

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

Esther Guadalupe Carmona Vega

RESUMEN

En México la aplicación de redes neuronales artificiales para medir el riesgo de mercado es un tema poco conocido y explorado. Por tal motivo, esta investigación parte de que si el riesgo sistémico es la pérdida que puede presentar un portafolio, un activo o un título en particular, originada por cambios y/o movimientos adversos que afectan su precio o valor final, entonces la medición del mismo.

El objetivo de este estudio puede llevarse a cabo con el uso de una red neuronal artificial de tipo clasificador planteada como la hipótesis a probar, que ayude

a establecer un ajuste a la medición y clasificación del riesgo de mercado mexicano con la aplicación de una red alimentada en su capa de entrada con 384 observaciones trimestrales utilizadas como el conjunto de datos correspondientes a las 16 empresas más activas y volátiles, de un total de 35 emisoras que conforman el Índice de Precios y Cotizaciones y que cotizaron en la Bolsa Mexicana de Valores de 2004 a 2009.

Los resultados de clasificación del riesgo de mercado (segmentados como bajo, medio y alto riesgo) obtenidos por la red muestran que 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. Finalmente, la aportación original de este trabajo es que 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.

Palabras clave: volatilidad, redes neuronales artificiales (RNA), riesgo de mercado, Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), Bolsa Mexicana de Valores (BMV), tasa cetes a 91 días, tasa de rendimiento requerida, Rendimiento accionario, beta, entidades calificadoras de riesgo (ECRs).

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 bursáti-

les 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.

DEFINICIÓN

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. 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. Ahí, la mayoría de los accionistas e inversionis-

tas 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.

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 clasi-



ficarse adecuadamente al aplicar un modelo de red neuronal artificial (RNA) clasificadora.

2. Calificar el riesgo de mercado mexicano aplicando un modelo de RNA para clasificarlo en varios niveles, y en estudios posteriores a éste se comparen 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.

HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN

Hipótesis H_0 : El uso del modelo de redes neuronales artificiales en la medición del riesgo de mercado, utilizando 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.

MARCO TEÓRICO

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.

DEFINICIÓN CONCEPTUAL DE RIESGO DE MERCADO

El riesgo de mercado de acuerdo con Moyer, Mcguigan y Kretlow (2004) se define como la pérdida que puede pre-

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

La afirmación anterior se basa en estudios previos sobre las diferentes acepciones del riesgo y su efecto en las variaciones sobre el rendimiento esperado de los títulos valor, ya que el riesgo supone que existe la posibilidad de que ocurra un evento desfavorable y que los rendimientos futuros reales sean diferentes de los rendimientos esperados (Moyer *et al.*, 2004).

La exploración es cuasi experimental, por tal motivo y por sugerencias de expertos en el área 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 esta manera, 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 tanto, 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.

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. 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).

La aplicación de las RNA en actividades económicas 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. 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).

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).

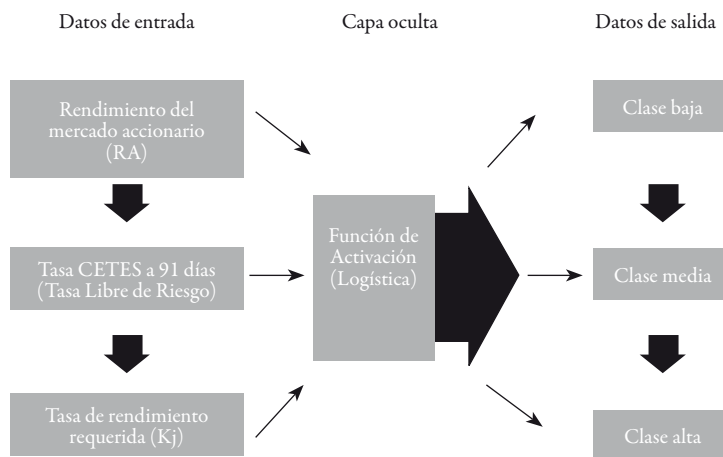
MARCO REFERENCIAL

Desde el año 2000 en adelante, investigadores las utilizan en la obtención de pronósticos, como es el caso de Chile, representado por Antonino F. Parisi y sus colaboradores (Parisi *et al.*, 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.

En España, Pilar Corredor y Rafael 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 Defu Zhang, Qingshan Jiang y Xin Li en 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.

Recientemente, en México Pilar Gómez y Alfonso Mendoza (2009) realizaron un trabajo de exploración sobre

Figura 1. Estructura de la RNA implementada, en la segunda etapa de la simulación.



Fuente: Elaboración propia.

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 Bolsa Mexicana de Valores (BMV).

Como se observa, la mayoría de los estudios de RNA en las finanzas han aplicado redes optimizadoras de aprendizaje ya que pocos han usado las redes clasificadoras de reconocimiento de patrones que también aprenden; y dado que en los mercados la variabilidad en los precios de los instrumentos bursátiles genera el 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 (ECR’s). La calificación del riesgo de mercado y la emisión del juicio sobre la misma, se realiza trimestralmente en el país por las ECR’s oficiales, dentro de las que se encuentran principalmente el Standard and Poor’s (S&P), Fitch, y Moody’s de México.

