

**APOYO A PROYECTO INVESTIGACION “ESTRUCTURACIÓN DE
PORTAFOLIOS DE INVERSIÓN EN ACCIONES USANDO REDES
NEURONALES”**

FREDDY ALEXANDER NIÑO RUEDA
JUAN ANDRÉS LEMUS SERRANO

Trabajo de Grado

Asesor
María Eugenia Serrano
Docente Facultad de Ingeniería Financiera

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA
FACULTAD DE INGENIERÍA FINANCIERA
Línea De Investigación: Inversiones
BUCARAMANGA
2005

Nota de aceptación

Presidente de Jurado

Jurado

Jurado

AGRADECIMIENTOS

Los integrantes de la investigación expresan sus agradecimientos a:

Maria Eugenia Serrano, Asesora de la investigación, por sus enriquecedoras y valiosas orientaciones en el desarrollo de la investigación.

A los docentes de la Facultad de Ingeniería Financiera que a lo largo de la carrera hicieron de nosotros grandes estudiantes y excelentes personas.

Agradecemos también la colaboración del Ingeniero Electricista Valdomiro Vega, de la UIS, por su colaboración en el manejo del programa MATLAB 7.0 para el soporte de las redes trabajadas.

A nuestras familias por su apoyo en el desarrollo de la investigación y por haber creído siempre en nosotros.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	7
1. ESTRUCTURACIÓN DE PORTAFOLIOS EN ACCIONES DE LA BVC.....	9
2. MODELO DE RED NEURONAL AUTO-ORGANIZADO	12
2.1. CARACTERÍSTICAS DEL MODELO	12
2.2. APRENDIZAJE	13
3. MODELO DE RED NEURONAL BACKPROPAGATION Y PERCEPTRON MULTICAPA	14
3.1 PARTES DEL MODELO	15
3.1.1. Error Cuadratico Medio	16
4. PROGRAMACIÓN.....	17
5. MODELO BASADO EN ANÁLISIS DE RENTABILIDAD-RIESGO	23
5.1 FRONTERA EFICIENTE.....	26
6. MODELO DE VALORACIÓN DE ACTIVOS DE CAPITAL	29
7. MODELO DE ARBITRAJE DE PRECIOS.....	32
8. RESULTADOS	36
8.1. DE LA APLICACIÓN DEL MODELO DE RED NEURONAL	36
8.2. DE LA APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DE RENTABILIDAD-RIESGO	36
8.3. DE LA APLICACIÓN DE LA FRONTERA EFICIENTE	37
8.4. DE LA APLICACIÓN DEL MODELO DE VALORACIÓN DE ACTIVOS DE CAPITAL.....	38
8.5. DE LA APLICACIÓN DEL MODELO DE TEORÍA DE ARBITRAJE DE PRECIOS.....	39
CONCLUSIONES.....	41
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS.....	44
ANEXOS.....	47

LISTA DE ANEXOS

	Pág.
Anexo A. CALIFICACIONES DE LAS SERIES DE DATOS	47
Anexo B. PROGRAMACIÓN DE LA RED.....	48

RESUMEN

El objetivo del trabajo realizado se basa en presentar un modelo de estructuración de portafolios en acciones del mercado Colombiano, y establecer comparaciones entre el modelo propuesto y los modelos tradicionales mas usados en teoría, como son el CAPM y la Frontera Eficiente.

Este trabajo se centró en uno de los sistemas neuronales más conocidos y usados en la categorización de datos, “**los mapas autoorganizados**”. Este tipo de red mediante un aprendizaje no supervisado es capaz de realizar análisis de clasificación buscando las similitudes existentes dentro de una serie de patrones y categorías de las series de datos, lo que beneficiaría la labor del administrador de portafolios a la hora de seleccionar los activos dentro de su portafolio.

Las investigación es importante para determinar sí el modelo de red neuronal propuesto recoge y analiza mejor los factores que influyen en el comportamiento de los precios de las acciones en el mercado Colombiano, y a su vez identificar sí los resultados obtenidos por la Red Neuronal pueden mejorar las técnicas clásicas ya mencionadas.

INTRODUCCIÓN

El comportamiento de el mercado bursátil Colombiano ha mostrado el último año un buen desempeño, lo cual es atractivo a ojos de los inversionistas nacionales y extranjeros incrementando la tendencia hacia la inversión en bolsa en nuestro país. Lo anterior supone un momento adecuado para la propuesta de un nuevo modelo de selección de activos.

Los portafolios de inversión en acciones son una combinación de estos títulos estratégicamente organizados para lograr una rentabilidad máxima según el nivel de riesgo que quiere asumir el inversor.

Los modelos tradicionales como el análisis de media-varianza, el CAPM y el APT son poco usados en la práctica por inversionistas para la selección de activos, ya que los inversionistas prefieren usar su conocimiento del mercado y su experiencia por ser menos costoso y más rápido. Por otro lado, numerosos estudios han indicado que es posible que la utilización de un modelo de éstos no sea lo más apropiado, ya que estos parten de hipótesis, no son aptos para todos los tipos de situaciones y características de mercado, y muchas veces no se pueden satisfacer todos los supuestos de estos plantean.

Inspirándose en el funcionamiento del cerebro humano, años atrás las Redes Neuronales Artificiales surgieron como una herramienta para la codificación, control, optimización, reconocimiento de formas, patrones, clasificación y predicción.

Este trabajo de Investigación tuvo como objeto proponer un modelo basado en *redes neuronales artificiales (RNA)*, que sirviera como herramienta para la

clasificación de activos dentro de un portafolio de inversiones en acciones, el cual fuera aplicable al mercado Colombiano, teniendo en cuenta los factores que la red encuentre en éste mercado. Para lograrlo se estudió específicamente el tipo de red neuronal autoorganizada, en su arquitectura, funcionamiento, mecanismos de aprendizaje y limitaciones, para posteriormente programarla y entrenarla en el software especializado Matlab 7.0, obtener los resultados, y finalmente compararlos con algunos de los reconocidos métodos de estructuración de portafolios de inversión en acciones. Se espera con esto que el modelo encuentre algunas explicaciones o similitudes entre los datos de entrada, que los modelos tradicionales no sean capaces de captar.

Se Realizó una investigación exhaustiva y metódica con el fin de hacer una aplicación del modelo basado en Redes Neuronales Artificiales a datos reales del mercado Colombiano. La información teórica se obtuvo en documentos electrónicos y trabajos ya realizados acerca del tema. Por otra parte la base de datos necesaria para correr los modelos se obtuvo de la información histórica de precios promedios e índice bursátil suministrada por la Superintendencia de Valores de Colombia.

Éste trabajo de grado se ejecutó dando apoyo al proyecto “Estructuración de Portafolios de inversión en acciones usando Redes Neuronales” liderado por dos docentes de la Facultad de Ingeniería Financiera de la Universidad Autónoma de Bucaramanga.

1. ESTRUCTURACIÓN DE PORTAFOLIOS EN ACCIONES DE LA BVC

La mayoría de los inversores se preocupan sobre como el comportamiento de su portafolio se relaciona con las características de la economía en general, como también con otros factores que afectan su bienestar. Estos factores son recogidos o reflejados en los precios de las acciones.

En la estructuración de un portafolio en acciones es de utilidad determinar las rentabilidades esperadas de las acciones que tenemos a disposición para invertir. Aunque la teoría de mercados eficientes nos sugiere que, la única certeza sobre el precio de mañana es el precio actual y la disponibilidad de la información para los inversores, en el año de 1952 Harry Markowitz publico un artículo considerado el inicio de la teoría de estructuración de portafolios. Teniendo en cuenta aquello planteado por Markowitz, hoy en día los inversores pueden determinar el destino de sus fondos basados en sus perfiles de riesgo.

En un portafolio de inversiones en acciones se debe tener en cuenta algunos aspectos importantes, entre estos: definir la clase de activos; el perfil del riesgo del inversor; establecer políticas de diversificación; y definir el plazo de la inversión.

Con estos antecedentes, los activos financieros que se tendrán en cuenta para estructurar el portafolio fueron Acciones, ordinarias o preferenciales.

La determinación del Perfil de riesgo del inversor realmente es a largo plazo y se va perfeccionando con el tiempo. Este balance entre riesgo y rentabilidad depende exclusivamente del inversor o dueño del capital.

Las políticas de diversificación determinan factores como el país donde se invertirá y la moneda. Éste trabajo se basó en el mercado Colombiano y por tanto el portafolio se conformó en su moneda legal, pesos colombianos.

El plazo de la inversión determina la agresividad de la inversión, es decir, si el horizonte de la inversión es más largo, existen mas posibilidades de que se cumpla con el objetivo de la inversión, por tanto se puede ser más agresivo.

