


**APOYO AL PROYECTO: "LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES  
COMO METODO PARA LA PREDICCIÓN DE RENTABILIDADES EN EL  
MERCADO ACCIONARIO COLOMBIANO", VALIDACION DEL MODELO  
APLICADO**

**CARLOS FELIPE QUINTERO MENDEZ**

**11200555**

 **SISTEMA DE BIBLIOTECAS UNAB**  
**ADQUISICIONES**

B. Jardín  B. Bosque  B. Caldas  CUBIM  Precio \$ \_\_\_\_\_

Clasificación \_\_\_\_\_ Genialar \_\_\_\_\_

Proveedor \_\_\_\_\_

Compra \_\_\_\_\_ Donación  Compra \_\_\_\_\_ UNAB \_\_\_\_\_

Fecha de ingreso: DD \_\_\_\_\_ MM \_\_\_\_\_ AA \_\_\_\_\_

**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA**

**FACULTAD DE INGENIERIA FINANCIERA**

**BUCARAMANGA**

**2005**

**APOYO AL PROYECTO: "LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES  
COMO METODO PARA LA PREDICCIÓN DE RENTABILIDADES EN EL  
MERCADO ACCIONARIO COLOMBIANO", VALIDACION DEL MODELO  
APLICADO**

**CARLOS FELIPE QUINTERO MENDEZ**

**11200555**

**TRABAJO DE INVESTIGACION**

**LINEA DE INVESTIGACION: INVERSIONES**

**ASESOR:**

**MARIA EUGENIA SERRANO**

**Lic. En Matemáticas**

*Maria Eugenia Serrano Acevedo*

**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA**

**FACULTAD DE INGENIERIA FINANCIERA**

**BUCARAMANGA**

**2005**

## TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCION	4
1. REDES NEURONALES	6
1.1. CLASIFICACION DE LAS REDES NEURONALES POR EL TIPO DE APRENDIZAJE Y ARQUITECTURA	7
1.2. APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES	10
2. MATLAB	13
2.1. DESCRIPCION DE LAS FUNCIONES UTILIZADAS EN MATLAB PARA LA PROGRAMACION DE LA RED	15
3. EL MERCADO ACCIONARIO COLOMBIANO	17
3.1. DEFINICION DE LAS VARIABLES UTILIZADAS	18
4. METODOS ESTADISTICOS	23
5. METODOS PARA EL CALCULO DEL ERROR EN LOS PRONOSTICOS	26
5.1. MAE	26
5.2. MSE	26
5.3. RMSE	27
5.4. MAPE	30
5.5. MPE	30
6. CONCLUSIONES	32
7. BIBLIOGRAFIA	34
ANEXOS	

## INTRODUCCION

Es una idea que nace debido a la variabilidad de los mercados financieros, a su estado cambiante, a la incertidumbre que generan para los inversionistas en el mercado y ante la inexistencia de modelos que permitan predecir con mayor exactitud rentabilidades en el mercado accionario.

Las inversiones en la bolsa de valores y mas exactamente en la renta variable es visto por la mayoría de las personas como un negocio al cual no se tiene fácil acceso ya sea por el numero reducido de acciones que cotizan en ella, o por los montos que en esta se transan que son muy pequeños a comparación de las grandes bolsas mundiales; estas razones hacen que este tipo de inversiones sean aun mas inciertas y riesgosas de lo que ya son por la naturaleza del mercado, entonces se trata es de brindar herramientas que brinden mas certeza a la hora de pronosticar.

En los últimos años se han buscado sistemas que ayuden a la toma de decisiones y que no solo se basen en información cuantitativa sino que también tengan la capacidad de procesar información cualitativa, que se parezcan mas a la representación de lo que es el cerebro humano y a su forma de procesar los datos. Lo que se intenta hacer es a partir de las redes neuronales artificiales se tomen las características básicas de la estructura neuronal de cerebro para crear sistemas que lo imiten y de esta manera poder hacer un modelo que minimice el margen de error y que ayude a estructurar un portafolio con las mejores acciones del mercado accionario colombiano para tomar decisiones y lograr minimizar el riesgo y maximizar la rentabilidad a un nivel dado de error aprovechando sus característicos y propiedades para la predicción, calculo y análisis.



