

**Las redes neuronales como herramienta para el estudio del
riesgo en una inversión**

LIDA MONROY GARCÍA

CÓD. 11199572

Asesora:

María Eugenia Serrano Acevedo

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA FACULTAD DE INGENIERÍA
FINANCIERA ESCUELA DE CIENCIAS NATURALES E INGENIERÍA**

BUCARAMANGA

2005

AGRADECIMIENTOS

La autora de este trabajo investigativo, expresa sus agradecimientos a:

MARIA EUGENIA SERRANO, JAIME RICO y GLORIA MACÍAS, por sus aportes y experiencias contribuyeron a la investigación, proceso y terminación de este trabajo.

A mi familia, por su permanente apoyo y comprensión y finalmente gracias a Dios por darme la oportunidad de estar aquí.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCION	1
1. OBJETIVOS	3
1.1 OBJETIVO GENERAL	3
1.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS	3
2. REDES NEURONALES	4
2.1 VENTAJAS DE LAS RNA	6
2.2 ELEMENTOS DE UNA RNA	7
2.3 ENTRENAMIENTO	9
3. APRENDIZAJE DE LAS REDES NEURONALES	10
3.1 APRENDIZAJE SUPERVISADO	10
3.2 FUNCIONES DE TRANSFERENCIA	11
3.2.1 Estructura de una red neuronal artificial	12
3.3 BACKPROPAGATION (BP)	12
4 HERRAMIENTA MATLAB	14
5. RIESGO	15
6. ESTRUCTURACIÓN DE UN PORTAFOLIO DE ACCIONES	17
6.1 MEDICION DEL RIESGO DE PORTAFOLIO	18
6.1.1. Grafico de Dominancia	18
6.1.2. Curva de Frontera Eficiente	19
6.1.3. Línea de Mercado de Valores	20
7. REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN FINANZAS	22
7.1. LAS RNA EN LA GESTION EMPRESARIAL	23
7.2. RESULTADOS DE LA RNA BACKPROPAGATION	24
7.3. ENTRENAMIENTO DE LA RNA BACKPROPAGATION EN MATLAB	26

7.4. DEFINICIONES DEL ENTRENAMIENTO DE LA RNA	
BACKPROPAGATION EN MATLAB	28
7.5. RESULTADOS RNA - PERFILES DE UN INVERSIONISTA	29
7.6. GRAFICOS DE LOS RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO DE LA RED	30
CONCLUSIONES	34
BIBLIOGRAFIA	35
ANEXOS (TABLA BASE DE DATOS EN CD)	

LISTA DE TABLAS

	Pág.
TABLA 1. Beta de las Acciones	18
TABLA 2. Portafolios Eficientes	21

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
FIGURA 1. Elementos de una RNA	8
FIGURA 2. Gráfico de Resultados de la RNA	25

LISTA DE GRAFICOS

	Pág.
GRAFICO 1. Grafico de Dominancia	19
GRAFICO 2. Grafico de Frontera Eficiente	20
GRAFICO 3. Línea de Mercado de Valores	21

INTRODUCCION

Pensar en el tema de investigación es una tarea bastante complicada por la responsabilidad que se adquiere al desarrollar, aplicar y demostrar que el tema de nuestra propuesta es aplicable.

Los diarios económicos y financieros en los últimos cinco años han citado al riesgo como el principal enemigo de las inversiones en renta variable. Los inversionistas la gran mayoría se ubican en un 80% los cautelosos y el 20% arriesgado por lo tanto se hace necesario que como ingeniera financiera puedo brindar un instrumento para la gestión y administración del riesgo que se convierta en una oportunidad para el inversionista en la conformación de su portafolio controlando el riesgo a través de redes neuronales.

En todas las inversiones de cualquier organización es evidente que tienen que estar ligadas al riesgo, por esta razón se han generado diferentes herramientas para su análisis y además se debe dar un tratamiento adecuado dependiendo de la naturaleza de cada organización o empresa. Las redes neuronales artificiales han facilitado la solución de diferentes tipos de problemas en diversos campos como lo son las ingenierías, la economía, la ciencia y las finanzas,

Diferentes empresas y organizaciones del mundo hacen investigaciones de herramientas adecuadas y eficientes del riesgo en una inversión. Las redes neuronales han sido estudiadas detenidamente con diferentes variables como instrumento para el análisis, evolución o predicción del riesgo y se han generado resultados favorables que permiten la solución de diversos problemas al realizar una inversión.

Durante el recorrido por mi investigación descubrí la aplicación avanzada y de pasos agigantados que están dando numerosas empresas, organizaciones y el estado que han sacado provecho de la herramienta pues facilita el proceso y contribuye a los cambios acelerados en que se encuentra el mundo.

En la Web se encuentra numerosa información de la aplicación de las redes neuronales a las finanzas, estoy plenamente convencida de la importancia que generó para mí esta investigación porque estoy aprendiendo un nuevo sistema útil para mi pronto desempeño profesional.

El riesgo se enfatiza más en el mercado accionario de renta variable, es aquí donde se hace necesario implementar nuevos mecanismos novedosos, eficientes y confiables que disminuyan la incertidumbre ante el desconocimiento de eventos futuros¹.

¹ Gallizo José Luís. Las redes neuronales en el tratamiento de la información financiera. Universidad de Zaragoza

1. OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

Aplicar las redes neuronales para el análisis del riesgo en una inversión en el mercado accionario colombiano.

1.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Estudiar las redes neuronales en su arquitectura, funcionamiento, mecanismos de aprendizaje, limitaciones del modelo y posibles aplicaciones.
- Buscar evidencias empíricas en el ámbito nacional e internacional del uso de las redes neuronales para el análisis del riesgo.
- Proponer un modelo de red neuronal para la predicción del nivel del riesgo de una inversión en el mercado accionario colombiano.
- Comparar los resultados obtenidos por la red con los obtenidos a través de modelos tradicionales.
- Estudiar el lenguaje de programación Matlab para entrenar las redes neuronales.

2. REDES NEURONALES

Las Redes Neuronales (RN) surgieron del movimiento conexionista, que nació luego de la inteligencia Artificial simbólica o tradicional. La idea que animó el modelo conexionista fue la de imitar el sistema de computación más complejo de los que se conocen hasta ahora, que es el cerebro. El cerebro está compuesto por millones de células llamadas neuronas.

Las Redes Neuronales son una técnica cuya metodología no radica en la estadística, sino en estudios sobre el funcionamiento del cerebro humano.

El cerebro contiene alrededor de un billón de unidades independientes llamadas "neuronas", cada una con alto número de conexiones con otras neuronas. Al recibir un estímulo, estas conexiones excitan o inhiben a otras neuronas hasta llegar a una situación estable.

Las Redes Neuronales son una de las herramientas más nuevas en el mercado para hacer un análisis de segmentación o construir modelos de predicción. Para muchas personas, esta novedad convierte a esta técnica en "la mejor".

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) son el resultado de investigaciones académicas que involucran metodologías basadas en conceptos matemáticos, para modelar operaciones del sistema nervioso.

Una Red Neuronal trabaja con estímulos "input" para llegar a un estado estable (el

resultado o "output"); aprende de su propia experiencia y es capaz de generalizar a través de los ejemplos introducidos, reconociendo variables esenciales. Por eso se habla a menudo de "formar" (o del "aprendizaje") de una red, en lugar de "programar" este sistema.

En su forma más sencilla, una Red Neuronal recibe el "input" (datos introducidos) y produce el "output" (el resultado apropiado).

Se llama "Red Neuronal" porque se trata de una red de nudos llamados "neuronas". El aprendizaje consiste en ajustar las ponderaciones de las interconexiones para minimizar los errores. Básicamente existen dos algoritmos de aprendizaje: "Redes Supervisadas" y "Redes No-supervisadas".

En el caso de una "Red Supervisada" tanto el "input" como el "output" son valores conocidos. Introduciendo datos históricos de precios y rentabilidades, el aprendizaje de la red producirá ponderaciones estables capaces de producir un valor "output" para nuevos datos, en los que aún no se sabe el comportamiento futuro.

Las RNA fueron originalmente una simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos, formados por un conjunto de unidades llamadas neuronas o nodos conectadas unas con otras. Estas conexiones tienen una gran semejanza con la Dendritas y los Axones en los sistemas nerviosos biológicos.²

² ARANUREN, Silva y MUZACHIODI, Silva L. REDES NEURONALES Y ALGORITMOS GENETICOS.