El plazo de la inversión que se tomó en este estudio fueron 6 años, tratando de ser consecuente con el periodo de los datos utilizados para el estudio y para la creación del modelo.

La información para programar el modelo se basa en una base de datos¹ de 32 series diarias de precios promedios² de acciones del mercado Colombiano, estas series se tomaron desde el 5 de enero de 1999 hasta el 31 de Diciembre de 2004.³ Así mismo se tomo como referencia la serie del índice de mercado de la BVC “El IGBC”, el cual recoge el efecto los movimientos del mercado en general. *“Éste es un indicador medio que refleja en un número las variaciones agregadas en los precios de un grupo de acciones, y es el elemento más representativo para el análisis del mercado bursátil, siendo el instrumento más ágil y simple para reflejar la evolución y tendencia de los precios de las acciones.”*⁴

¹ La fuente de la base de datos se tomo de los registros de la Superintendencia de Valores de Colombia, la cual se asume como fuente fidedigna de dicha información.

² La razón de tomar precios promedio para el estudio es por que estos recogen mejor las variaciones del precio del activo durante el día de negociación en bolsa.

³ Se tomó como referencia del precio inicial un día donde todas las acciones cotizaran y que al mismo tiempo se encontraran cotizando en la BVC hasta la fecha actual.

⁴ ARANGO LOPEZ, José E. Sociedades Anónimas, Valoración de Acciones. 1990.

En el mes de Julio del 2001 las tres bolsas existentes en el país (Bolsa de Bogotá, Bolsa de Medellín y Bolsa de Occidente) se unieron para formar la bolsa de valores de Colombia “BVC”, cuyo índice el IGBC, se tomo desde la misma fecha de inicio de la serie de precios. Al analizar cual de las tres bolsas era más representativa y su indicador se adecuaba mejor al cambio con el IGBC, se decidió que desde 1999 hasta julio del año 2001, se tomaría el índice de la Bolsa de Bogotá.

2. MODELO DE RED NEURONAL AUTO-ORGANIZADO

Las redes neuronales son un tema relativamente nuevo y desconocido en nuestro país e incluso en el medio financiero. Es de suma importancia conocer las Redes Auto-organizadas en su arquitectura, funcionamiento y mecanismo de aprendizaje. Conceptos que son la base de la programación de la red.

La red Auto-organizada de Kohonen se empleó en la programación del modelo de clasificación de Activos, en este caso Acciones que transan en la bolsa de valores de Colombia (BVC), con la finalidad de seleccionar las acciones que conformaron el portafolio.

La red Auto-organizada es muy usada en los procesos de clasificación, análisis y asimilación de patrones, lo que justamente se comprobó durante la realización del proyecto.

2.1 Características del Modelo

La Red Auto-organizada o Mapa Auto-organizados “MAO” (T. Kohonen)⁵, pueden detectar patrones en los datos suministrados de las 32 series de precios promedios y de la Serie del IGBC para adaptar su respuesta de acuerdo con estos datos. Los MAO tienen un mecanismo de aprendizaje **no supervisado** lo cual indica que no se tiene una respuesta objetivo y por tanto las neuronas deben organizarse ellas mismas en función de los datos de entrada⁶, y **competitivo**, lo cual significa que sólo una de las neuronas de la capa de salida (o un grupo de vecinas) se activa cuando se introduce la base de datos de la serie de precios,

⁵ Teuvo Kohonen, Profesor de la Facultad de Ciencias de la Información (Universidad de Helsinki).

⁶ La red descubre y analiza patrones comunes, establecer por si misma categorías, y luego clasifica los datos dentro de estas categorías, incorporándolos a su estructura interna.

quedando finalmente una neurona vencedora. Así, las series de precios con patrones similares activan una misma neurona clasificándose éstas dentro de una misma categoría.

2.2 Aprendizaje

El mecanismo que usa este modelo de red para la clasificación de acciones inicia con una **etapa de entrenamiento** donde a partir de las relaciones observadas en las series de precios, se identifican las categorías que forman el mapa de rasgos, es decir, se identifican las neuronas ganadoras y su vecindad.

En la **etapa de funcionamiento** se introduce ante la red ya entrenada las series de precios de las 32 acciones, luego cada neurona de salida calcula la similitud entre los datos *de entrada* y su propio *vector de pesos* según una cierta medida de distancia establecida. Si de las neuronas de salida, el vector de pesos de una de ellas es el más similar al vector de entrada, ésta es la neurona vencedora, logrando que la serie de entrada se asocie a tal neurona o categoría.

En teoría, lo atractivo de este modelo de red neuronal es que realiza una clasificación, ya que la neurona de salida activada ante la entrada de datos, muestra la categoría a la que pertenecen dichos datos. Al haber otra entrada similar a las anteriores, se activa la misma neurona de salida u otra cercana debido a la similitud entre las categorías que hace que las neuronas vecinas sean sensibles a datos parecidos.

Aunque esta sensibilidad puede llegar a presentar problemas a la hora de leer los resultados ya que puede clasificar los datos bajo un mismo grupo de similitud, generando un problema a la hora de leer los resultados y eliminando la posibilidad de trabajar con los demás grupos planteados en un comienzo.

3. MODELO DE RED NEURONAL BACK PROPAGATION Y PERCEPTRON MULTICAPA

El Perceptron fue presentado en el año de 1957 por Frank Rosenblatt, y consistía en una red neuronal con aprendizaje supervisado y con una regla de aprendizaje. Este modelo fue diseñado para trabajar con patrones de entrada y salida binarios. Su funcionamiento, por ser una red supervisada, consta de dos fases; la primera es en la que se presentan las entradas y salidas deseadas, es decir se supervisa que la red obtenga los resultados que ya se conocen. La segunda fase es donde se presenta nuevos datos o patrones de entrada con la expectativa que los clasifique de igual manera.

Años mas tarde surge la técnica de aprendizaje de propagación hacia atrás o **Back Propagation**. El modelo de Perceptron simple solo presenta unidades de entrada que no tienen aprendizaje, es por esta razón que la contribución de Minsky y Papert fue demostrar que una red del tipo Perceptron no era capaz de aprender todas las posibles combinaciones entre entradas y salidas y su solución consistió en añadir capas intermedias de neuronas, y el mecanismo se realizó por medio del algoritmo de propagación hacia atrás. En éste se compara la salida real con la salida deseada. La diferencia entre ambas constituye un error que se propaga hacia atrás desde la capa de salida hasta la de entrada permitiendo así la adaptación de los pesos de las neuronas intermedias mediante una regla de aprendizaje Delta.⁷

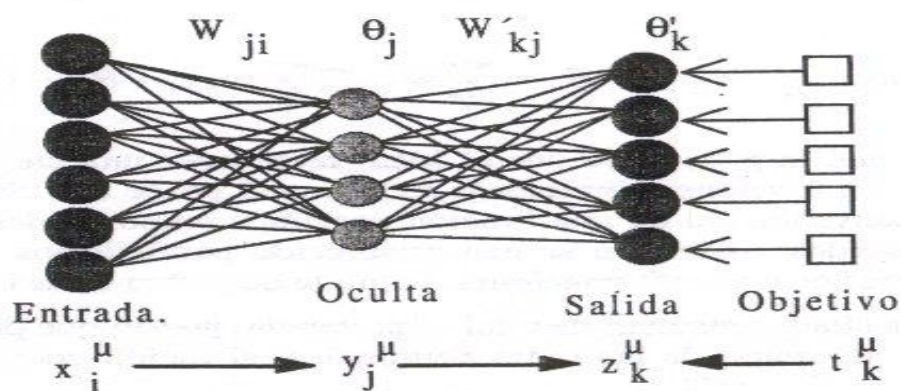
⁷ http://es.tldp.org/Presentaciones/200304curso-glisa/redes_neuronales/curso-glisa-redes_neuronales-html/x105.html.

Nota de los Autores: el Gráfico 1, el Gráfico 2., y la Ecuación 1, se toman también de la pagina web citada.

3.1 PARTES DEL MODELO

Si se añaden capas intermedias (ocultas) a un perceptron simple obtenemos un perceptron multicapa o MLP (Multi-Layer Perceptron). Es una red unidireccional (feedforward). La arquitectura típica de esta red es la siguiente, “Ver Grafico 1”.