Debido a que el mercado accionario a mostrado una gran semejanza con el comportamiento del cerebro humano al no poder predecir con certeza la reacción que se va a tener en un futuro ante cualquier tipo de información se ha tratado de construir un modelo por medio de las redes neuronales artificiales que reduzca el nivel de error y nos arroje respuestas con una mayor certeza que los modelos tradicionales mas utilizados y que desde luego sea aplicable al mercado accionario Colombiano.

De esta manera se pretende colaborar al proyecto de investigación que desarrollan los profesores Jaime Rico y Maria Eugenia Serrano de la facultad de Ingeniería Financiera de la UNAB "Las redes neuronales como herramienta de pronostico en las finanzas: predicción de la rentabilidad de acciones para la estructuración de portafolios de inversión en Colombia", además de profundizar en el conocimiento de nuevas herramientas que para todo Ingeniero Financiero es primordial ya que permite estar a la vanguardia en un mercado global y cada vez mas competido, en donde el manejo de la información y los instrumentos que tengamos para procesarla van a permitir tomar mejores decisiones.

## 1. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las Redes Neuronales Artificiales son modelos matemáticos que están organizados por niveles y programados en sistemas de computación, con elementos que interactúan con el exterior y que por medio de ellos se puede procesar información y arrojar o dar una respuesta.

Las neuronas artificiales son capaces de activarse mediante "estímulos", que dependen de las señales o comunicación con otras neuronas vecinas, dicha comunicación entre neuronas es conocida como sinapsis que tiene un peso ( $W_j$ ) el cual permite que la red efectúe el procesamiento de la información; de estos pesos sinápticos depende el efecto que una neurona tenga sobre otra y el resultado arrojado.

Una neurona artificial se compone de entrada(s), que usualmente son las variables de entrada para la programación; capa(s) oculta(s), que son un grupo de neuronas que reciben las señales de la o las capas de entrada y procesan la información; pesos, que son las incógnitas a resolver en el entrenamiento porque de ellos depende la calidad de la comunicación entre neuronas y salida(s), que son las que arrojan la respuesta fuera del sistema.

La importancia de las redes se fundamenta en la posibilidad de muchos lazos de realimentación, las no linealidades de sus procesos y los cambios de sus parámetros que pueden ser adaptados.

Las redes neuronales se caracterizan por ser robustas y tolerar fallas, flexibles para el manejo de información inconstante, capaces de aprender de la experiencia, de generalizar de casos anteriores a casos nuevos y de distinguir características importantes a partir de información ruidosa.

Las redes ofrecen algunas ventajas como:

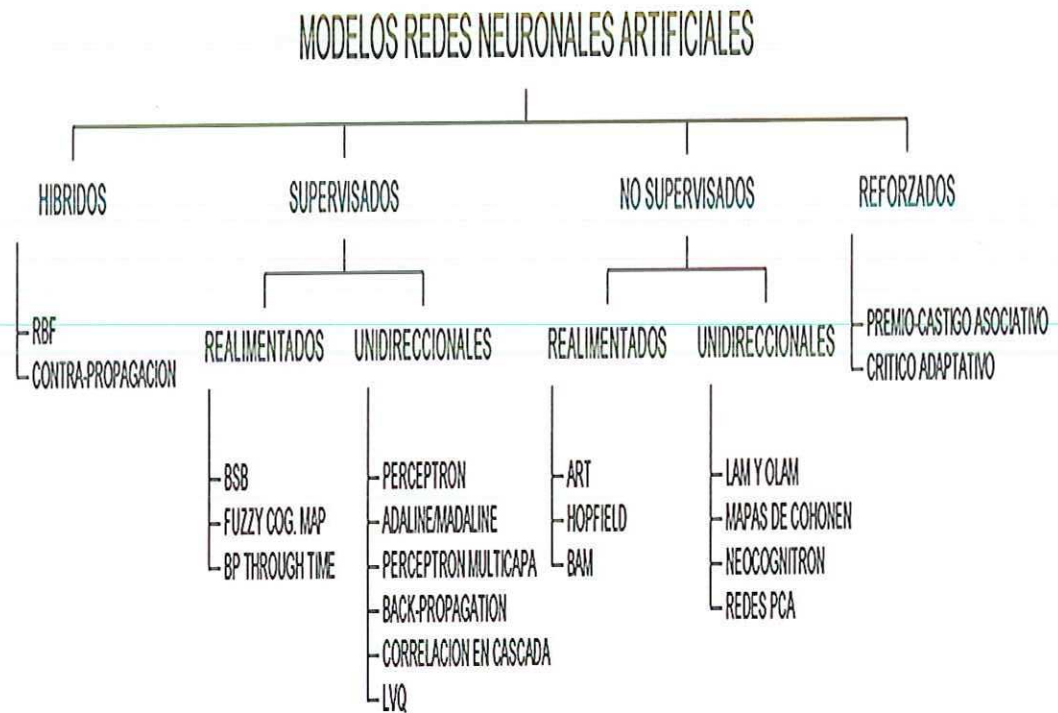
- Aprendizaje adaptativo, es la capacidad que tiene la red de ajustarse a nuevas condiciones o de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento.