2.1 VENTAJAS DE LAS RNA

Aprendizaje Adaptativo. Capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial.

Auto-organización. Una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.

Tolerancia a fallos. La destrucción parcial de una red conduce a una degradación de su estructura; sin embargo, algunas capacidades de la red se pueden retener, incluso sufriendo un gran daño.

Operación en tiempo real. Los cálculos neuronales pueden ser realizados en paralelo; para esto se diseñan y fabrican máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad.

Fácil inserción dentro de la tecnología existente. Se pueden obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilitará la integración modular en los sistemas existentes.

- En la actualidad en la universidad de Zaragoza en España están culminando un programa con RNA como herramienta para el análisis de riesgo de crédito.
- SPRINN es un software de aplicaciones empresariales con redes neuronales para predicción de mercado de capitales: bolsa, acciones, fondos de inversión, bonos renta fija y futuros, para gestión de riesgo y optimización de procesos empresariales entre otros.³

³ <http://ciberconta.unizar.es/LECCION/REDES/45htm>.

2.2 ELEMENTOS DE UNA RNA

Las redes neuronales artificiales (RNA) son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro. Como tal modelo, realiza una simplificación, averiguando cuáles son los elementos relevantes del sistema, porque la cantidad de información de que se dispone es excesiva o bien porque es redundante. Una elección adecuada de sus características, más una estructura conveniente, es el procedimiento convencional utilizado para construir redes capaces de realizar determinada tarea. A continuación los elementos que componen una Red Neuronal Artificial⁴.

Unidad de proceso: La neurona Artificial. Existen tres tipos de unidades en cualquier sistema: entradas, salidas y ocultas. Las unidades de entrada reciben señales desde el entorno; las de salida envían la señal fuera de la red, y las unidades ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema.

- NEURONA
- PROPAGACIÓN
- CAPA DE ENTRADA
- CAPA DE SALIDA
- CAPA OCULTA

NEURONA: Procesa un número de valores entradas para producir un único valor de salidas.

⁴ <http://ciberconta.unizar.es/Biblioteca/0004/SerGall96.html>

PROPAGACIÓN: Traslada los datos de una capa a otra los valores neuronales en la capa precedente son multiplicados por ponderadores al pasar a las neuronas de la capa siguiente.

CAPA DE ENTRADA: Destinada a recibir la información externa para la resolución del problema (variables independientes).

CAPA DE SALIDA: Se presenta el resultado entregado por una red neuronal.

CAPA OCULTA: Donde se lleva a efecto el procesamiento de los datos. Puede existir mas de una capa, el número de neuronas esta definido por quien aplica la red y los datos pasa a la capa siguiente previo acto de una función de activación.

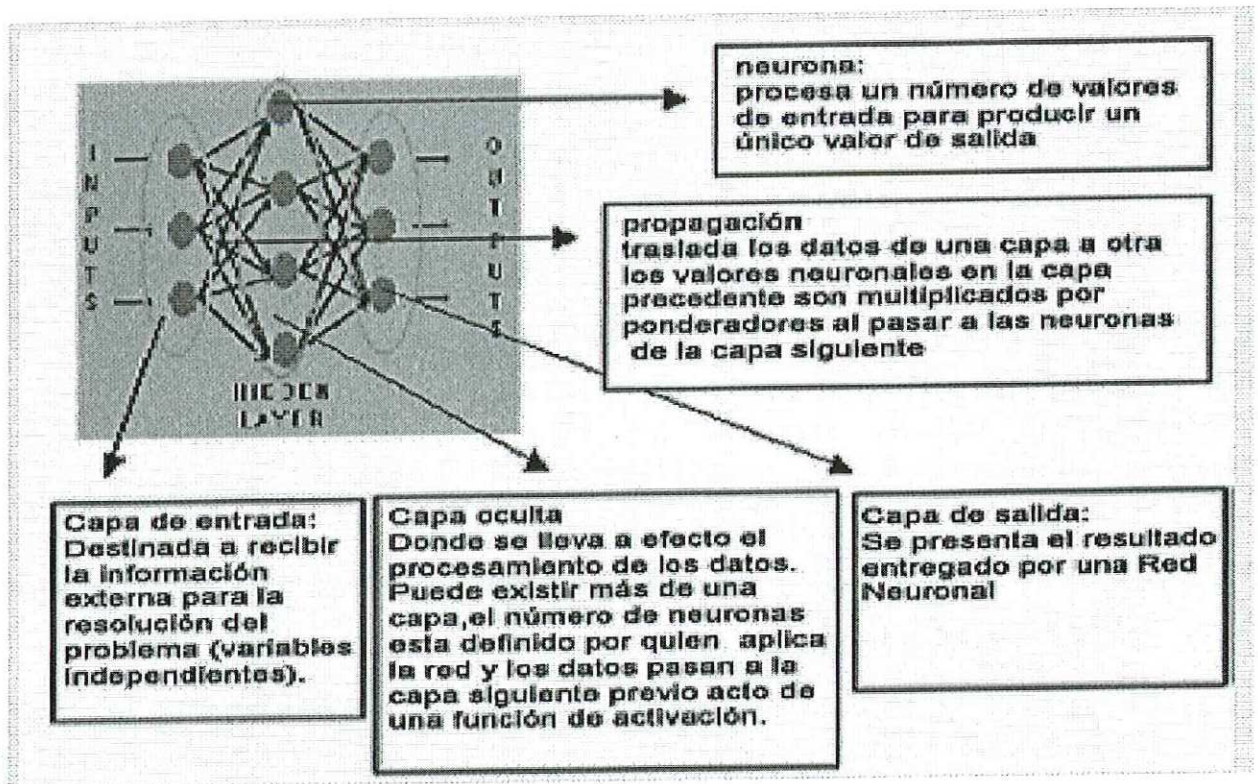


Fig 1 ELEMENTOS RNA

2.3 ENTRENAMIENTO

Para el entrenamiento de la Red "El diseñador debe adquirir conocimiento de los aspectos que puedan influir en el resultado del proceso de adopción de medidas y a su vez tratar una cantidad grande de datos para entrenar la Red (Base de datos Históricas de Precios e Indicadores Matemáticos, Financieros y Estadísticos), los datos deben estar libres de errores para no ocasionar soluciones inadecuadas."⁵. Se debe tener en cuenta que se esta realizando:

- Si se esta realizando **clasificación**, entonces se quiere supervisar el número de clasificaciones correctas e incorrectas que la red hace cuando esta probando.
- Al **agruparse datos**: el proceso de entrenamiento es normalmente determinado por le numero de pasos, tomando a través de los datos de entrenamiento.
- Si se esta **intentando construir un modelo o pronosticar de tiempo serie**, se quiere minimizar el error de la predicción probablemente.

⁵ HILERA, Op. cit., p. 13

3. APRENDIZAJE DE LAS REDES NEURONALES

Las leyes de aprendizaje determina como la red ajustará sus pesos utilizando una función de error o algún otro criterio. La ley de aprendizaje adecuada se determina en base a la naturaleza del problema que se intente resolver.

3.1 APRENDIZAJE SUPERVISADO

“Las Redes Neuronales Supervisadas (RNS) son un conjunto de algoritmos matemáticos que encuentran las relaciones no lineales entre conjunto de datos”.⁶

Las técnicas de aprendizaje supervisado se emplean para la predicción, la clasificación y los modelos de series temporales, se basa en el intento por parte del sistema neuronal de pronosticar resultados con ejemplos conocidos, siendo este un modelo de uso habitual.

Este tipo de redes neuronales se les denomina supervisadas, debido a que al introducir los datos queridos, la red, en la fase de entrenamiento, puede calcular el error que comete y modificar los pesos sinápticos con el objetivo de disminuir ese error”⁷

⁶ GARCIA ESTEVEZ, Op, cit., p 2.