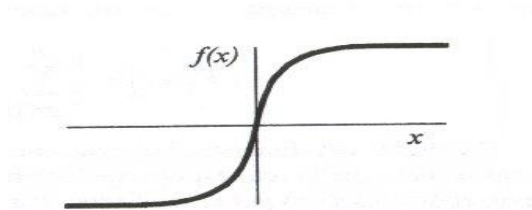
Gráfico 1, Representación de un Perceptrón Multicapa (MLP)



- **Capa de entrada:** Constituida por aquellas neuronas que introducen los patrones de entrada en la red. En estas neuronas no se produce procesamiento.
- **Capas ocultas:** Formada por aquellas neuronas cuyas entradas provienen de capas anteriores y las salidas pasan a neuronas de capas posteriores.
- **Capa de salida:** Neuronas cuyos valores de salida corresponden con las salidas de toda la red.

Las neuronas de la capa oculta usan como regla de propagación la suma ponderada de las entradas con los pesos sinápticos w_{ij} y sobre esa suma ponderada se aplica una función de transferencia de tipo sigmoide, que es acotada en respuesta, como se puede observar en el gráfico 2.

Gráfico 2, Forma funcional de una sigmoide



3.1.1 Error cuadrático medio

Para la actualización de los pesos se utiliza la propagación hacia atrás de los errores. Como se puede ver en la Ecuación 1, es la suma de los errores parciales (índice p), resultantes de la diferencia entre la salida deseada d_p y la salida que da la red “f(.)” ante el vector de entrada x_k . Si estas salidas son muy diferentes de las salidas deseadas, el error cuadrático medio será grande. “f” es la función de activación de las neuronas de la capa de salida y la salida que proporcionan las neuronas de la última capa oculta.

Ecuación 1, Fórmula del error cuadrático medio.

$$E(w_{ij}, \theta_j, w'_{kj}, \theta'_k) = \frac{1}{2} \sum_p \sum_k \left[d_k^p - f \left(\sum_j w'_{kj} y_j^p - \theta'_k \right) \right]^2$$

En los últimos años se ha aplicado el Perceptron Multicapa a numerosos problemas, y se ha comprobado experimentalmente que es capaz de resolver muchos de estos de gran dificultad y de manera simple. En muchos casos se puede presentar como una alternativa al problema que presentan los modelos Auto Organizados, puesto que estos como se mencionaba con anterioridad por su condición de Auto-Organizados no permiten una buena interpretación de los resultados y una manipulación del procedimiento en el trabajo con la red.

4. PROGRAMACIÓN

La programación del modelo de red neuronal se realizó en MATLAB, donde se entrenaron los modelos de Redes Auto-Organizadas de T. Kohonen y el modelo de Propagación multicapa.

En un principio se pensaba comparar la teoría de T. Kohonen con los métodos de estructuración de portafolios mas conocidos. En vista de que por medio de este método no se obtuvieron los resultados esperados, se implementó la red neuronal Perceptron Multicapa.

Una vez se trabajaron los dos modelos y se configuraron los parámetros del programa se analizaron los resultados para poder determinar cual es el mas optimo.

7.1 Entrenamiento de la Red

Para la realización de este primer paso, fue necesario la creación de una matriz donde Y = rentabilidad y X = riesgo. Los valores de Y van desde 0.2% hasta 25%, y los valores de X desde 0 hasta 25%. Se le asigno una calificación a cada uno de los puntos de corte, tomando como la mayor calificación el punto X,Y [0%, 25 %] y el mínimo X,Y [25%, 0%]. Las calificaciones se asignaron de mayor a menor. Ver *anexo A*.

7.1.1 Red Auto-Organizada

Las redes Auto-Organizadas, son de aprendizaje no supervisado, por esta razón en el momento de entrenarla solo hay que darle los vectores de entrenamiento.

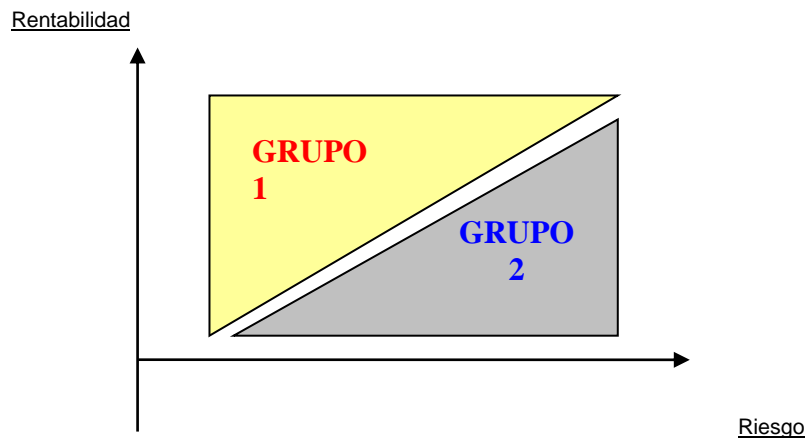
Estos vectores se le dan en forma de matriz para que la red los organice y clasifique, según las similitudes que encuentre. Las entradas que se le dieron a la red fueron dos, rentabilidad y riesgo.

Las redes Auto-organizadas o de Kohonen, por lo general utilizan la función **newc**, que es la forma como se les llama en MATLAB a las redes competitivas para darles inicio.

Esta red tomara valores de en Y;X $([-0.02 \ 0.25; 1e-3 \ 0.25])$, y se le pidió que organizara las 32 acciones en 6 grupos y bajo un error del 0.01.

Cuando se entrenó la red con la matriz de entrenamiento, la cual consta de alrededor de mil (1.000) datos, y se le dio el tiempo para que los organizara en 6 grupos; esta solo logro organizar los datos en dos grupos.

Gráfico 3, Clasificación de los resultados de la red Auto-Organizada de Kohonen.



Según el gráfico 3, que se puede hacer sobre el entrenamiento, las mejores acciones se encuentran en el grupo con la absoluta certeza.

Al presentar los datos reales de las 32 acciones a la red, e igualmente solicitarle conformar seis grupos, el resultado fue aun mas desalentador. La red clasificó todas las acciones en un solo grupo. Es decir que no pudo lograr ningún tipo de clasificación de estas según los seis grupos establecidos al principio.

Algunas de las causas que podemos mencionar del resultado obtenido en esta red son:

- Las pocas entradas que tiene la red, es decir solo dos (rentabilidad y riesgo), lo cual dificulta a esta la búsqueda de características o similitudes entre los datos.
- Las acciones se concentran en su mayoría en niveles muy bajos de rentabilidad, y además las diferencias entre estas son muy sutiles, de tal forma que la red no alcanza a visualizar las diferencias que existan entre ellas.

Como parte final de este primer proceso de entrenamiento y trabajo con la red, que en un principio fue la que se profesó tenía las mejores cualidades para la estructuración de un portafolio, se puede concluir que el resultado es totalmente negativo e insatisfactorio, por que la red no logro el objetivo esperado de clasificación.

Ante este resultado y bajo la asesoría de personal con mayores conocimientos en manejo de redes, se decidió utilizar una red Perceptron Multicapa o MLP.

MLP (Multi-Layer Perceptron)

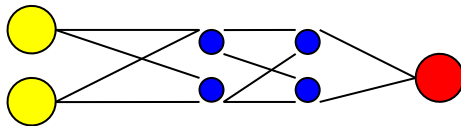
El Perceptron Multicapa es una red supervisada que posee, como su nombre lo dice, varias capas, entre ellas unas ocultas. Por ser una red supervisada, requiere

de un entrenamiento más complicado que las de Kohonen anteriormente descritas. Inicialmente es necesario tener un vector de entrenamiento y otro de validación, estos vectores son la misma matriz del anexo A, pero dividida en dos partes: **VE** 70 % y **VV** 30% (vector de entrenamiento y vector de validación) y deben estar en forma aleatoria.

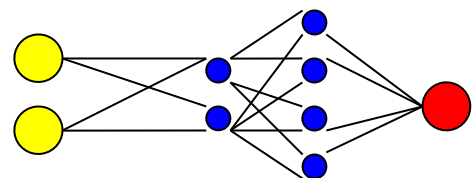
Para empezar este tipo de redes se debe utilizar la función **newff** y feed-forward y darle entrada a los valores o rangos en que se encuentran dados los datos. El paso siguiente es asignar el número de neuronas, o grupos y su orden para que la red arroje todas las posibles combinaciones. En este paso se realizaron 2 dos tipos de organización como se muestra en la figura 1.

Figura 1.

Primer modelo de organización de la red:
2 Capas de entrada, 2 columnas con 2 capas ocultas y una salida.



Segundo modelo de organización de la red: 2 Capas de entrada, 2 columnas una con 2 y otra con 4 capas ocultas y una salida.



La función de transferencia con la cual se trabajó es la Tangente Sigmoida, **tansig** que es una de las más utilizadas, y cuyas ventajas ante sus similares es que puede tomar rangos desde -1 a 1 y tiene la forma del gráfico 2. Las neuronas de la capa de salida tienen una función lineal, **purelin**. La red se entrenó con un algoritmo Levenberg Marquardt, **trainlm**, este es uno de los algoritmos mas utilizados y con mejores resultados.