- Autoorganización, que la red pueda modificarse en parte o completamente para conseguir el resultado que se busca.

- Tolerancia a fallos, si la red sufre daños en alguno o algunos de sus elementos no pierde su funcionalidad, sino que puede seguir realizando su tarea.

### 1.1. CLASIFICACION DE LAS REDES NEURONALES POR EL TIPO DE APRENDIZAJE Y ARQUITECTURA

Las reglas de aprendizaje son las que determinan la forma como la red ajustara sus pesos utilizando la función de error adecuada. Las redes según su tipo de aprendizaje son:



Fuente: Redes neuronales y sistemas difusos. Bonifacio Martín del Río.



Según el cuadro podemos ver algunos tipos de aprendizaje, entre ellos el aprendizaje supervisado y el no supervisado. El aprendizaje Supervisado encuentra relaciones no lineales entre un conjunto de datos, "las controla un agente externo" el cual va modificando los pesos sinápticos mediante el cálculo del error para acercarse a la respuesta deseada. Las redes con este tipo de aprendizaje se dividen en:

\* Redes con tipo de Aprendizaje Supervisado-Unidireccionales, se denominan así porque no se puede trazar un camino de una neurona a sí misma. En esta regla de aprendizaje no se presentan ciclos; en ella se encuentran varias clases, entre ellas las más conocidas, Perceptron Simple que está compuesta únicamente por dos capas (una capa de entrada y una capa de salida); Perceptron Multicapa que consta de varias capas usualmente tres (una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida); Adaline/Madaline en la cual su característica es que la asociación entrada-salida es lineal; Back-propagation que es de las más usadas actualmente para la predicción de variables.

\* Redes con tipo de aprendizaje Supervisado-Realimentadas, son redes con las cuales se puede trazar un camino de una neurona a sí misma, además que presenta ciclos.

El Aprendizaje no Supervisado es más efectivo para describir datos que para pronosticar resultados. Las redes con esta regla de aprendizaje trabajan solamente a partir de los patrones de los datos y presenta es una serie de ejemplos más no la respuesta deseada.