⁷ . www.spss.com/la/productos/neuronal2.htm

3.2 FUNCIONES DE TRANSFERENCIA

Existen cuatro funciones de transferencia típicas que determinan distintos tipos de neuronas:

- Función Escalón
- Función Lineal y Mixta
- Sigmoidal
- Función Gaussiana

- Conexiones entre neuronas. Las conexiones que unen a las neuronas que forman una RNA tiene asociado un peso, que es el que hace que la red adquiera conocimiento. Se considera que el efecto de cada señal es aditivo, de tal forma que la entrada neta que recibe una neurona es la suma del producto de cada señal individual por el valor de la sinapsis que conecta ambas neuronas y es lo que se conoce como red de propagación. Se utiliza una matriz W con todos los pesos, Si w_{ji} es positivo indica que la relación entre las neuronas es excitadora, es decir, siempre que la neurona i esté activada, la neurona j recibirá una señal que tenderá a activarla. Si w_{ji} es negativo, la sinapsis será inhibidora. En este caso si i está activada, enviará una señal que desactivará a j . Finalmente si w_{ji} es 0 se supone que no hay conexión entre ambas

- Función o Regla de Activación. Se requiere una regla que combine las entradas con el estado actual de la neurona para producir un nuevo estado de activación.

La F es denominada función de activación, y las salidas que se obtienen en una neurona para las diferentes formas de F serán:

- Función de Activación Escalón

- Función de Activación Identidad
- Función de Activación Lineal -Mixta

Regla de Aprendizaje. El aprendizaje puede ser comprendido como la modificación de comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de experiencias conduce al establecimiento de nuevos modelos de respuesta a estímulos externos. En el cerebro humano el conocimiento se encuentra en la sinapsis. En el caso de las RNA el conocimiento se encuentra en los pesos de las conexiones entre neuronas. Todo proceso de aprendizaje implica cierto número de cambios en estas conexiones. En realidad, puede decirse que se aprende modificando los valores de los pesos de la red.

3.2.1 Estructura de una Red Neuronal Artificial. Anteriormente ya se estipuló que la distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas de un número determinado de neuronas cada una, y que existen capas de entrada, de salida, y ocultas, ahora veamos las formas de conexión entre neuronas.

Cuando ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se describe como de propagación hacia adelante. Cuando las salidas pueden ser conectadas como entradas de neuronas de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellas mismas, la red es de propagación hacia atrás.⁸

3.3 BACKPROPAGATION (BP)

3.3.1 Definición: Es un sistema automático de entrenamiento de Redes Neuronales con capas ocultas. Es la aplicación de la regla delta en un perceptrón

⁸ <http://ohm.utp.edu.co/neuronales/main.htm>

Multicapa (MLP)” y puede trabajar de dos maneras: aprendizaje por lotes o en series.

3.3.1.1 En series: va actualizando los pesos cada vez que se presenta un dato. Ventaja: su velocidad. Desventaja: se debe respetar el orden de presentación de las entradas.

3.3.1.2. Por lotes: acumula las variaciones de los pesos y al final de cada ciclo actualiza a la vez todos los pesos. Ventaja: se puede aplicar a la mayoría de los problemas, y el orden no tiene importancia.⁹

3.3.2.2. La importancia: (BP) Es su capacidad de auto-adaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones dados como ejemplos y sus salidas correspondientes. Esta característica es llamada capacidad de generalización, que se entiende como la facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas nunca antes vistas por el sistema en su fase de entrenamiento.¹⁰

⁹ Ibit., Pág. 22.

¹⁰ Ibit., Pág. 8.

4. HERRAMIENTA MATLAB

MATLAB fue originalmente desarrollado en lenguaje FORTRAN para ser usado en computadoras 3mainframe. Fue el resultado de los proyectos Linpack y Eispack desarrollados en el Argone National Laboratory. Su nombre proviene de MATrix LABoratory. Al pasar de los años fue complementado reimplementado en lenguaje C. Actualmente la licencia de Matlab es propiedad de MatvhWorks Inc¹¹.

De acuerdo al funcionamiento de las redes y con el fin de resolver problemas científicos y empresariales, Matlab posee un "Toolbox de redes neuronales" capaz de entrenar la red seleccionada, encontrar soluciones y predecir acontecimientos futuros, en este caso cabe mencionar la predicción del riesgo en precios de las acciones.

El Matlab (toolbox de las redes neuronales)" ofrece herramientas de diseño, implementación, visualización y simulación de redes neuronales estas son herramientas con una potencia excepcional que se utilizan en aplicaciones donde un análisis formal resultaría difícil, cuando no imposible"¹²

"Esta herramienta es capaz de detectar y pronosticar fallas mediante redes neuronales artificiales u otras técnicas emergentes relacionadas, predice acontecimientos futuros y controla sistemas dinámicos".¹³

¹¹ Origen de Matlab. <http://www.angelfire.com/la/hmolina/matlab.html>

¹² Neural Network toolbox 4.0.2, <http://www.mathworks.es/products>

¹³ Guía de Neural Network Toolbox, <http://mathworks.es/products/neuralnet>

5. RIESGO

El riesgo es el grado de variabilidad o contingencia del retorno de una inversión. En términos generales se puede esperar que, a mayor riesgo, mayor rentabilidad de la inversión. Existen varias clases de riesgos: de mercado, solvencia, jurídico, de liquidez, de tasa de cambio, riesgo de tasa de interés entre otros. Algunas definiciones de riesgo¹⁴.

RIESGO DE MERCADO: es el riesgo generado por cambios en las condiciones generales del mercado frente a las de la inversión.

RIESGO DEL EMISOR: es la capacidad o percepción que tiene el mercado de que los emisores paguen sus títulos de deuda.

RIESGO DE CONTRAPARTE: es el riesgo de que la contraparte (con quien negociamos) no entregue el valor o título correspondiente a la transacción en la fecha de vencimiento.

RIESGO DE LIQUIDEZ: es la contingencia de que la entidad incurra en pérdidas excesivas por la venta de activos y la realización de operaciones con el fin de lograr la liquidez necesaria para poder cumplir con sus obligaciones.

RIESGO PAIS: riesgo general presentado por un país que tiene en cuenta sus aspectos macroeconómicos, sociales y culturales, entre otros.

¹⁴ www.supervalores.gov.co/

RIESGO DE TASA DE CAMBIO: es la contingencia de pérdidas por variaciones inesperadas en las tasas de cambio de las divisas en las cuales la entidad mantiene posiciones.

RIESGO DE TASA DE INTERÉS: es la contingencia de que ante cambios inesperados en las tasas de interés, la entidad vea disminuido el valor de mercado de patrimonio

RIESGO DE SOLVENCIA: es la contingencia de pérdida por deterioro de la estructura financiera del emisor o garantía del título y que puede generar disminución en el valor de la inversión o en la capacidad de pago.

RIESGO JURÍDICO: es la contingencia de pérdida derivada de situaciones de orden legal que pueden afectar la titularidad de las inversiones.

RIESGO DE PRECIO: es la contingencia de pérdidas por variaciones en los precios de los instrumentos frente a los del mercado.

El riesgo se ha convertido por años en un factor relevante de analizar antes de tomar cualquier decisión a la hora de invertir, cada vez se han estudiado distintas teorías sobre el riesgo desde nuestros padres de las finanzas con sus grandes aportes¹⁵. Los mercados desarrollados por Markowitz (1959) y sus seguidores afirma, los inversionistas son adversos al riesgo, es decir les interesa reducir el riesgo tanto como maximizar la rentabilidad esperada ya que el riesgo y el rendimiento están altamente relacionados. Para el manejo de las inversiones en valores o administración de las carteras de valores o activos. Su marco de análisis se fundamenta en conceptos estadísticos y económicos, que son aplicados en el análisis de la información sobre activos, con el fin de transformarlos en conclusiones que permitan construir portafolios eficientes, de acuerdo a las preferencias de los inversionistas. En la siguiente información, les mostraré los

resultados obtenidos con el portafolio de carteras eficientes del profesor Harry Markowitz, que serán comparadas con los resultados de la Red Back-propagation.

6. ESTRUCTURACION DE UN PORTAFOLIO DE ACCIONES

Con la construcción de este portafolio se pretende reforzar los conocimientos adquiridos en el análisis técnico y fundamental.

Como se ha dicho anteriormente para conformar un portafolio óptimo de acciones primero que todo se debe tener en cuenta la diversificación con lo cual se trata de obtener la mejor combinación posible en rentabilidad y riesgo, maximizando la rentabilidad y minimizando el riesgo.

El portafolio que se presenta a continuación fue elaborado con precios de veinte acciones del mercado accionario en Colombia obtenidas de la base de datos de la bolsa de valores de Colombia.