Una vez terminada esta parte se establece cada cuantos ciclos se desean obtener los resultados, el número de ciclos de entrenamiento y el error esperado.

En el momento en que la red nos muestre un gráfico de error que converja de mayor a menor, es cuando se puede decir que se encuentra entrenada.

Seguido a esto se carga nuevamente la red, pero esta vez con los datos para el análisis, en este caso las rentabilidades y sus respectivos riesgos. Se corre nuevamente en espera de los resultados mas satisfactorios, los cuales serán generados en un listado, el cual esta organizando las acciones de derecha a izquierda, de la mayor a la menor.

La primera red con 2,2 capas ocultas, según el gráfico 10, arroja el siguiente listado.

7 22 21 28 10 24 9 1 31 20 3 16 26 6 32 15 11 8 12 2 29 19 18 33 23 25

Se observa que entre las primeras seis acciones de derecha a izquierda, solo están iluminadas dos que por su rentabilidad y riesgo son calificadas por dominantes. La numeración de las acciones es igual a como fueron ingresadas a la red.

La segunda y última red , gráfico 11, arroja el siguiente listado.

28 12 13 31 32 19 9 1 18 17 23 22 7 11 25 2 10 6 3 16 33 15 4 8 29 20

En este caso la casillas iluminadas muestran las que por su rentabilidad y riesgo fueron clasificadas como acciones dominantes, lo que indica que presentaron un mayor grado de credibilidad y certeza. La casilla bajo el número 33, es el IGBC.

Con este paso se da por terminado el trabajo con la red Perceptron Multicapa, con un resultado muy superior al obtenido con las redes auto-organizadas.

4. MODELO BASADO EN ANÁLISIS DE RENTABILIDAD-RIESGO

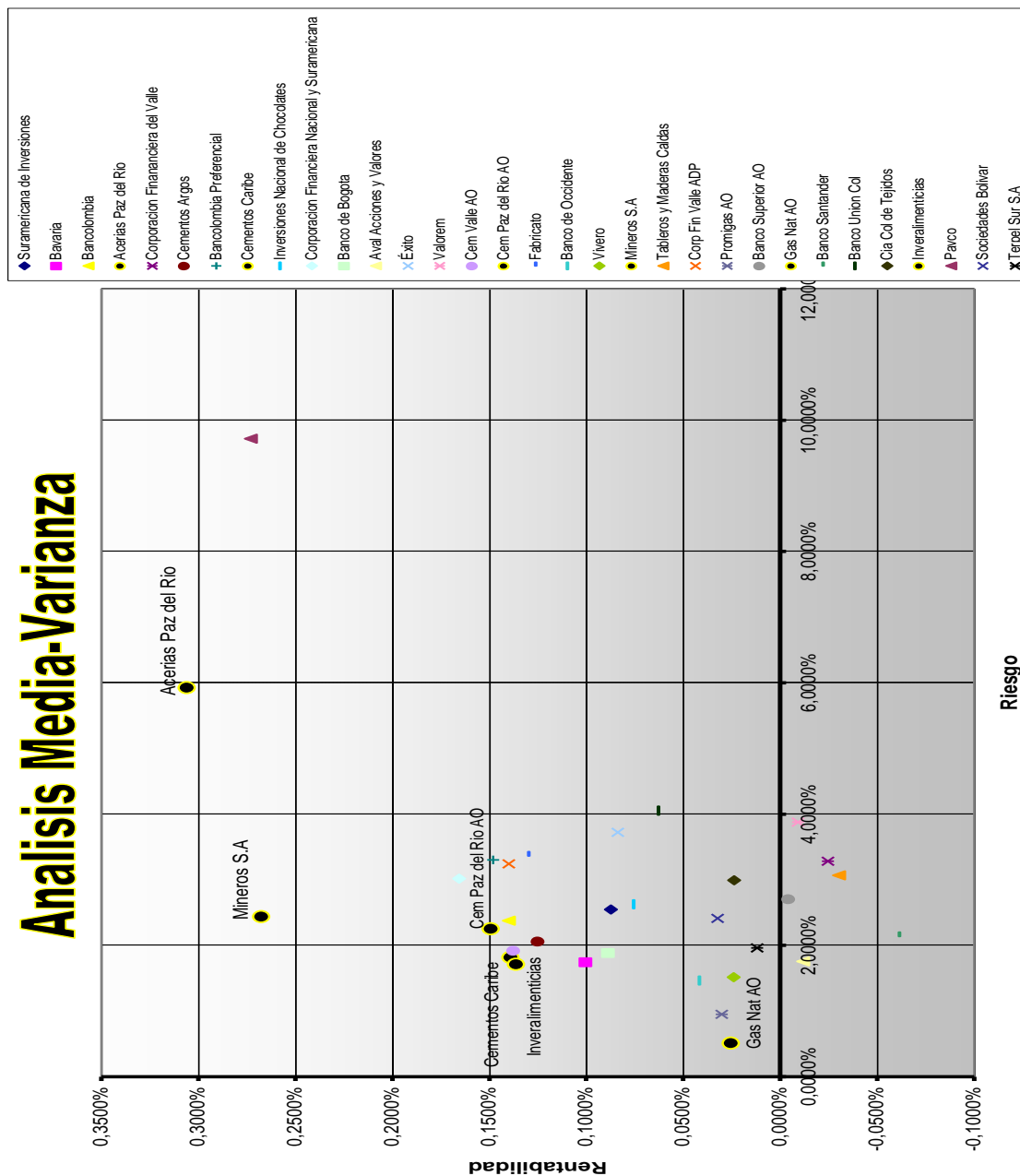
El cálculo del riesgo y el rendimiento de un activo es el primer paso a la hora de crear un portafolio bajo según este modelo. Aunque estas variables se refieren al rendimiento y riesgo que obtuvieron los precios de las acciones en el pasado, lo que más importa en el momento de la estructuración del portafolio en acciones son los rendimientos que espera el inversor en el futuro. No obstante, el cálculo de la rentabilidad nos aproxima a lo que puede suceder con esta variable en el futuro, y el cálculo del riesgo nos ayuda a dar una clara idea de la probabilidad de desviación de la rentabilidad esperada, del valor más probable en el futuro.

El análisis de Rentabilidad-Riesgo o media-varianza⁸ se puede definir como puntos que representan las acciones en un gráfico, donde se ubican las acciones dominantes, eso quiere decir aquellas que presentan un mejor perfil de Riesgo/Rentabilidad que las demás. Esta es una manera de seleccionar de un grupo de acciones, las acciones más relevantes para un portafolio de inversión. La distribución del capital que el inversor finalmente seleccione depende de su preferencia entre rentabilidad y riesgo.

De las 32 acciones ya mencionadas tomadas para la elaboración del modelo de clasificación de acciones con redes neuronales, solo 6 de estas presentaron una mejor relación de Riesgo/Rentabilidad en el análisis de Rentabilidad-Riesgo o Dominancia. Finalmente bajo este parámetro de selección, se escogieron en orden de Menor Riesgo / Menor rentabilidad a, Mayor riesgo / Mayor rentabilidad, las acciones de Gas Natural S.A., Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Cementos Paz del Río S.A., Mineros S.A. y Acerías Paz del Río. *Ver Grafico 4.*

⁸ Al ser uno de los pilares de la teoría financiera, el análisis de media-varianza es lo suficientemente importante como para haber sido mencionado en la concesión de dos premios Nóbel en Economía: James Tobin en 1981 y Harry Markowitz en 1990.

Gráfico 4. Gráfico de dominancia de un grupo de 32 acciones.



El gráfico 4 ayuda a eliminar de las 32 acciones las acciones dominadas, en el sentido de que otras acciones tienen rentabilidades esperadas más altas y riesgo mas bajo, por tanto son mejores, quedando finalmente las 6 acciones mencionadas para conformar el portafolio.

Claro esta que este sistema no indica la forma de distribuir el capital sobre las 6 acciones seleccionadas. Entonces para evaluar con datos reales los resultados que obtendría dicho portafolio, se asume una inversión realizada el 3 de enero de 2005 invirtiéndose las mismas cantidades en cada una de las 6 acciones. La valoración de los resultados se realiza el 30 de septiembre de 2005, y se puede apreciar en la Tabla 1.