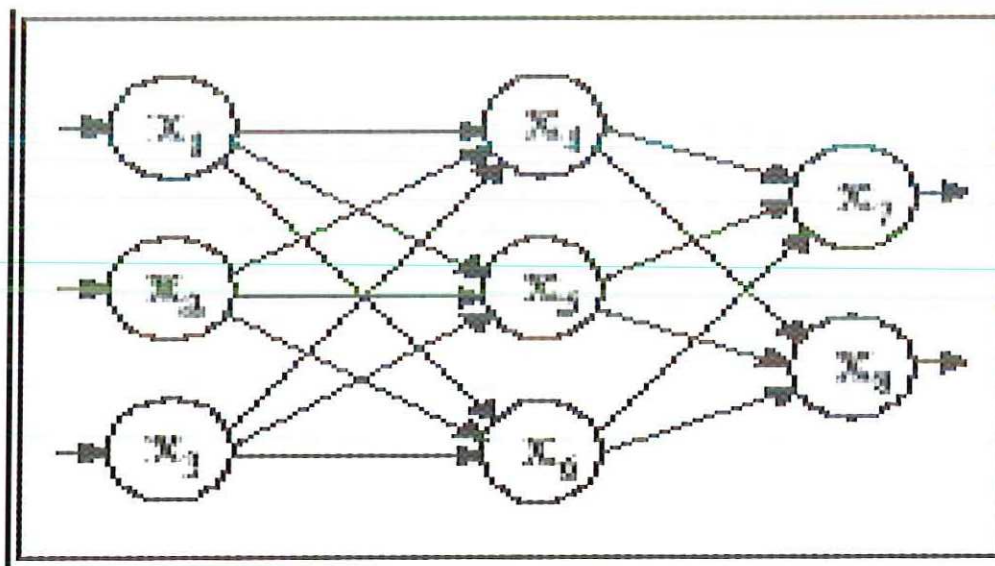
Dentro del trabajo se elaboró una red a través del aprendizaje "Back-propagation" descubierta a mediados de los años ochenta por "David Rumelhart, David Parker, Geoffrey Hinton y Ronald Williams"<sup>1</sup>, y cuya importancia está en la capacidad que tiene de auto-adaptar los pesos de las

---

<sup>1</sup> Hilera González, José Ramón; Martínez Hernando, Víctor José. Redes Neuronales Artificiales Fundamentos, Modelos y Aplicaciones.

neuronas de las capas intermedias para aprender de la relación que existe entre los datos utilizados como base y sus respectivas salidas; Esta capacidad es conocida como "capacidad de generalización" y se entiende como la posibilidad de que la red arroje salidas satisfactorias a entradas no reconocidas.

El sistema de entrenamiento de este tipo de aprendizaje consiste en iniciar con pesos sinápticos cualquiera, pueden ser o no escogidos al azar; luego se introduce una base de datos ya establecida; luego que se ha insertado un patrón a la entrada de la red este se propaga desde la primera capa hacia las capas superiores procesando los datos por las diferentes capas para arrojar una salida; dicha respuesta se compara con la salida deseada o real y de la diferencia que se obtiene de estas 2 (error), se utiliza para ajustar los pesos de las capas de salida; el error luego se propaga hacia atrás por cada una de las capas que intervinieron en el proceso, ajustando y redistribuyendo los pesos de conexión de cada neurona hasta llegar a la capa de entrada, permitiendo que la red clasifique adecuadamente los patrones de entrenamiento y de esta manera procesar los datos nuevamente para arrojar una nueva salida.



Fuente. Simulación de redes neuronales artificiales: Un herramienta para la docencia en castellano.



## 1.2. APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES

Existen varios trabajos con redes neuronales aplicadas para el pronóstico de diferentes variables ya sea de fracaso empresarial, predicción en los mercados financieros o predicción de variables económicas, o en otras áreas como la medicina, la ingeniería civil, sistemas de computo, etc.; a continuación menciono algunos de ellos que han servido como referencia.

### - PREDICCIÓN DE VARIABLES ECONÓMICAS

La predicción de series de tiempo es algo que ha acaparado últimamente el tiempo muchos investigadores, pero las series de tiempo financieras y económicas son las más complejas por su comportamiento no lineal y altamente variable en donde las redes neuronales han tenido mayor éxito que los modelos tradicionales.

Uno de los trabajos trata es sobre la Inflación en Colombia: Un estudio desde las redes neuronales, El objetivo básico del trabajo es mostrar la relación entre dinero e inflación a través de las redes neuronales artificiales. El dinero siempre se ha mostrado como una variable explicativa que incide sobre la inflación, sin embargo existen asimetrías entre la política económica (que describe la forma en que se introduce o se retira dinero del mercado o la economía en general para entre otras cosas afectar la inflación y el crecimiento, expansión o contracción de la economía del país) y la inflación puede justificar las no linealidades existentes entre el dinero y la inflación por lo cual es posible utilizar las redes neuronales artificiales ya que estas son capaces de capturar estas no linealidades existentes y genera pronósticos o resultados más precisos o más exactos que permiten usar este método como herramienta mas precisa para dicha predicción<sup>2</sup>.