METODOLOGÍA

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, en la etapa final de simulación utilizando como variables de entrada en las fases de entrenamiento y prueba las descritas en la hipótesis nula, para proponer una clasificación del riesgo sistémico y con ello



poder otorgarle una escala de calificación de bajo, medio y alto; con diferentes parámetros cuantitativos, comparando los resultados con la beta del IPyC como indicador representativo del riesgo de mercado accionario mexicano.

El paquete utilizado para llevar a cabo las etapas de simulación, es el Matlab 7.0 con el módulo de redes neuronales. La estructura de la red neuronal implementada en la etapa final de 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 1.

CAPA DE ENTRADA DE LA RED

En la formación de la capa de entrada para alimentar a la red, el total disponible de observaciones trimestrales (marzo, junio, septiembre y diciembre) que se emplean como conjunto de datos consta de 384 correspondientes a las 16 empresas más activas o con alta volatilidad que cotizaron en la BMV en los años de 2004 a 2009, tal como se muestra en la tabla 1. Cabe señalar que, aunque la muestra del Índice de Precios y Cotizaciones que mueve a la BMV está integrada por las 35 emisoras más representativas del sector accionario, solo se escogieron las más volátiles.

Tabla 1. Empresas más activas que han cotizado en la BMV de 2004 a 2009.

NOMBRE DE LA EMISORA	CLAVE DE PIZARRA O COTIZACIÓN
América Móvil L	(AMXL.MX)
Cemex CPO	(CEMEXCPO.MX)
Telmex L	(TELMEXL.MX)
Grupo México B	(GMEXICOB.MX)
Walmart V	(WALMEXV.MX)
Empresas ICA	(ICA.MX)
Grupo Televisa CPO	(TLEVISACPO.MX)
Consortio Ara	(ARA.MX)
Mexichem	(MEXCHEM.MX)
Fomento Económico Mexicano UTS	(FEMSAUBD.MX)
Soriana-B	(SORIANAB.MX)
Corporación Geo B Controladora CPO Comercial Mexicana	(GEOB.MX)
Kimberly Clark A	(COMERCIUBC.MX)
Grupo Modelo C	(KIMBERA.MX)
Carso Global Telecom A1	(GMODELOC.MX)
	(TELECOMA1.MX)

Fuente: Elaboración propia.

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 se muestra en la tabla 2.

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

Tabla 2. Parámetros para que la RNA realizara la clasificación de riesgo de mercado.

ETIQUETA DE LA CLASE	CATEGORIZACIÓN DE LAS CLASES OBJETIVO	INTERVALO UTILIZADO CON BETAS HISTÓRICAS
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.



adecuado para el riesgo de mercado son las que utiliza el Modelo de Valuación de Activos de Capital, por sus siglas en inglés CAPM (Capital Assets Pricing Model) (Moyer *et al.*, 2004), que se denota como:

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

Donde:

K_j es la tasa de rendimiento requerida por el inversionista de cada emisora (K_j),

\hat{r}_f es la tasa CETES a 91 días tomada como la Tasa Libre de Riesgo (CETES),

β es la beta de cada acción,

\hat{r}_m es el rendimiento esperado del mercado, es decir, el rendimiento accionario de las compañías tomadas como muestra (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 80% de los ejemplos, siendo denotado como conjunto dentro de la muestra, equivalentes a 307 observaciones.
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, equivalentes a 77 observaciones.

CAPA OCULTA DE LA RED

Para la operación de la capa oculta de la red el número de neuronas de la capa oculta es determinado experimentalmente. La función de activación de cada neurona es la función logística, que emplea funciones sigmoidales las cuales son un conjunto de funciones no lineales, crecientes, monótonas y acotadas destacándose que esta función es la más común y de uso generalizado. La función sigmoideal es 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 los trabajos de Cybenko (1989) y Hornik *et al.* (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

utilizado para efectos de la investigación se describe a continuación:

1. Se eligen un vector de pesos w_l y escalares $\sigma > 0$,

$$\lambda_1 > 0$$

$$\text{y } \bar{\lambda}_1 = 0 \quad (3)$$

Se establece

$$p = r_1 = -E'(w_l),$$

$$k = 1 \text{ y}$$

$$success = true \quad (4)$$

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

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

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

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

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:

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

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

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



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

5. Se calcula el tamaño del paso:

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

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

5. Se calcula el parámetro de comparación:

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

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

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

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

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

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

7. Si $k \bmod N = 0$, entonces se reinicia el algoritmo:

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

de lo contrario, se crea una nueva dirección del conjugado:

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

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

8. 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:

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

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

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

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

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

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

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

p_k es un subconjunto de un sistema conjugado

$E(\cdot)$ es una función de error global (MSE)

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

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.