Para este análisis se tuvo en cuenta los sectores: **Financiero, Construcción, Energía, Comunicaciones, Serv. Mercado, Consumo**, a los cuales se les aplicó un análisis fundamental y análisis técnico con el fin de tomar decisiones de inversión de acuerdo al perfil del inversionista.

Para el análisis fundamental se tomó la parte interna y externa de cada empresa, reflejada en indicadores y noticias relevantes que afectan los precios de las acciones (rentabilidad).

En el análisis técnico se analizaron los datos históricos de precios y sus respectivos gráficos evolutivos, permitiéndonos obtener sus rentabilidades y riesgos, y a su vez poder realizar el gráfico de dominancia que nos permitió escoger las más representativas en el mercado.

La **desviación** estándar para cada uno de los portafolios propuestos que mide el grado de riesgo conjunto de las acciones al que se expone el inversionista.

El **rendimiento** para cada uno de los portafolios propuestos establece la rentabilidad conjunta de las acciones a un nivel esperado de riesgo

6.1 MEDICION DEL RIESGO DEL PORTAFOLIO

La **correlación** mide el grado de asociación entre las acciones y de éstas con el mercado, varían entre -1 y 1 de manera que si se acerca a 1 las acciones se comportan de manera similar y si por el contrario una correlación es baja o negativa se comportan de manera independiente en los movimientos. Para la conformación de un portafolio es conveniente escoger acciones con correlación negativa ya que se puede cubrir el riesgo en el caso en el que si el precio de una acción baja la otra suba reduciendo así las posibles pérdidas.

Analizando el coeficiente beta se tiene que PFB COLOMBIA presenta mayor sensibilidad ante los cambios del mercado y por el contrario INTERBOLSA experimenta una menor sensibilidad frente a las variaciones del mercado.

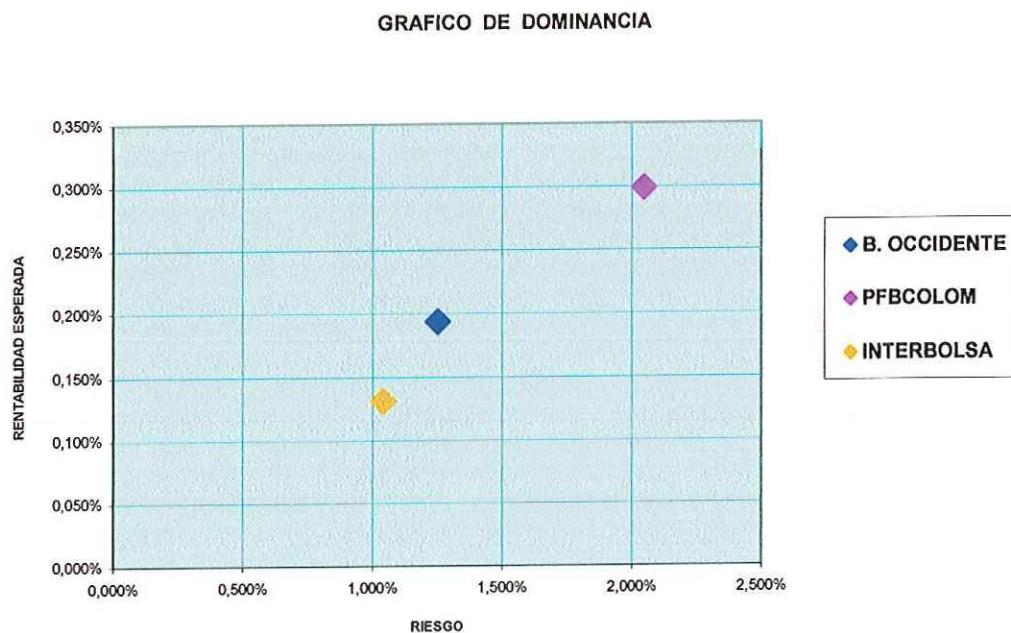
Tabla 1. Betas de las Acciones.

	OCCIDENTE	PFB COLOMBIA	INTERBOLSA	IGBC
BETA	0,16	1.16	0,63854339	1

6.1.1 Gráfico De Dominancia. Se observa la rentabilidad y el riesgo de las acciones; el inversionista según su perfil de riesgo escogerá las acciones que sea de su preferencia; como se observa en este caso la acción de BANCO DE OCCIDENTE presenta la mayor rentabilidad con un riesgo alto pero no superior a la de PFCOLOMBIA, por lo tanto el inversionista que desee maximizar su

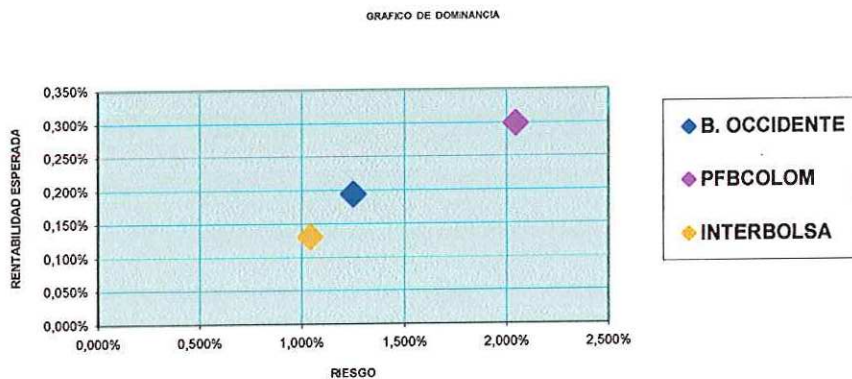
rentabilidad invertirá en acciones de PFCOLOMBIA; por otro lado si lo que el inversionista desea es minimizar el riesgo antes que obtener altas rentabilidades se inclinará por la acción de INTERBOLSA.

Gráfico 1. Gráfico de Dominancia.



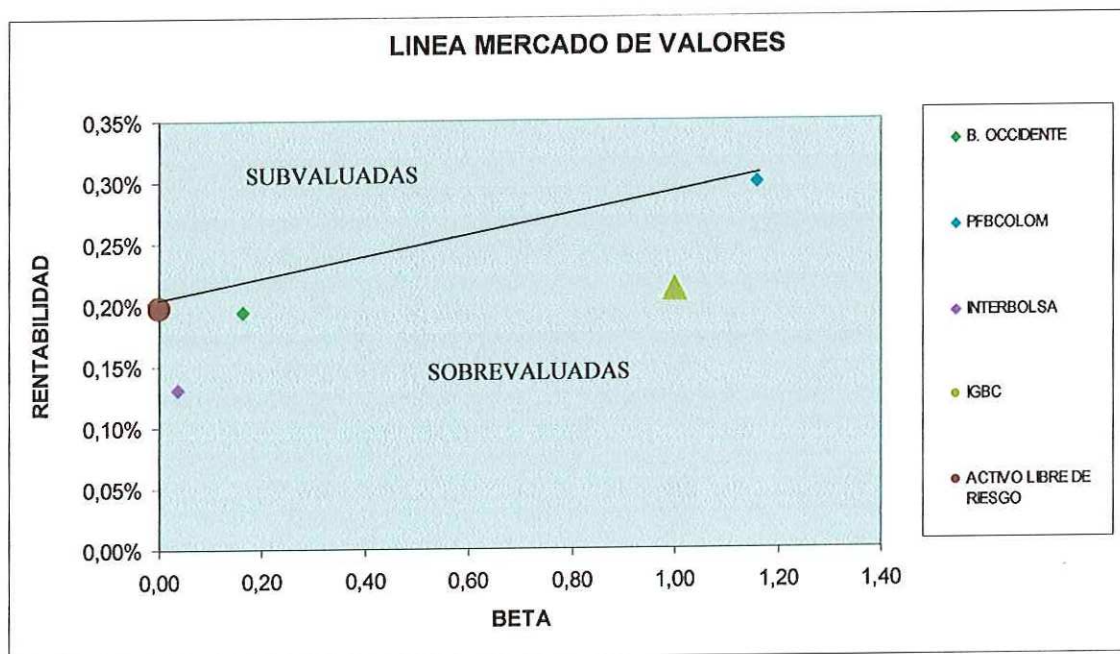
6.1.2 La Curva De Frontera Eficiente. La curva de frontera eficiente muestra gráficamente las combinaciones entre el riesgo y rendimiento de los diferentes portafolios propuestos de acciones con los cuales el inversionista elegirá el portafolio que mas se acomode a su perfil de riesgo y a las expectativas de rentabilidad como se observa en la gráfica.