---

<sup>2</sup> Misas Arango, Marta, López Enciso, Enrique, Querubín Borrero, Pablo; Banco de la República Febrero 2002.

También existe otro trabajo sobre la predicción de la Tasa Representativa del Mercado (TRM), en el cual se utilizan las redes neuronales para la predicción del valor el día siguiente de la TRM de la base de datos, en donde se utilizaron para la base el valor de la TRM de los 20 días precedentes al del día de predicción<sup>3</sup>, precio de apertura, valor mínimo, valor máximo, precio de cierre, monto transando y número de operaciones de los tres días inmediatamente anteriores a la fecha de predicción.

#### **- LAS REDES NEURONALES COMO HERRAMIENTA PARA LA PREDICCIÓN DE FRACASOS EMPRESARIALES**

Este proyecto busca aportar nuevas herramientas en las cuales se puedan basar los empresarios para la toma de decisiones en el entorno en que se mueven los negocios hoy día, tomando como base las redes neuronales artificiales y generando un modelo nuevo que permita pronosticar la situación financiera de las empresas del sector industrial colombiano.

Para el desarrollo del modelo se eligieron 16 indicadores financieros con los cuales se han trabajado como variables para la construcción del modelo que a juicio de las personas que trabajan en el modelo consideran son las más apropiadas para el desarrollo del modelo y para poder diagnosticar la salud financiera de las empresas<sup>4</sup>.

#### **- PREDICCIÓN EN LOS MERCADOS FINANCIEROS**

También se han realizado aplicaciones a los mercados financieros debido a que estos consisten en pronosticar cotizaciones o valores a lo largo de series de tiempo.

Uno de los trabajos consultados tiene que ver con el objetivo de conseguir un algoritmo mediante las redes neuronales artificiales para la predicción del valor de las opciones, utilizando para ello datos históricos suministrados por

---

<sup>3</sup> Ayala Sánchez, Mauricio, Castillo Serna, Rubén Darío; Un modelo de predicción para el valor de la TRM: Un acercamiento desde las redes neuronales artificiales.

<sup>4</sup> Reinoso Eduard, Universidad.

el mercado<sup>5</sup> como, volatilidades de las opciones intra-día, precios de cierre del subyacente de la opción durante el periodo analizado.

Otro trabajo muy importante que se realizó en Colombia tiene que ver con la predicción del comportamiento de los precios internacionales del café para conseguir un mejor manejo en cuanto a la política interna del café Colombiano ya que este representa un importante negocio para el país con el cual se obtienen buenos ingresos<sup>6</sup>; se trabajaron datos como el promedio mensual del café colombiano en la bolsa de valores de Nueva York, condiciones climáticas de Colombia, acuerdos internacionales, acumulación de existencias y devaluación.

---

<sup>5</sup> García Estévez, Pablo; Aplicaciones Redes Neuronales en las Finanzas Abril de 2002.

<sup>6</sup> García Martín, Ismael; Análisis y predicción de la serie de tiempo del precio externo del café colombiano utilizando redes neuronales artificiales.



## 2. MATLAB

MATLAB nace como solución a una necesidad de mejores herramientas de cálculo para resolver problemas de en los que es necesario sacar el mayor provecho a las amplias capacidades de procesar datos de grandes computadores.

De acuerdo al funcionamiento de las redes neuronales y con la finalidad de resolver problemas de todo tipo, Matlab ofrece un Toolbox de redes neuronales que sirve para entrenar la red que se escoja, encontrar soluciones y predecir datos futuros, como es el caso de este proyecto que es pronosticar rentabilidades futuras a partir de una base de datos. Esta herramienta es capaz de detectar fallas mediante las redes neuronales, pronostica datos futuros y sirve para un mejor análisis.

