | 24      | 73.03%       |
| COMERCIUBC.MX | 83       | 18      | 82.18%       |
| FEMSAUBD.MX   | 75       | 25      | 75.00%       |
| GEOB.MX       | 77       | 17      | 81.91%       |
| GMEXICOB.MX   | 96       | 15      | 86.49%       |
| GMODELOC.MX   | 70       | 26      | 72.92%       |
| ICA.MX        | 89       | 13      | 87.25%       |
| KIMBERA.MX    | 77       | 17      | 81.91%       |
| SORIANAB.MX   | 66       | 38      | 63.46%       |
| TELECOMA1.MX  | 65       | 23      | 73.86%       |
| TELMEXL.MX    | 62       | 30      | 67.39%       |
| WALMEXV.MX    | 63       | 33      | 65.63%       |

Fuente: Elaboración propia.

Figura A3.2 Gráfica que muestra los aciertos y errores por empresa en el conjunto de prueba.



Fuente: Elaboración propia.

**ANEXO 4**  
**FORMATOS DE INSCRIPCIÓN A LOS DOS CONGRESOS INTERNACIONALES A**  
**LOS QUE SE ASISTIÓ COMO PONENTES DE LA TESIS DOCTORAL EN EL AÑO**  
**2010**

Formato 1

Datos e información general de los autores ya aceptados como ponentes para en participar en el:

"3<sup>er</sup> CONGRESO INTERNACIONAL DE INVESTIGACIÓN"  
CIPITECH 2010  
13, 14 y 15 de Octubre de 2010  
REALIZADO POR EL INSTITUTO TECNOLÓGICO DE PARRAL  
**(PRIMER ARTÍCULO)**

**(1) Autores y participantes:**

Mtra. Esther Guadalupe Carmona Vega y Mtra. Aura María González Garzón.

**(2) Institución:**

Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP), estudiantes del Posgrado: Doctorado en Dirección y Finanzas.

**(3) Comité de la tesis doctoral:**

Director: Dr. Mario Alberto Lagunes Pérez; Asesores: Dr. José Luis Martínez Flores y Dra. Claudia Malcón Cervera.

**(4) Título del artículo ya aceptado para su presentación oral y publicación en las memorias del III Congreso Internacional de Investigación, CIPITECH 2010:**

Ajuste de la Calificación del Riesgo de Mercado de las Principales Empresas que Cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, con la Implementación de una Red Neuronal Artificial Clasificadora.

**(5) Clave asignada para el artículo:**

CIPITECH201011 con la cual se envía el nombre del archivo con la versión final del artículo.

**(6) Área técnica:**

Económico – Administrativas (Área 1)

[area1\\_cipitech@itch.edu.mx](mailto:area1_cipitech@itch.edu.mx)

**(7) Nombre del autor de contacto:**

Mtra. Esther Guadalupe Carmona Vega

**(8) Dirección postal:**

Calle de las Rosas #1280, Colonia Tercera Burócrata; Ciudad Juárez, Chihuahua; C.P. 32360.

**(9) Teléfono domicilio:**

(01 656) 6-11-21-27; Teléfono celular: (045) 656 2403075; Teléfono oficina y Fax: (01 656) 6-11-09-18

Nota: Por favor marcar antes para pedir tono de fax en el horario de Lunes a Sábado de 8 a.m. a 20:00 p.m., o bien enviar un correo electrónico para indicar el horario en el que usted requeriría mandar información por este medio, para estar al pendiente y poder atenderle sin contratiempos.

**(10) Correo electrónico:**

[carmona74@yahoo.com](mailto:carmona74@yahoo.com)

## Formato 2

Datos e información general de los autores ya aceptados como ponentes para en participar en el:

"2<sup>do</sup> CONGRESO INTERNACIONAL DE LA CIENCIA DE SISTEMAS  
ACADEMIA MEXICANA DE LA CIENCIA DE SISTEMAS  
18, 19, 20 de Noviembre de 2010  
REALIZADO EN LA UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO  
**(SEGUNDO ARTÍCULO)**

### **(1) Eje Temático correspondiente:**

I. Pasado, presente y futuro de los Sistemas educativos, científicos y empresariales.

### **(2) Título del artículo con el que se participará como ponente:**

"Ajuste de la Calificación del Riesgo de Mercado de las Principales Empresas que Cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, con la Implementación de una Red Neuronal Artificial Clasificadora".

### **(3) Clave de registro y fecha:**

Registro: TIAC3006; Fecha: 08/09/2010

### **(4) Institución educativa de procedencia:**

Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla  
Centro Interdisciplinario de Posgrados, Investigación y Consultoría  
21 Sur 1103 Colonia Santiago, Puebla, Pue. México. C.P. 72160

### **(5) Directores de tesis doctoral:**

Dr. Mario Alberto Lagunes Pérez,  
Dr. José Luis Martínez Flores,  
Dra. Claudia Malcón Cervera.

### **(6) Nombre de los autores:**

<sup>1</sup> Mtra. Esther Guadalupe Carmona Vega (asistirá como ponente) y,

<sup>2</sup> Mtra. Aura María González Garzón.

**(7) Grado académico de los autores:**

<sup>1</sup> Mtra. Esther Guadalupe Carmona Vega, candidata a Doctorado en Dirección y Finanzas.

<sup>2</sup> Mtra. Aura María González Garzón, candidata a Doctorado en Dirección y Finanzas.

**(8) Dirección postal de los autores:**

<sup>1</sup> Calle de las Rosas #1280, Col. Tercera Burócrata; Ciudad Juárez, Chihuahua; C.P. 32360.

Ex Hacienda Santa Catarina Mártir s/n; Zona Residencial B; Casa # 14 B; San Andrés Cholula, Puebla; C.P. 72820.

**(9) Teléfonos de los autores:**

<sup>1</sup> Mtra. Esther Guadalupe Carmona Vega.

Domicilio: (01 656) 6-11-21-27; Celular: (045) 656 2-40-30-75, Oficina: (01 656) 6-88-38-00 extensión: 3880.

<sup>2</sup> Mtra. Aura María González Garzón.

Domicilio: (01 222) 1-78-02-96; Celular: (045) 222 2-00-92-64, Oficina: (01 222) 2-29-20-00 extensión: 4621.

**(10) Dirección electrónica de los autores:**

<sup>1</sup> [carmona74@yahoo.com](mailto:carmona74@yahoo.com)

<sup>2</sup> [aumagonga@hotmail.com](mailto:aumagonga@hotmail.com)