Tabla 1. Rentabilidades obtenidas de las Acciones Dominantes y el Portafolio Final

Precios Promedios	Gas Natural S.A.	Mineros S.A.	Inveralimenticias S.A.	Cementos Caribe S.A.	Cementos Paz del río S.A.	Acerías Paz del río S.A.
03/01/2005	10.970,00	1.540,00	18.000,00	17.384,00	4.690,47	15,00
30/09/2005	33.565,22	764,89	27.500,00	27.750,91	6.309,72	41,64
Rentabilidad Precio	205,97%	-50,33%	52,78%	59,63%	34,52%	177,59%
Pesos	16,67%	16,67%	16,67%	16,67%	16,67%	16,67%

Rentabilidad Obtenida	80,03%
Nº Periodos de 182 días al año	2,005
Tasa nominal	160,50%
Rentabilidad E.A.	224,89%

La rentabilidad que obtuvo el portafolio desde el 3 de enero hasta el 30 de septiembre de 2005 (182 días) es del 80.03%, lo cual en términos efectivos anuales equivale a una rentabilidad del 224.89%.

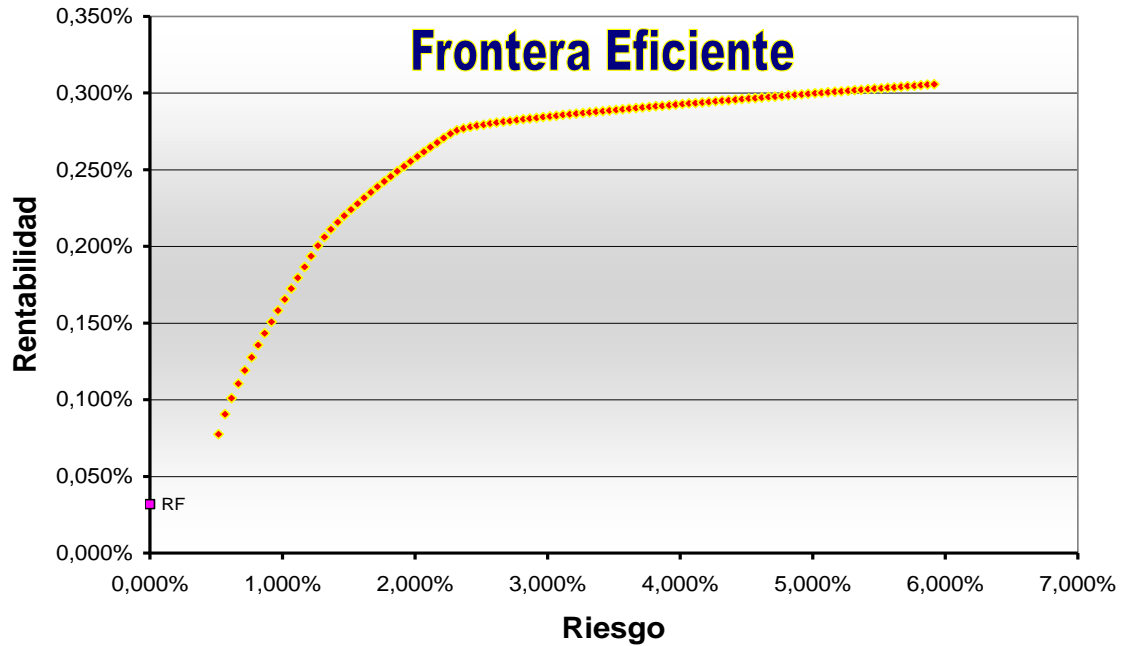
4.1. FRONTERA EFICIENTE

Una vez obtenidas las 6 acciones, que se pueden ver en la tabla 1, la asignación del capital óptimo se puede hacer con la Frontera Eficiente y depende del perfil de riesgo del inversor. Se pueden distinguir dos tipos de inversores a grosso modo: Los conservadores preferirán portafolios ubicados en la parte inferior izquierda de del Gráfico Dominancia, y los agresivos optaran por portafolios ubicados en la parte superior derecha.

Para calcular la frontera eficiente⁹ se necesitó el cálculo del Rendimiento y Riesgo esperado de cada uno de los activos, y la Matriz de correlaciones y varianzas entre todos los activos. Mediante la ayuda de Software Excel y mediante el uso de la función SOLVER, se puede calcular las proporciones de cada portafolio según el riesgo que quiera asumir el inversionista. Cabe anotar la suma de las proporciones no debe exceder el 100% del capital disponible y cada proporción debe ser mayor o igual a 0%, es decir no se puede vender en corto. De esta forma se obtuvo la figura que se exhibe en el Gráfico 5.

⁹ Diferentes asignaciones de capital sobre las 6 acciones elegidas.

Gráfico 5, Frontera Eficiente



Cada punto sobre la frontera eficiente muestra un portafolio con diferentes ponderaciones de cada una de las 6 acciones (*Gas Natural S.A.*, *Inveralimenticias S.A.*, *Cementos Caribe S.A.*, *Cementos Paz del Río S.A.*, *Mineros S.A.* y *Acerías Paz del Río*) seleccionadas bajo el análisis de Rentabilidad - Riesgo que componen los portafolios sobre la curva.

Dentro de la Frontera Eficiente se pueden elegir gran cantidad de portafolios sobre las 6 acciones elegidas, con diferentes asignaciones de capital. En la Tabla 2 se pueden apreciar 3 perfiles para la distribución de capital.

Tabla 2, Perfiles del inversionista.

PESOS	Acerías Paz del Río S.A.	Cementos Caribe S.A.	Cementos Paz del Río S.A.	Mineros S.A.	Gas Natural S.A.	Inveralimenticias S.A.
Conservador	1,61%	5,85%	5,40%	9,77%	67,74%	9,63%
Moderado	48,70%	0,00%	0,00%	51,30%	0,00%	0,00%
Agresivo	99,77%	0,00%	0,00%	0,23%	0,00%	0,00%

Dado las ponderaciones de la Tabla 2, se crearon tres portafolios. Para evaluar los resultados con datos reales, se estructura el 3 de enero de 2005, un portafolio Conservador, uno Moderado y finalmente uno Agresivo. El 30 de septiembre de 2005 se valoraron los portafolios en acciones y se tienen los siguientes resultados: el portafolio conservador obtiene una rentabilidad del 516.6% E.A.; el Moderado una rentabilidad del 158.65% E.A.; y el Agresivo una rentabilidad del 670.4% E.A, como se muestra en la tabla 3.

Tabla 3, Resultados del Portafolio.

	Acerías Paz del Río S.A.	Cementos Caribe S.A.	Cementos Paz del Río S.A.	Mineros S.A.	Gas Natural S.A.	Inveralimenticias S.A.
03/01/2005	15,0	17.384,0	4.690,5	1.540,0	10.970,0	18.000,0
30/09/2005	41,6	27.750,9	6.309,7	764,9	33.565,2	27.500,0

Rentabilidad Precio	177,59%	59,63%	34,52%	-50,33%	205,97%	52,78%
----------------------------	----------------	---------------	---------------	----------------	----------------	---------------

	Conservador	Moderado	Agresivo
Rentabilidad Obtenida	147,91%	60,66%	177,08%
Rentabilidad E.A	516,59%	158,65%	670,41%

5. MODELO DE VALORACIÓN DE ACTIVOS DE CAPITAL

El CAPM permite determinar la relación entre la rentabilidad esperada y riesgo para cualquier acción cuando los mercados están en equilibrio. Este es un método que parte del método anterior, es decir se toman las 6 acciones ya seleccionadas bajo el método de análisis rentabilidad-riesgo, las cuales dominan en riesgo/rentabilidad al resto de 26 acciones.

“El concepto central del CAPM es que la varianza de una acción por si misma no es un determinante importante de la rentabilidad esperada de la acción. Lo que importa es la beta de mercado de la acción, que mide la covarianza de la rentabilidad de la acción con la rentabilidad de un índice de mercado, corregido por la varianza de este índice.”¹⁰

Partiendo de lo anterior y de que a la hora de estructurar un portafolio solo interesa la rentabilidad y riesgo, al evaluar una acción se debe mirar solo la rentabilidad y el Beta.¹¹ El cálculo del Beta de mercado de cada acción se realiza calculando la pendiente entre la serie de rentabilidades de cada acción y la serie de rentabilidades del índice de mercado IGBC. Ver *Tabla 4*.

Tabla 4. Matriz De Beta De Mercado De Cada Acción

	Acerías Paz del Río	Cementos Caribe	Cem Paz del Río AO	Mineros S.A	Gas Nat AO	Inveralimenticias	IGBC
Betas	0.44	0.62	0.50	0.17	-0.01	0.32	1.00
Rentabilidades	0.306%	0.139%	0.149%	0.267%	0.025%	0.136%	0.102%

¹⁰ Mark Grinblatt, Mercados Financieros y Estrategia Empresarial. Pag 116, capítulo 5.

¹¹ Sensibilidad de la acción a los cambios en el mercado. Es la medida relevante de riesgo en este caso.