Gráfico 2. Gráfico de Frontera Eficiente



6.1.3 Línea De Mercado De Valores. Esta grafica nos muestra que las acciones escogidas están sobrevaloradas queriendo decir que no es hora de comprar ya que la rentabilidad del mercado aumentó con respecto a ellas.¹⁶

Gráfico 3. Línea Mercado de Valores.



¹⁶ JEFF, Madura. Mercados y teorías financieras. Sexta Edición, 2003.

PORTAFOLIOS EFICIENTES

		B. OCCIDENTE	PFBCOLOM	INTERBOLSA	TOTAL
Wi		33,33%	33,33%	33,33%	100%
Rentabilidad Portafolio	0,208%				
Riesgo Portafolio	0,769%				
Riesgo Deseado	2,047%				
					0,043% 0,043%

Portafolio	Riesgo	Rentabilidad	B. OCCIDENTE	PFBCOLOM	INTERBOLSA	
	1	0,769%	0,171%	35,00%	10,86%	54,14%
	2	0,812%	0,175%	50,31%	8,98%	40,70%
	3	0,855%	0,180%	41,18%	5,81%	41,18%
	4	0,897%	0,184%	45,49%	2,97%	45,49%
PORTAFOLIOS CONSERVADOR	5	0,940%	0,188%	46,80%	5,69%	47,50%
	6	0,982%	0,192%	49,96%	8,10%	49,96%
	7	1,025%	0,197%	51,81%	10,47%	51,81%
	8	1,068%	0,201%	53,57%	12,71%	53,57%
	9	1,110%	0,205%	55,34%	14,80%	55,34%
	10	1,153%	0,209%	57,00%	16,86%	57,00%
	11	1,195%	0,214%	58,72%	18,78%	58,72%
	12	1,238%	0,218%	60,42%	20,65%	60,42%
PORTAFOLIOS MODERADOS	13	1,281%	0,222%	61,95%	22,59%	61,95%
	14	1,323%	0,226%	53,56%	24,41%	63,56%
	15	1,366%	0,231%	65,22%	28,15%	65,22%
	16	1,408%	0,235%	70,72%	29,28%	70,73%
	17	1,451%	0,239%	68,36%	31,64%	68,36%
	18	1,494%	0,243%	64,53%	35,47%	64,53%
	19	1,536%	0,248%	55,38%	44,62%	55,38%
	20	1,579%	0,252%	28,13%	51,87%	48,13%
	21	1,621%	0,256%	21,81%	58,19%	41,81%
	22	1,664%	0,260%	19,13%	63,87%	36,13%
	23	1,707%	0,265%	17,85%	69,15%	30,85%
	24	1,749%	0,269%	9,96%	74,11%	15,89%
PORTAFOLIOS RIESGOSOS	25	1,792%	0,273%	7,19%	78,81%	18,19%
	26	1,834%	0,278%	6,67%	83,33%	16,67%
	27	1,877%	0,282%	5,31%	87,69%	12,31%
	28	1,920%	0,286%	8,10%	91,90%	8,10%
	29	1,962%	0,290%	3,99%	96,01%	3,99%
	30	2,005%	0,299%	0,00%	100,00%	0,00%

TABLA 2

7. REDES NEURONALES ARTICIALES EN FINANZAS

En numerosos países del mundo están implementando las RNA a las finanzas como modelo de predicción y clasificación que son las principales tareas de las redes neuronales, en éstas el conocimiento no se programa de forma directa en la red sino que se adquiere por medio de una regla de aprendizaje por ajuste de parámetros mediante ejemplos.

Los primeros trabajos con redes neuronales y finanzas fueron realizados por ingenieros o en general por personas ajenas a las finanzas últimamente es que se está implementando que los expertos en la materia sean los más indicados para utilizar esta herramienta en las finanzas.

En la investigación minuciosa que he realizado puedo analizar que ESPAÑA, es un país con un gran potencial en las finanzas casi todos los artículos y la información recolectada ha sido implementada por profesores Investigadores de diferentes universidades, es notorio que para los españoles el tema de las finanzas es inquietante y a diario están innovando instrumentos para analizar indicadores bursátiles, medición de riesgo, rentabilidades entre otros.

Los más destacados trabajos de las RNA en el área de información financiera son el análisis del fracaso empresarial y predicción los mercados financieros. Aquí les menciono una aplicación muy especial que se dio a las RNA.

7.1 LAS RNA EN LA GESTIÓN EMPRESARIAL.

En la universidad de Barcelona España dos profesores de física catalanes Garrido y Latorre aplican sus teorías a los mercados financieros, un modelo matemático basado en las redes neuronales, para predecir la evolución del índice bursátil Ibex 35 (como exponente más representativo) y a la vez facilita la toma de decisiones estratégicas en los escenarios financieros más impredecibles: mercados de futuros divisa y bolsa.

Jaime Puia, analista jefe de Gaesco Bolsa, insiste en las bondades de la predicción bursátil con las redes neuronales, al menos a nivel experimental: "se han introducido variables muy raras en el modelo y que mantenemos en secreto, se ha visto que funcionan", estamos operando con él en el mercado y en las pocas semanas que se aplica está funcionando de forma bastante aceptable, afirma.¹⁷

¹⁷ <http://sophia.ecm.ub.es/ial/prensa/elperiodico.html>

7.2 RESULTADOS DE LA RNA BACKPROPAGATION

EL BACKPROPAGATION puede entrenar redes multicapas feedforward, con funciones de transferencia diferenciables para ejecutar funciones de aproximación, asociación de patrones y clasificación de patrones. El termino Backpropagation se refiere al proceso por el cual pueden calcularse las derivadas de error de la red, con respecto a los pesos de la red y biases. Este proceso puede usarse con varias estrategias de optimización diferentes.

Para este caso la arquitectura de la red multicapa fue diseñada con una base de datos de 19 acciones colombianas, con sus respectivas matriz precios y rentabilidades diarias, con el indicador macroeconómico IGBC que se cotiza diario, los registros representan las cotizaciones de la acción y la variable a partir de la fecha 02 de enero de 2002 hasta el 04 de octubre de 2005, para un total de 925 datos que se utilizaron en la matriz de entrenamiento, y 368 datos para la matriz de validación.