La red que obtuvo el menor error durante el entrenamiento fue la red neuronal de 18 nodos en la capa oculta, con un 80% del total de las observaciones empleadas. La tabla 3 representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de esa red sobre el conjunto de entrenamiento.



Tabla 3. Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de entrenamiento.

		MATRIZ DE CONFUSIÓN			
		Riesgo bajo	Riesgo medio	Riesgo alto	
SALIDA DE LA RED	Riesgo bajo	89	13	1	86.41%
		28.99%	4.23%	0.33%	13.59%
	Riesgo medio	18	68	17	66.02%
		5.86%	22.15%	5.54%	33.98%
	Riesgo alto	13	11	77	76.24%
		4.23%	3.58%	25.08%	23.76%
	74.17%	73.91%	81.05%	76.22%	
	25.83%	26.09%	18.95%	23.78%	
	Riesgo bajo	Riesgo medio	Riesgo alto		
	Clase objetivo				

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4. Matriz de confusión de la clasificación del conjunto de prueba.

		MATRIZ DE CONFUSIÓN			
		Riesgo bajo	Riesgo medio	Riesgo alto	
SALIDA DE LA RED	Riesgo bajo	20	3	0	86.96%
		25.97%	3.9%	0%	13.04%
	Riesgo medio	4	17	5	65.38%
		5.19%	22.08%	6.49%	34.62%
	Riesgo alto	4	4	20	71.43%
		5.19%	5.19%	25.97%	28.57%
	71.43%	70.83%	80.00%	74.02%	
	28.57%	29.17%	20.00%	25.98%	
	Riesgo bajo	Riesgo medio	Riesgo alto		
	Clase objetivo				

Fuente: Elaboración propia.

La determinación de los nodos es realizado 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).

El error de cada experimento es determinado mediante el error cuadrático medio o *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 que mide la eficacia de la red de acuerdo a la media de los errores cuadrados, teniendo en cuenta que los conjuntos de entrenamiento y de prueba son mutuamente excluyentes. La tabla 4 representa la matriz de confusión del promedio de los 20 experimentos de la red de 18 nodos, sobre el conjunto de prueba.

CAPA DE SALIDA DE LA RED

Para mostrar los resultados de la capa de salida de la red, cuyo resultado es la determinación de las clases del riesgo de mercado en bajo, medio y alto, se obtuvieron como resultados globales de clasificación en las fases de entrenamiento y prueba los siguientes datos:

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

DISCUSIÓN, ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS DATOS

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.

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.



RESULTADOS OBTENIDOS

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 fase final de la simulación, las variables K_j, K_j , CETES y RA contribuyen a la clasificación del riesgo de mercado en gran medida; en comparación con las otras variables utilizadas en etapas de simulación efectuadas con anterioridad, tales como: Tasa de Interés Interbancaria de Equilibrio (TIEE), Tipo de cambio (TC), y Rendimiento accionario (RA).
- De acuerdo con la revisión de la literatura realizada, 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 y Mendoza, 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. Sin embargo, es conveniente enfatizar que, con el nivel de categorización del riesgo de mercado obtenido hasta el momento, se ha probado la hipótesis nula.
- Con la comparación de los resultados de clasificación de este estu-

dio con los que emiten las ECR's, se da continuidad a este proyecto de investigación como parte final del proceso exploratorio sobre el ajuste de la calificación del riesgo sistemático de las emisoras más activas que cotizan en el mercado bursátil mexicano, cuyo comparativo será mostrado en un artículo posterior.

CONCLUSIONES PRELIMINARES

El resultado integral 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 RNA clasificadora para incentivar la búsqueda de nuevos modelos en su calificación; sólo algunos estudios se han enfocado a la medición de la rentabilidad de los activos y la solvencia empresarial.

En lo referente al tema que se presenta, no se ha realizado ningún trabajo formal hasta el momento, por lo que este estudio 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 los siguientes objetivos:

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 RNA dentro del ámbito de las finanzas, al promover el descubrimiento de nuevas líneas de investigación.
3. 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 para tal efecto las principales ECR's en el país. Esta fase de la investigación se desarrollará en otro trabajo posteriormente.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Corredor, P. y Santamaría, R. (2004). "Forecasting Volatility in the Spanish Option Market". *Applied Financial Economics*, 14, 1-11.
- 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 de 2010, pp. 1-37.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. USA: MacMillan College Publishing Company.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. y White, H. (1989). "Multilayer feedforward networks are universal approximators". *Neural Networks*, no. 2, pp. 359-366.
- Johnson, C. y Vergara, R. (2004). *Política monetaria en una economía emergente con redes neuronales: el caso de Chile*. Manuscrito, Chile: UAI-UC.
- Moyer, C., Mcguigan, J. y Kretlow, W. (2004). *Administración Financiera Contemporánea*. Novena Edición. México: Editorial Thompson, pp. 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.
- 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, LXLX* (280), octubre-diciembre, pp. 721-744.
- Zhang, D., Jiang, Q. y Li, X. (2004). "Application of Neural Networks in Financial Data Mining". *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 1 (2), pp. 116-119.