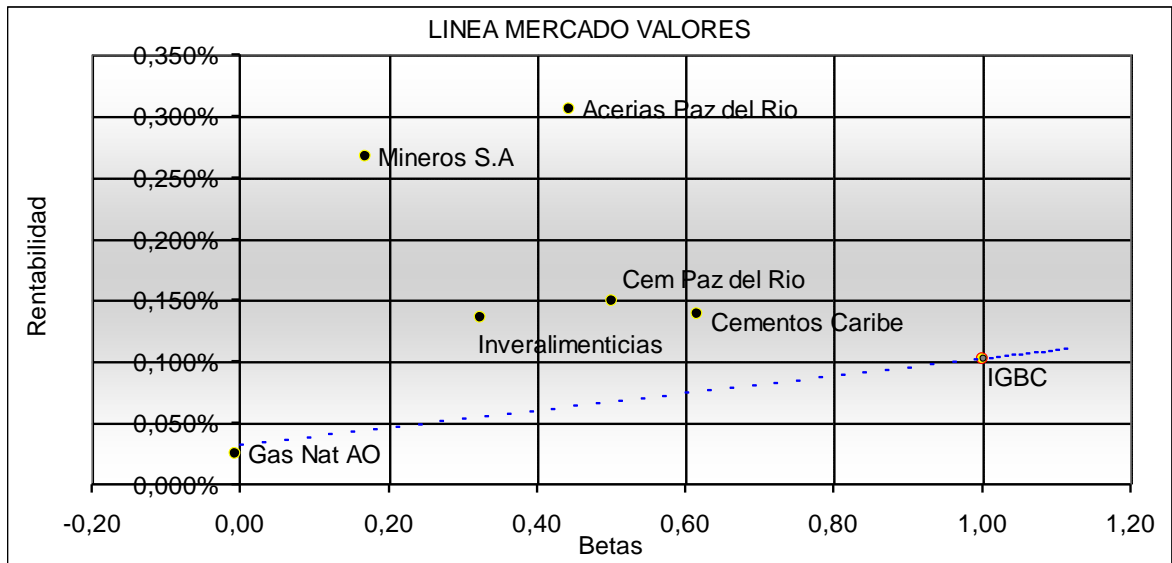
Las 6 acciones mencionadas deberían tener un retorno de tal forma que pudieran ubicarse sobre la Línea de Mercado de Valores, de lo contrario todos los inversores deberían tener una combinación de la cartera de mercado y el activo libre de riesgo. Si alguna acción está por fuera de esta línea es por que está mal valorada.

Para trazar la Línea de Mercado de Valores se necesita además de la cartera de mercado "IGBC", el punto de intersección en el eje Y "la tasa de rentabilidad libre de riesgo". La tasa libre de riesgo (12.29% E.A) se tomó de los TES con vencimiento el 12 de septiembre de 2014.¹² Aunque no existe una única respuesta sobre que tasa libre de riesgo tomar como referencia, autores como Copeland, T., Koller, T. Y Murrin, J en "Valuation; Measuring and Managing the value of Companies", recomiendan usar para el mercado estadounidense la tasa de los bonos de tesoro americano a 10 años. Siguiendo con esta idea se decidió entonces tomar de manera análoga para el mercado Colombiano, la tasa de bonos de Gobierno Colombiano (TES) con un vencimiento cercano a 10 años.

En el gráfico 6, se puede apreciar que 5 de las 6 acciones seleccionadas están Sobrevaloradas y que, según el CAPM, sus precios deben bajar si se confía en el modelo y la estrategia sería vender ahora. De la misma forma la rentabilidad histórica de una de ellas (Gas Natural S.A.) es menor de lo que el CAPM dice que debería valer, por tanto está subvaluada, entonces la estrategia sería comprar esta acción.

¹² Fuente: Ministerio de Hacienda.

Gráfico 6, Línea de Mercado de Valores



De esta forma, en base a lo anterior, se podría estructurar un portafolio comprando la acción de Gas Natural S.A y vendiendo las acciones de Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Cementos Paz del Río S.A., Mineros S.A. y Acerías Paz del Río, sin importar la distribución de capital sobre cada acción. Es decir, si un inversionista quiere comprar solo la acción de Gas natural S.A. sin necesidad de vender en corto las demás, lo puede hacer. Simplemente el CAPM indica la rentabilidad que debería tener cada acción cuando el mercado esta en equilibrio, confiando en que se cumplen todos los supuestos.

6. MODELO DE ARBITRAJE DE PRECIOS

Esta teoría acepta que existen varios factores que afectan los precios de las acciones, sin embargo se basa en los principales siendo muy similar a la teoría del CAPM, con la diferencia que el APT puede incluir mas factores aparte del Mercado. No obstante, para seguir siendo consecuentes con el desarrollo de los modelos anteriores, utilizaremos “el IGBC” como el único factor que afecta los precios de las acciones.

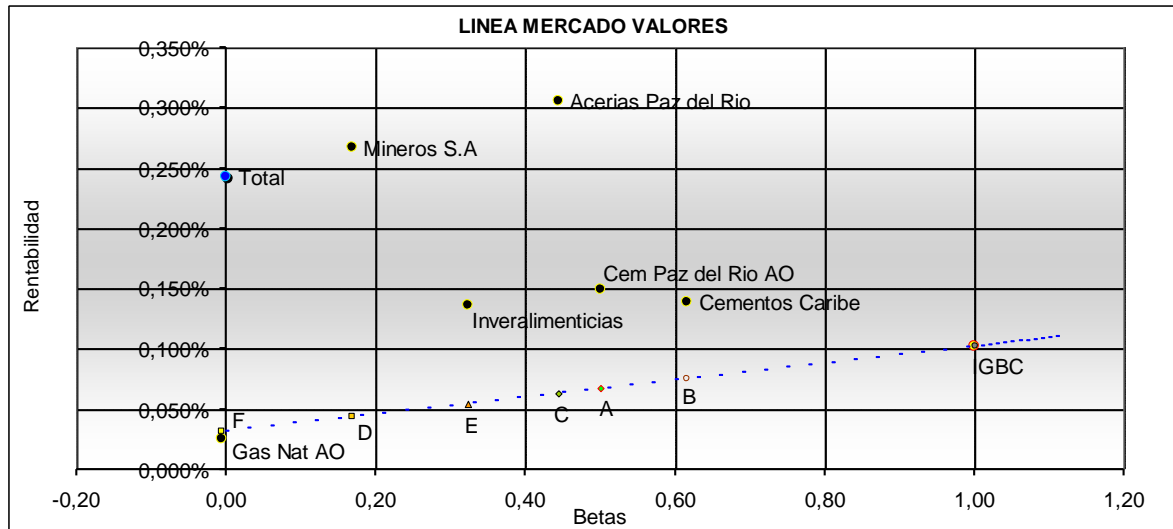
El APT postula que dos acciones que tengan igual sensibilidad al factor de Mercado (IGBC) deberán ofrecer el mismo rendimiento. De lo contrario, si dos acciones replican su riesgo entre sí y tienen rentabilidades esperadas diferentes, entonces se puede lograr ganancias libres de riesgo comprando la inversión con la rentabilidad esperada más alta y vendiendo en corto la inversión con la rentabilidad esperada más baja.

Considerando que todos los inversionistas tienen acceso al portafolio de mercado, se crearon 6 portafolios con base en los datos históricos, con ponderaciones diferentes entre el portafolio de mercado “IGBC” y el Activo libre de riesgo. Ver *tabla 5*. Estos portafolios están sobre la línea de mercado de valores dando la posibilidad de realizar arbitraje. Ver *Gráfico 7*.

Tabla 5. Ponderaciones de portafolios entre Activo libre de riesgo y Cartera de mercado

Portafolio	Activos	Rent	Riesgo	Peso A	Peso B	Total
A	Rf y RM	0.07%	0.5003	50.03%	49.97%	1.000
B	Rf y RM	0.07%	0.6161	61.61%	38.39%	1.000
C	Rf y RM	0.06%	0.4440	44.40%	55.60%	1.000
D	Rf y RM	0.04%	0.1692	16.92%	83.08%	1.000
E	Rf y RM	0.05%	0.3237	32.37%	67.63%	1.000
F	Rf y RM	0.03%	-0.0064	-0.64%	100.64%	1.000

Gráfico 7. Acciones y Línea de Mercado de Valores.



Con las acciones individuales de Gas Natural S.A, Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Cementos Paz del Río S.A., Mineros S.A., Acerías Paz del Río. y los portafolios conformados del Activo libre de riesgo y del portafolio de mercado de la Tabla 5, se puede realizar arbitrajes de la siguiente manera.

Se tomara como ejemplo la combinación de la cartera C y la acción de Acerías Paz del Río S.A, que es la combinación que obtiene mayor rentabilidad con cero riesgos en teoría. Ver Tabla 6.