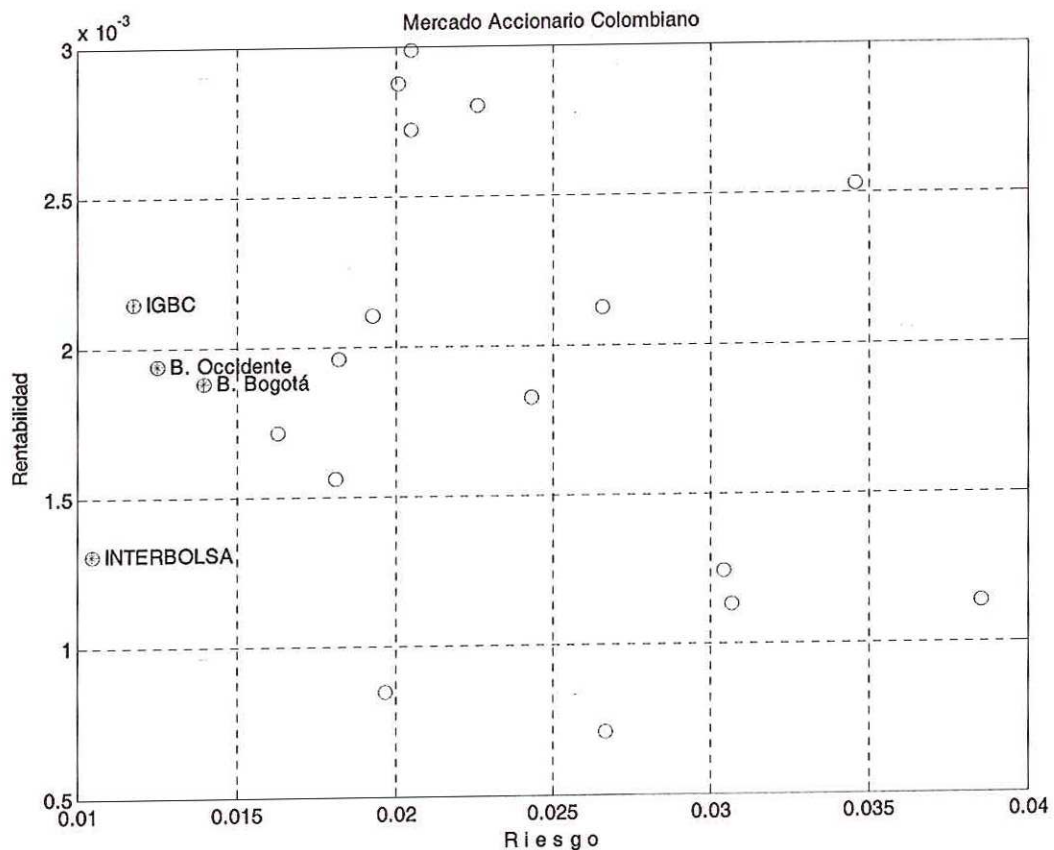
La matriz de entrenamiento llamada **MVAE**, contiene 925 datos y la **MVAS** matriz de validación contiene 368 datos, se entreno la red con un newff(new feed forward) con unos valores máximos desde 0.25 hasta unos valores mínimos de -0.02, la capa de entrada esta compuesta por cuatro neuronas, la capa oculta por dos neuronas y la capa de salida una neurona. La función de transferencia utilizada tansig (tangente sigmoidal) representa la relación funcional entre las entradas y salidas , siempre que la capa sigmoide tenga suficientes neuronas. Se programo una parada temprana para evitar que la red pueda sobre ajustarse en el conjunto de entrenamiento. La RNA fue entrenada con 100 epochs que significa el número de iteraciones por entrenamiento, el error de entrenamiento es de $1e-9$, para los resultados de entrenamiento y validación también se programó un error.

La matriz de entrenamiento y validación la componen una columna con la variable X que se titula Riesgo, y con la variable Y se titula Rentabilidad.

Los resultados del entrenamiento de la red neuronal fueron muy similares a los de el modelo de Markowitz fueron Banco de Occidente, PF Bancolombia e Interbolsa. El resultado del entrenamiento de la RNA arrojó como tres acciones con la mayor rentabilidad al menor riesgo para invertir fueron Banco de Bogotá, Interbolsa, Banco de Occidente.

El IGBC es un índice que presenta las mismas características en cotización diaria con las acciones resultantes siendo la mas correlacionada con el Banco de Bogotá, Interbolsa y Banco de Occidente.

Fig. 2 GRAFICO DE RESULTADO DE LA RNA



7.3 ENTRENAMIENTO DE LA RNA BACKPROPAGATION EN MATLAB

```

%ENTRENAMIENTO DE LAS RED NEURONAL ARTIFICIAL BACK
PROPAGATION
clc% LIMPIA LA PANTALLA
clear all % LIMPIA O BORRA TODA LAS VARIABLES
close all % CIERRA TODAS LAS FIGURAS QUE SE ENCUENTREN ABIERTAS

load matlida%carga la matriz de entrenamiento
VV.P=MVAE;% ALMACENAMIENTO MATRIZ DE ENTRENAMIENTO
VV.T=MVAS;% ALMACENAMIENTO MATRIZ DE VALIDACIÓN
error=100;
h = waitbar(0,'Espera por favor...');% Barra de espera

for i=1:2,
    waitbar(i/2,h)% Barra de tiempo
    net=newff([-0.02 0.25;1e-3 0.25],[4 2 1 ],{'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');
    net=init(net);
    net.trainParam.show =inf;% grafique siempre
    net.trainParam.epochs =100;% Número de iteraciones por entrenamiento
    net.trainParam.goal = 1e-9;% error de entrenamiento
    net.trainparam.mem_reduc=2;
    net.trainparam.max_fail=100;% parada temprana
    net.trainparam.lr=1.05;
    temp=clock;
    [net_portafolio,result]=train(net,MENE,MENS,[],[],VV);% Entrenamiento de la red
    clock;
    tiempo=etime(clock,temp);

    result.epoch=length(result.epoch)-1;%épocas
    result.perf=result.perf(result.epoch+1);%error de entrenamiento
    result.vperf=result.vperf(result.epoch+1);%error de validación
    result.tperf=0;
    result.mu=0;

    result.time=tiempo;
    result.neuronas='ojo';
    result.red=net_portafolio;
    clear temp
    disp(result.vperf)

```

```
if result.vperf<error,
    error=result.vperf;
    data.red=net_portafolio;
    data.vperf=error;
    data.perf=result.perf;
    data.ciclo=i;
    data.param=result;
end
end
close(h)
net_portafolio=data.red;
[fil col]=size(MENE);
for i=1:col,
    red_final(:,i)=sim(net_portafolio,MENE(:,i));% simulación de la red con la matriz
en cuestión
end

disp(data.param)
figure
plot(MENS,'r.')
hold on
plot(red_final,'b.')

netlida=net_portafolio;
% save redlida1 netlida
```

7.4 DEFINICIONES DEL ENTRENAMIENTO DE LA RNA BACKPROPAGATION EN MATLAB

```

clc %limpia pantalla
clear all % Limpia o borra las variables
close all %cierra ventanas
load mlida % Se carga la matriz con los riesgo y rentabilidades de los portafolios
load redlida % se carga la red neuronal que se entrenó

N=length(mlida); % Tamaño de la matriz, es decir el número de columnas que o
portafolios a evaluar
for i=1:N,

salida(:,i)=sim(netbp1,mlida(:,i));% simulación de la red con la matriz a probar

end
[v,p]=sort(salida)% Ordena de menor a mayor todos los portafolios, en p se
encuentra la posición de cada uno.

y=mlida(1,:);% Rentabilidades
x=mlida(2,:);% Riesgo
plot(x,y,'o')
hold
p3=p(17:20);%"Se almacenan los últimos 3 posiciones o tres mayores
x1=x(p3); %los valores en x de los portafolios escogidos
y1=y(p3); % los valores en y de los portafolios escogidos
plot(x1,y1,'r*')

text(x1(1),y1(1),' B. Bogotá')
text(x1(2),y1(2),' B. Occidente')
text(x1(3),y1(3),' IGBC')
text(x1(4),y1(4),' INTERBOLSA')

xlabel('R i e s g o')% Etiqueta de X
ylabel('Rentabilidad')% Etiqueta de Y
title('Mercado Accionario Colombiano') % Título de la gráfica

grid% malla

```


7.5 RESULTADOS RNA - PERFILES DE UN INVERSIONISTA

PERFIL DEL INVERSIONISTA CONSERVADOR

ACCION	RIESGO	RENTAB	PESOS	Riesgo (e)	Renta(e)
INTERBOLSA	1,04%	0,13%	33,33%	0,3466%	0,0433%
BCO DE BOGOTA	1,40%	0,19%	33,33%	0,4666%	0,0633%
BCO DE OCCIDENTE	1,25%	0,19%	33,33%	0,4166%	0,0633%
			TOTAL	1,2299%	0,1700%

Este perfil conservador muestra una rentabilidad del 0.17% con un riesgo de 1.2299% lo que le permite al inversionista tener diversificado el riesgo y la rentabilidad ante cualquier eventualidad en el precio de las acciones que conforman su portafolio.

PERFIL DEL INVERSIONISTA MODERADO

ACCION	RIESGO	RENTAB	PESOS	Riesgo (e)	Renta(e)
INTERBOLSA	1,04%	0,13%	50%	0,5200%	0,0650%
BCO DE BOGOTA	1,40%	0,19%	30%	0,4200%	0,0570%
BCO DE OCCIDENTE	1,25%	0,19%	20%	0,2500%	0,0380%
			TOTAL	1,1900%	0,1600%

Este perfil moderado valora la seguridad de la inversion dado que su rentabilidad es 0.16% a un nivel de riesgo del 1.19%, evidenciando el efecto de los cambios del mercado.