MATLAB es un entorno de computación técnica integrada que combina operaciones numéricas, visualización de gráficos avanzados y un lenguaje de programación de alto nivel. Permite desarrollar algoritmos, realizar análisis, crear gráficos o prepara informes, así como simular procesos<sup>7</sup>.

Este es un programa de computación el cual sirve para realizar, desarrollar o llevar a cabo proyectos en los cuales este implicados cálculos matemáticos muy complejos, integra los requerimientos claves de cualquier sistema de computación como: cálculos numéricos, gráficos, herramientas (toolboxes) para aplicaciones específicas, etc. Además cuenta con una serie de programas especializados que sirve de apoyo y amplían la cantidad de funciones con las que cuenta este programa.

Esta herramienta esta siendo utilizada en muchos campos pero principalmente para la ingeniería, la simulación, finanzas e investigación

---

<sup>7</sup> Correa, Paola Andrea, Quintero, Adriana Margarita; Algunas Redes Neuronales Aplicadas a las Finanzas.

medica porque permite expresar los problemas de forma tradicional y con simplicidad sin necesidad de hacer uso de la programación como se venia haciendo hasta ahora, además de ser capaz de detectar y pronosticar fallas mediante redes neuronales artificiales u otras técnicas relacionadas, predice acontecimientos futuros y controla sistemas dinamicos<sup>8</sup>.

Además de sus áreas de uso como: procesamiento de imágenes, estadística, análisis financiero, matemáticas, redes neuronales, identificación de sistemas, simulación de sistemas dinámicos y otros, en los cuales se esta convirtiendo algo común ya que permite trabajar y desarrollar problemas con una solución más eficiente.

Matlab es un programa en el cual incluye muchos objetivos como cálculos numéricos, simulación, análisis, gráficos, informes, etc., además de combinar la computación numérica, gráficos 2D y 3D además de las capacidades de lenguaje en un único ambiente muy fácil de usar.

Dentro de las herramientas con las cuales se cuenta en el programa de Matlab encontramos el "NEURAL NETWORK TOOLBOX" que proporciona funciones para el diseño, simulación y entrenamiento de los modelos neuronales mas conocidos como: Perceptron, redes lineales, redes de retropropagacion, de aprendizaje asociativo, etc., de manera que el usuario puede efectuar el diseño de arquitectura más complejas mediante la modificación de los modelos ya existentes por defecto en el toolbox, así como también puede definir sus propias funciones de transferencia, inicialización, aprendizaje, entrenamiento y estimación de error.<sup>9</sup> El toolbox cuenta con las facilidades que presta Matlab para el estudio de las redes tales como la visualización gráfica de la matriz de pesos, representación de errores a lo largo del entrenamiento, mapas de error en función de pesos,

---

<sup>8</sup> Díaz Serrano, Andrea, Rangel, Claudia Juliana; Apoyo al proyecto "Las Redes Neuronales como Herramienta de Pronostico en las Finanzas: Predicción de la Rentabilidad de Acciones para la Estructuración de Portafolios de Inversión en Colombia" Estudio de Matlab y del Sprin-n.

<sup>9</sup> [www.monografias.com/matlab](http://www.monografias.com/matlab)



además de un manual de introducción al campo de las Redes Neuronales, etc.

Dentro de las aplicaciones de este toolbox están o se destacan: En la industria aeroespacial la simulación, sistemas de control, auto pilotaje; en la banca; para el reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes, identificación de imágenes, análisis de datos; en la electrónica para control de procesos, análisis de errores; en finanzas para el análisis financiero, análisis predictivo; en la industria para control de procesos, sistemas de inspección; medicina; robótica; telecomunicaciones<sup>10</sup>; etc.

Para el manejo del toolbox es necesario contar con una base de datos normalizada, es decir que posea valores entre -1 y 1. Luego de tener la base de datos ya normalizada en una hoja de calculo Excel se importa al software, se introducen los datos de entrada y los datos de salida (inputs y targets respectivamente). Luego de esto se continua con la selección de la red mas apropiada según las condiciones que se tengan para luego proceder a la etapa de entrenamiento de la red en donde se determina tanto el numero de neuronas como de capas que se requieren para un mejor resultado y también el numero de épocas que se desea que tenga la red, el numero de épocas quiere decir el numero de veces que se repite el entrenamiento; luego se le introduce la base de datos de prueba y se halla el resultado de la predicción.