Tabla 6. Arbitraje.

PORTAFOLIO	Riesgo	Rentabilidad	Inversión
C	-0.4440	-0.0629%	-100%
Acerías Paz del Río S.A.	0.4440	0.3058%	100%
<i>Total</i>	0	0.2430%	0.0%

Se vende en corto (-100%) la cartera “C” que esta sobre la línea de mercado de valores y que replica el riesgo individual de la acción de Acerías Paz del Río S.A, y con ese dinero se compra dicha acción, de tal manera que la inversión total sea

cero, y obtenga rentabilidad esperada libre de riesgo de 0.243% diaria o 142.5% E.A. Los resultados de las posibles combinaciones se pueden apreciar en la Tabla 7.

Tabla 7. Resultados esperados de Combinaciones de Carteras

Cartera	Acción	Rentabilidad Portafolio Total	Riesgo
A	Cementos Paz del Río S.A.	0.082%	0
B	Cementos Caribe S.A.	0.064%	0
C	Acerías Paz del Río S.A.	0.243%	0
D	Mineros S.A.	0.2238%	0
E	Inveralimenticias S.A.	0.0816%	0
F	Gas Natural S.A	0.0060%	0

El arbitraje libre de riesgo se puede obtener por comprar y vender de forma tal que se eliminara la exposición al IGBC.

Partiendo del supuesto de que todos los inversionistas tienen acceso a la cartera de mercado (IGBC) en la práctica, se sigue la estrategia mencionada de vender en corto la cartera "C" y comprar la acción de Acerías Paz del Río. Las rentabilidades individuales que obtuvieron los activos que conforman este portafolio desde el 3 de enero al 30 de septiembre de 2005 se representan en la tabla 8.

Tabla 8.

	IGBC	RF	Acerias Paz del Rio
03/01/2005	4350,94		15,00
30/09/2005	6918,76		41,64
Rentabilidad Periodo	59,02%	5,95%	177,59%

La cartera "C" esta conformada en un 44.4% por la cartera de mercado (IGBC) y en un 55.6% por el activo libre de riesgo, obteniendo durante el periodo de inversión mencionado una rentabilidad del 29.51%. Ver Tabla 9. Sin embargo al

haberse vendido en corto esta cartera se renuncia a la posibilidad de obtener este rendimiento, lo cual supone una pérdida de 29.51% en rentabilidad para la estrategia que se está siguiendo.

Tabla 9.

PESOS	IGBC	RF
Cartera C	44,40%	55,60%

Rentabilidad "C" en 182 días 29,51%

Dado la compra del activo de Acerías paz del Río S.A. La rentabilidad que obtiene el precio de ésta durante el periodo de inversión es a favor de la estrategia que se siguió.

Finalmente al 30 de septiembre de 2005 la venta en corto de la cartera "C" y la compra de la acción de Acerías Paz del Río dejan una rentabilidad del 148.08% o su equivalente efectivo anual de 296.97%. Ver Tabla 10.

Tabla 10.

Rentabilidad Total en 182 días	148,08%
Rent. E.A.	296,97%

8. RESULTADOS

8.1 DE LA APLICACIÓN DEL MODELO DE RED NEURONAL

El modelo de Red Neuronal usado finalmente para la selección de las acciones que conformarían el portafolio, arrojó como resultado en orden de importancia las acciones de Mineros S.A., Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Acerías Paz del Río S.A., Cementos del Valle S.A., y Cementos Paz del Río S.A. Con base a esta importancia se establecieron los pesos de manera que la más importante recibiera mayor ponderación, y esta ponderación fuera disminuyendo gradualmente con las demás acciones en su orden.

Las rentabilidades individuales obtenidas y las asignaciones de capital se establecieron como lo muestra la tabla 11. Finalmente a 30 de septiembre de 2005 el portafolio creado bajo este modelo tubo una rentabilidad por variación de precios del 99.25% E.A.

Tabla 11.

	Mineros S.A.	Inveralimenticias S.A.	Cementos Caribe S.A.	Acerías Paz del Río S.A.	Cementos del Valle S.A.	Cementos Paz del Río S.A.
Rentabilidad Precio	-50,33%	52,78%	59,63%	177,59%	47,08%	34,52%
Pesos	28,57%	23,81%	19,05%	14,29%	9,52%	4,76%
	Rentabilidad Obtenida		41,04%			
	Rentabilidad E.A		99,25%			

8.2 DE LA APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DE RENTABILIDAD-RIESGO

El análisis de Rentabilidad-Riesgo ayudo a seleccionar 6 de las 32 acciones que se tenían a disposición. Esto se realizó observando las relaciones de riesgo/rentabilidad que dominaran sobre las demás acciones.

Este método de selección, no indica la forma de distribuir el capital sobre las 6 acciones, por tanto se asume que cada una de ellas tiene la misma participación sobre el total de inversión.

Bajo estas características se estructuró un portafolio el 3 de enero de 2005 sobre las acciones de Gas Natural S.A., Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Cementos Paz del Río S.A., Mineros S.A. y Acerías Paz del Río. Las rentabilidades individuales obtenidas durante los 182 días de la inversión, fueron del siguiente orden: Gas Natural S.A., 205,97%; Inveralimenticias S.A., 52,78%; Cementos Caribe S.A., 59,63%; Cementos Paz del Río S.A., 34,52%; Mineros S.A., -50,33%; y Acerías Paz del Río., 177,59%.

Finalmente, el portafolio obtuvo una rentabilidad efectiva anual para el 30 de septiembre de 2005 del 224.89%.

8.3 DE LA APLICACIÓN DE LA FRONTERA EFICIENTE

Partiendo del análisis de Rentabilidad-Riesgo donde ya se seleccionaron las 6 acciones, la Frontera Eficiente permite establecer una asignación de capital sobre cada una de ellas, basándose en el perfil de riesgo del inversor.

Conservándose el mismo periodo de inversión, se estructuraron tres portafolios, que al 30 de septiembre de 2005 obtuvieron las siguientes rentabilidades efectivas anuales: el Conservador, 516.59%; el Moderado, 158.65%; y el Agresivo, 670.41%.

8.4 DE LA APLICACIÓN DEL MODELO DE VALORACIÓN DE ACTIVOS DE CAPITAL

Igualmente, partiendo de las 6 acciones ya seleccionadas, el modelo CAPM indica cuales de ellas están sobrevaloradas o subvaloradas y de esta forma se sabe cual de ella se debe comprar o vender. Este modelo no indica la asignación de capital que se debería hacer con base en lo que sustenta, lo cual dificulta la comparación con los demás modelos ya realizados.

Bajo este método no se estructuro un portafolio en la practica dado las varias opciones de inversión que se podrían realizar. Es decir, un inversionista podría solo simplemente comprar una acción que este subvaluada esperando a que ésta suba su rendimiento confiando en lo que dice el CAPM, obteniendo una ganancia.

Con base en el Gráfico de Línea de Mercado de Valores arrojado por el modelo, el CAPM aconseja comprar la acción de Gas Natural S.A la cual esta subvaluada y cuyo precio se espera que suba, y vender en corto cualquiera de las acciones de Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Cementos Paz del Río S.A., Mineros S.A. y Acerías Paz del Río, las cuales están sobrevaloradas y se espera que sus precios bajen hasta que finalmente los rendimientos esperados de todas se sitúen sobre la línea de mercado de valores.

Para que el CAPM funcione correctamente se deben cumplir todos los supuestos, lo cual no es realizable en la practica, sin embargo puede dar una idea de hacia que dirección se mueve el mercado y del riesgo de la acción como tal.

8.5 DE LA APLICACIÓN DEL MODELO DE TEORÍA DE ARBITRAJE DE PRECIOS

Se siguió la mejor estrategia de arbitraje arrojada por el modelo APT con base en los datos históricos la cual aconseja crear un portafolio entre el activo libre de riesgo y la cartera de mercado, de tal forma que replique la sensibilidad al factor de mercado. Este portafolio al tener menor rentabilidad esperada que la acción de Acerías paz del río e igual riesgo, se vende en corto y con ese dinero se compra la acción mencionada, de tal forma que no se invierte ningún capital y se obtiene una rentabilidad libre de riesgo.

Las rentabilidades que obtuvieron la cartera de mercado, el activo libre de riesgo y la acción de Acerías paz del río S.A. durante el periodo de inversión fueron del 59.02%, 5.95% y 177.59% respectivamente.

El riesgo de la acción medido por el beta es del 0.44, con base a esto se creó una cartera "C", invirtiéndose 44.4% sobre la cartera de mercado y 55.6% en el activo libre de riesgo. Esta ponderación permitió replicar el riesgo de la Acción de Acerías paz del río S.A.