PERFIL DEL INVERSIONISTA AGRESIVO

ACCION	RIESGO	RENTAB	PESOS	Riesgo (e)	Renta(e)
INTERBOLSA	1,04%	0,13%	10%	0,1040%	0,0130%
BCO DE BOGOTA	1,40%	0,19%	10%	0,1400%	0,0190%
BCO DE OCCIDENTE	1,25%	0,19%	80%	1,0000%	0,1520%
			TOTAL	1,2440%	0,1840%

El perfil de un inversionista agresivo se concentra en una rentabilidad del 0.1840% con un riesgo de 1.2440%, siendo este el portafolio que presenta mayor riesgo y rentabilidad.

NOTA: Los resultados de las rentabilidades y del riesgo a traves de las red neuronales son similares a los obtenidos con el portafolio daado por mark.esto evidencia seria conveniente hacer un anañisis con los dos metodos para obtener resultados mas confiables.

7.6 GRAFICOS DE LOS RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONALBACK PROPAGATION

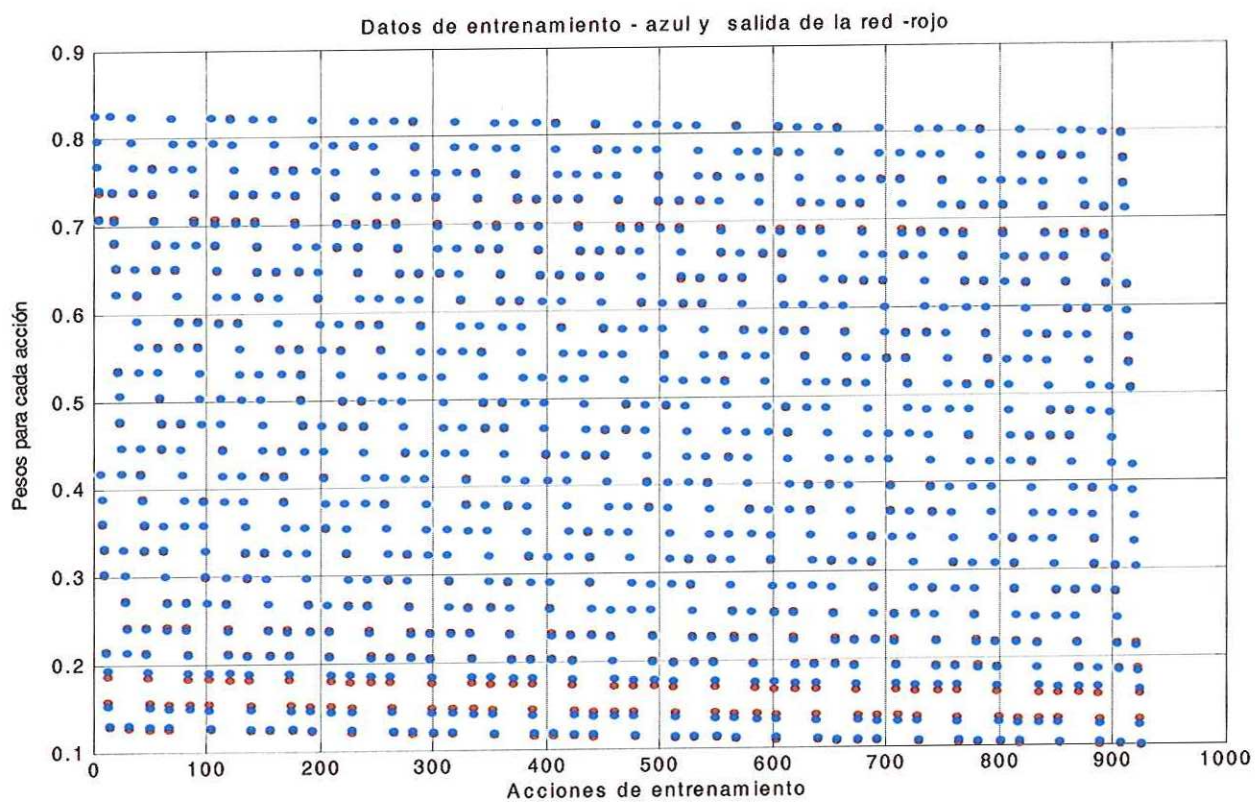


GRAFICO 1 Este grafico nos muestra en el eje X los datos de las acciones de entrenamiento y en el eje Y los pesos para cada acción, los puntos de color azul son los de entrenamiento y los puntos de color rojo son las salidas de la RNA.

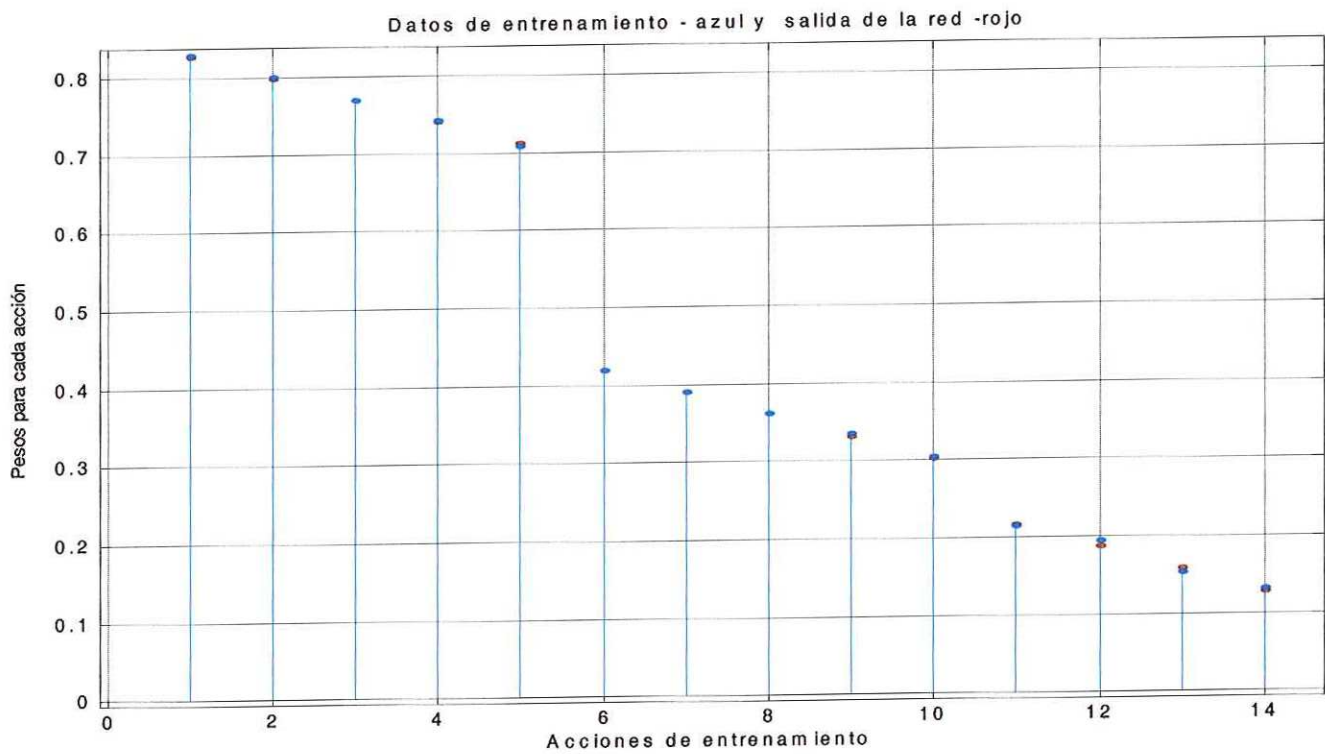


GRAFICO 2
ESTE ES UNA PEQUEÑA MUESTRA DEL GRAFICO 1.

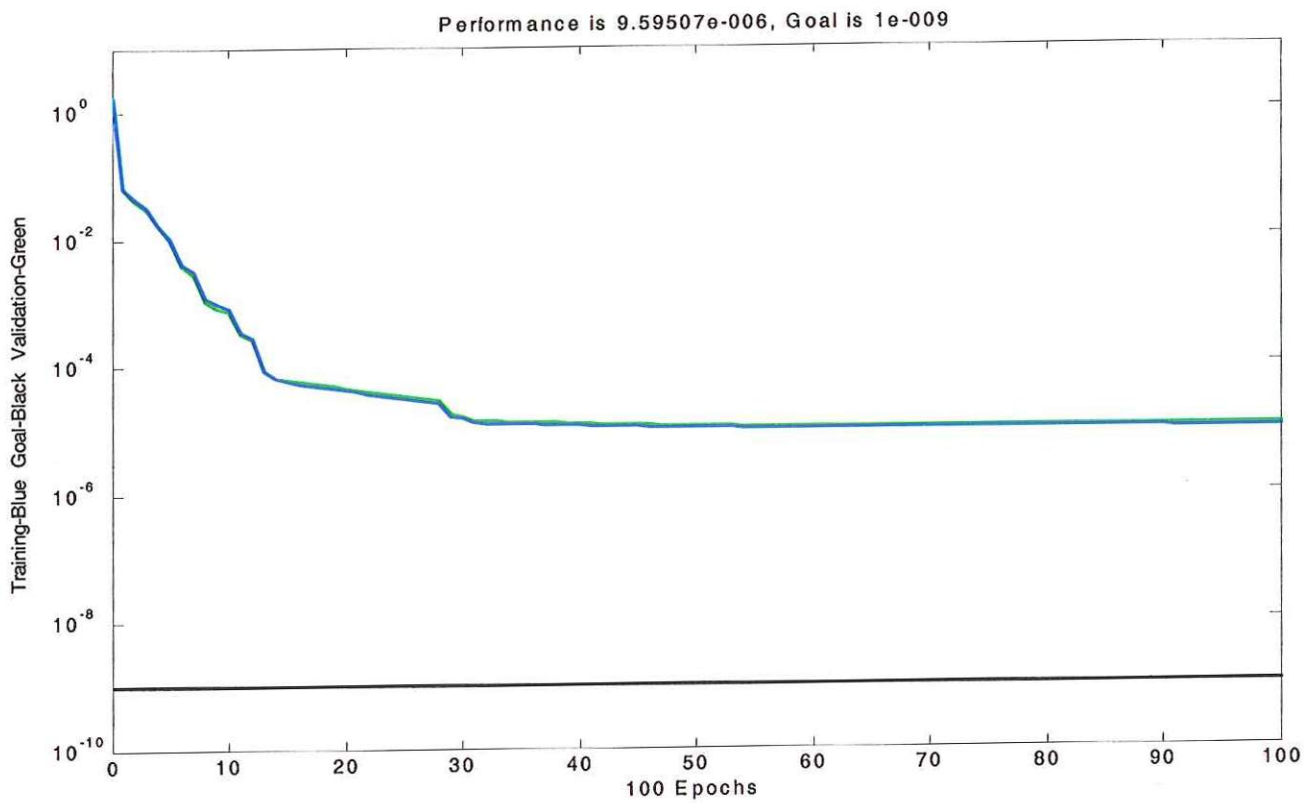


GRAFICO 3

Este gráfico nos muestra el error de entrenamiento de la RNA con 100 epochs arroja un error de (10^{-5}) .

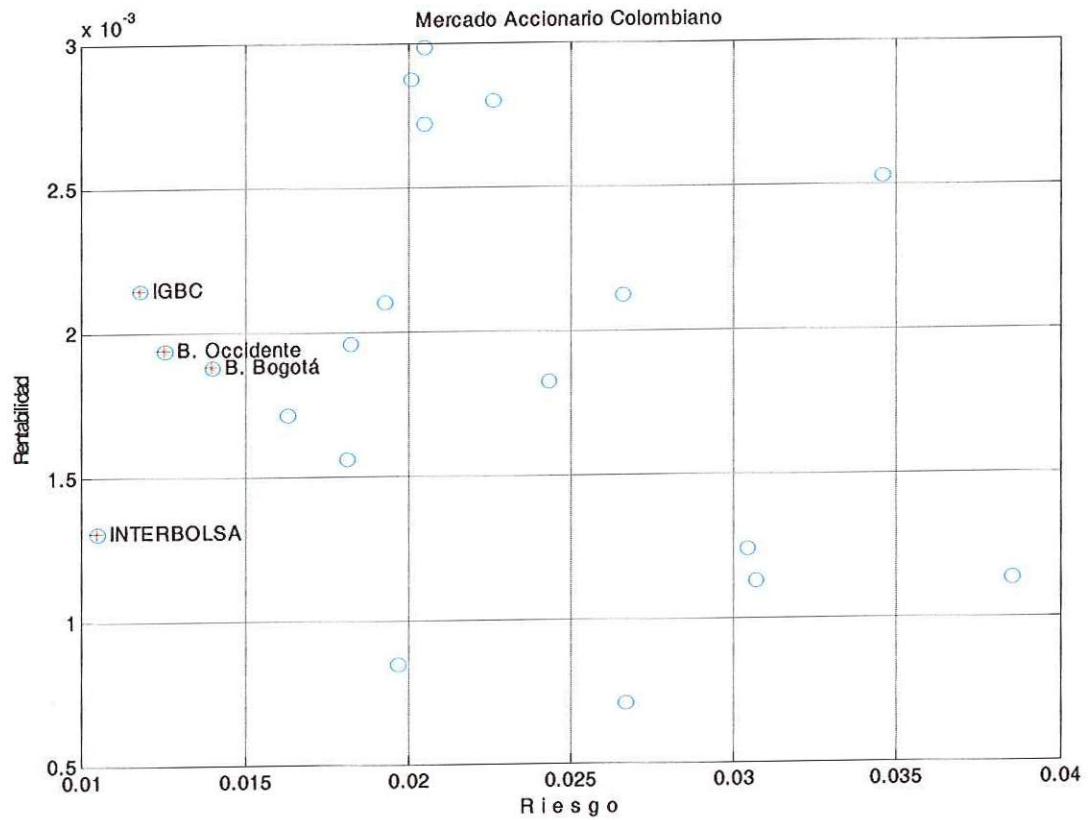


Grafico 4
 Este grafico nos muestra los resultados del entrenamiento de la red.
 En el eje X el Riesgo
 En el eje Y la Rentabilidad

CONCLUSIONES

El estudio de las redes neuronales permite, profundizar sobre las diferentes alternativas de predicción que existen y son poco utilizadas en la actualidad.

Se escogieron 19 acciones del mercado colombiano accionario, mediante la gráfica de portafolio eficientes, quedaron 3 acciones PF Colombia, Banco de Occidente e Interbolsa. Se identificaron tres variables que se cotizan a diario (IGBC, I-TES, TRM), quedando el IGBC como la mas correlacionada con el grupo de acciones resultantes, se utilizó una base de datos desde enero 2 de 2002 hasta octubre 4 de 2005.

Se realizó una exploración bibliográfica sobre las Redes Neuronales, sirviendo de marco teórico para lograr un conocimiento mas profundo y acertado, necesario para la ejecución y aplicación del proyecto en el campo financiero.

Se logró encontrar y seleccionar la arquitectura del perceptrón multicapa con algoritmo Backpropagation, y se aplicó para la respectiva selección de un portafolio en el mercado accionario Colombiano.

Se demostró la eficiencia de la herramienta Matlab, para la selección de las mejores acciones dentro de un portafolio de inversión. Analizando que el riesgo y la rentabilidad son muy similares en los dos métodos usados.

Se podría pensar en realizar una fusión o síntesis de estos dos modelos para lograr mejores resultados.

BIBLIOGRAFÍA

ARANUREN, Silvia y MUZACHIODI, Silvia L. redes neuronales y algoritmos genéticos.

JEFF, Madura. Mercados y teorías financieras. Sexta Edición, 2003.

HILERA GONZALES, Jose Ramon y MARTINEZ HERNANDO, Victor Jose ,
Redes Neuronales Artificiales, Fundamentos, modelos y aplicaciones.

Revista Dinero abril 15 de 2005 Pág. 38

RICO, Jaime. Apuntes. II Semestre de 2005. Redes Neuronales en Finanzas

SERRANO, Carlos y GALLIZO, José Luis. Las Redes Neuronales Artificiales en el
tratamiento de la Información Financiera. Departamento de Contabilidad y
Finanzas, Universidad de Zaragoza.

UNAB, Laboratorio Financiero. Base de datos Económica.

www.cema.edu.aor/medicióndelriesgo.

www.supervalores.gov.co

<http://ohm.utp.edu.co/neuronales/main.htm>

<http://ciberconta.unizar.es/Biblioteca/0004/SerGall96.html>

www.monografias.com/trabajos5/matlab/matlab/.shtml

www.grupoaval.com

www.aernsoft.com

www.supervalores.gov.co