Finalmente al 30 de septiembre de 2005 la venta en corto de la cartera "C" y la compra de la acción de Acerías Paz del Río dejan una rentabilidad efectiva anual de 296.97%.

8.6 COMPARACIÓN

Tabla 12. Resultados finales en términos Efectivos Anuales

Métodos	Rentabilidad E.A.
Análisis Media-Varianza	224,89%
Frontera Eficiente	
<i>Conservador</i>	516,59%
<i>Moderado</i>	158,65%
<i>Agresivo</i>	670,41%
APT	296,97%
Red Back Perceptron	99,25%

Existen dos diferencias básicas entre las acciones que conforman el portafolio de inversión en acciones seleccionado por el modelo de Red Backpropagation/Perceptron, y los demás modelos. El modelo de red neuronal selecciono en orden de importancia las acciones de Mineros S.A., Inveralimenticias S.A., Cementos Caribe S.A., Acerías Paz del Río S.A., Cementos del Valle S.A., y Cementos Paz del Río S.A. Los demás métodos usaron las mismas exceptuando la acción de Cementos de Valle S.A. e incluyendo la acción de Gas Natural S.A.

El bajo rendimiento del portafolio Red Back Perceptron (*Ver tabla 12*) se debe al eliminar la acción de Gas natural dentro de sus posibilidades, la cual obtuvo una rentabilidad del 205.9% del 3 de enero al 30 de septiembre de 2005 y reemplazarla con la acción de Cementos del Valle la cual solo obtuvo una rentabilidad el mismo periodo del 47.08%, en adición a esto, el portafolio dio mayor asignación de capital a la acción de mineros S.A de acuerdo a su importancia, la cual tuvo un rendimiento negativo en el periodo mencionado del 50.33%.

CONCLUSIONES

- El proceso que ejecutó el modelo Red neuronal Auto-organizado de Kohonen que pretendía la clasificación de acciones, realiza un proceso interno que supone muchas iteraciones y cálculos desconocidos lo cual imposibilitó conocer cual fue la causa que llevo al modelo obtener los resultados, los cuales no fueron los esperados.
- La red Perceptron multicapa arrojó mejores resultados que la Red auto-organizada, ya que esta permitió la manipulación de algunas variables, que hace que pueda clasificar en diferentes grupos las acciones que se asignaron en un comienzo.
- Las rentabilidades resultantes de los portafolios estructurados bajo los distintos métodos (Red Neuronal, Análisis de Dominancia, Frontera Eficiente, y APT) son muy favorables, siendo el mejor en resultados el modelo basado en las asignaciones de capital de la frontera eficiente y el de menor rentabilidad el modelo propuesto por la Red Neuronal. Sin embargo durante el 2005 sucedieron hechos que favorecieron el comportamiento de las acciones, como las bajas tasas de interés en el mundo, la depreciación del dólar, y el buen comportamiento de la economía, lo cual da confianza en el país.

El pobre resultado del portafolio conformado por la red neuronal finalmente trabajada, se explica en parte a que la red excluyo del portafolio de 6 acciones a diferencia de los demás métodos, la acción de Gas Natural S.A, cuyo precio mostró una valoración del 205.9% durante el período de inversión, y la reemplazo por la acción de Cementos del Valle cuyo valoración del precio fue mucho menor.

- Aunque no hay garantías de que se esté empleando el mejor de los modelos tradicionales, tampoco las hay de que se esté seleccionando el tipo de red neuronal más apropiado en cuanto a número de neuronas en la capa de salida, la capa intermedia, las funciones de activación, etc. Aún queda mucho por explorar.
- Los modelos tradicionales como el análisis de rentabilidad-riesgo, CAPM y APT pueden resultar muy útiles, pero no se deben usar en forma mecánica, dado que sus resultados se basan en datos históricos y no toman en cuenta factores económicos y políticos que pueden afectar notablemente los resultados esperados. Adicionalmente los inversionistas tienen sesgos en sus comportamientos contra algunas acciones, independientemente de las rentabilidades de estas.
- En el caso del CAPM y su derivado APT, es muy difícil que funcionen correctamente dado que los supuestos de que no existen costos de transacción, que los activos son infinitamente divisibles, que existe competencia perfecta, no se cumplen en la vida real. Adicionalmente, el APT es más usado para la determinación de la asignación de capital de las acciones que componen el portafolio, que en la selección de determinadas acciones. Y el CAPM solo recomienda que acción comprar o vender según su lo que se espera de su precio.
- El trabajo con redes se debe tener a la mano como una ayuda en el momento de realizar portafolios. Pero, es indispensable aclarar que el trabajo del inversor es clave ya que en un comienzo se debe crear la matriz según los datos que mejor parezcan y que se deseen según el trabajo que se va a

realizar, de esta forma es el juicio del inversor lo que finalmente nos lleva al resultado final.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- P. G. Estévez. Aplicaciones de las Redes Neuronales en Finanzas. Documento de Trabajo, Universidad Complutense de Madrid, Abril 2002. <http://www.ucm.es/BUCEM/cee/doc/02-05/0205.htm>
- C. Serrano “y” J. L. Gallizo, Las Redes Neuronales Artificiales En El Tratamiento De La Información Financiera, <http://ciberconta.unizar.es/Biblioteca/0004/SerGall96.html>.
- Palmer; J. J. Montaña “y” R. Jiménez. Los Mapas Autoorganizados De Kohonen. Tutorial, Universitat de les Illes Balears, Enero 2002.
- E. L. Fuentes *et al.* Inteligencia Artificial Aplicada a un Portafolio Bursátil. <http://agentes.cic.ipn.mx/cic/cic2003/documentos/POSTER/6.pdf>
- ----- Self-Organizing Maps Facilitate Knowledge Discovery In Finance. <http://www.dokus.com/PDF-files/FinENews.pdf>
- C. Chatfield. Confessions of a Pragmatic Statistician. http://www.blackwellpublishing.com/content/BPL/Images/Journal_Samples/RS_SD0039-0526~51~1~294%5C294.pdf
- G. J. Deboeck. Data Mining With Self-Organizing Maps: Part II <http://www.dokus.com/PDF-files/PCAI%20Article%203.pdf>

- D. G. Saavedra “y” L. V. Fernández. Mapas Auto-organizados.
<http://www.infor.uva.es/~calonso/IAII/TrabajoAlumnos/Redes%20no%20supervizadas.pdf>
- M. F. González. Redes Auto-organizativas.
<http://www.lfcia.org/~cipenedo/cursos/scx/archivospdf/Tema5-0.pdf>
- MEDIDAS DE SIMILARIDAD. http://www-etsi2.ugr.es/depar/ccia/rf/www/tema4_00-01_www/node3.html
- GRINBLATT, Mark y TITMAN, Sherindan. MERCADOS FINANCIEROS Y ESTRATEGIA EMPRESARIAL
- Herramientas en GNU/Linux para estudiantes universitarios: Capítulo 3, Tipos de Redes Nuronales. El Perceptron MulticapA
- http://es.tldp.org/Presentaciones/200304curso-glisa/redes_neuronales/curso-glisa-redes_neuronales-html/x105.html

ANEXOS

ANEXO B. PROGRAMACION DE LA RED.

AUTOORGANIZADA

```
clear all
close all
clc

load mentre2 % Carga la matriz de valores entrenamiento ENTRADAS
load mpa % MATRIZ a probar
net = newc([-0.02 0.25;1e-3 0.25],6,0.01);% configuración de la red
net = train(net,MENE);% Entrenamiento de la red

N=length(mpa);% tamaño o longitud de la matriz
for i=1:N,
    salida(:,i)= sim(net,mpa(:,i));% simulación de la red con la matriz
end
salida
%[v,p]=sort(salida)
Y = sim(net,MENE)
Y2 = vec2ind(Y)
```

PERCEPTRON MULTICAPA

```
%GENERALIZACION DE LA ARQUITECTURA ESCOGIDA
clc
clear all
close all
load mentre2
VV.P=MVAE;% ALMACENAMIENTO MATRIZ DE VALIDACIÓN
VV.T=MVAS;
error=100;
h = waitbar(0,'Esperar...');% Barra de espera

for i=1:10,
    waitbar(i/10,h)% Barra de tiempo
    net=newff([-0.02 0.25;1e-3 0.25],[2 4 1 ],{'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');
    net=init(net);
    net.trainParam.show =inf;% grafique siempre
    net.trainParam.epochs =100;% Número de itraciones 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 validacion
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
end

disp(data.param)
figure
plot(MENE(:,1),'r')
hold on
plot(red_final(:,1),'b')

netbp3=net_portafolio;
save redbp3 netbp3

```