## **2.1. DESCRIPCION DE LAS FUNCIONES UTILIZADAS EN MATLAB PARA LA PROGRAMACION DE LA RED**

\* Red de tipo Back-propagation.

Newff: Crea una red tipo Backpropagation, requiere que le sean especificados algunos parámetros.

Newff: (PR,[S1 S2....SN},{TF1 TF2....TFN},BTF,BLF,PF)

---

<sup>10</sup> [www.monografias.com/matlab](http://www.monografias.com/matlab)

PR:  $R \times 2$  Matriz de valores máximos y mínimos de cada uno de las  $R$  neuronas de entrada.

Si: Numero de neuronas para cada capa.

TFi: Función de transferencia a utilizar en cada unas de las capas, por defecto utiliza tansig.

BTF: Algoritmo de entrenamiento a utilizar, por defecto utiliza trainlm.

BLF: Función de actualización de los pesos, por defecto utiliza learnngdm.

PF: Función para evaluar el desempeño de la red, por defecto utiliza mse.

Trainparam.epochs: Máximo numero de iteraciones para obtener convergencia.

Trainparam.goal: Error máximo permitido.

Trainparam.max\_fail: Máximo numero de fallas.

Trainparam.nim\_grad: Mfimo rendimiento del gradiente.

Trainparam.show: Los resultados son visualizados siempre que transcurre este número de iteraciones.

Trainparam.time: Máximo tiempo de entrenamiento en segundos<sup>11</sup>.

---

<sup>11</sup> Lamos Días, Henry. Análisis Multivariado.

### 3. EL MERCADO ACCIONARIO

El mercado bursátil es el que reúne los diferentes tipos de transacciones de títulos (acciones, bonos, divisas, opciones, etc.) que se realizan diariamente en la bolsa de valores de Colombia; puede ser definido como “un espacio en el cual se lleva a cabo el intercambio (compra y venta) de títulos valores”<sup>12</sup>, es considerado como un mercado centralizado y regulado que permite a las empresas financiar (obtener recursos económicos) sus proyectos y actividades a través de la venta de diferentes productos o activos.

Entre las grandes ventajas que ofrece el mercado bursátil se encuentra la posibilidad de negociar los títulos en un mercado secundario, en el cual se pueden intercambiar estos, vigilados por organismos de control que permiten la mayor transparencia en los negocios, además de contar con una gran cantidad de posible inversores.

Entre este “gran mercado bursátil”, se encuentra el mercado accionario o de renta variable, conocido así porque la rentabilidad esta ligada a las ganancias obtenidas por la empresa en la que se invirtió y además por la diferencia obtenida por los precios de compra y de venta de los títulos. Este segmento esta compuesto por acciones (ordinarias, preferenciales, privilegiadas), bonos convertibles en acciones (bocas), etc.

La renta variable es un tipo de negocio que se viene desarrollando en Colombia, dado que los activos de intercambio son asociados con un mayor riesgo por diferentes razones como la concentración del mercado, la escasez de participantes (empresas emisoras, inversionistas), bajos montos de negociación, dificultad para pronosticar rentabilidades, etc.; pero en los últimos años con la fusión de las tres bolsas de Colombia (Bogota, Medellín y Occidente) se ha venido con un progreso, en el cual las empresas emisoras

---

<sup>12</sup> Biblioteca del Banco de la Republica, Luis Ángel Arango. [www.lablaa.org](http://www.lablaa.org).



cotizan sus acciones en las tres bolsas lo que ha permitido ampliar las opciones de inversión, aumentado el monto de negociación, el número de posibles inversionistas, lo que ha fortalecido más el mercado.

Con la fusión de las bolsas de Bogotá, Medellín y Occidente se ha fortalecido más este tipo de inversiones y se han aumentado las normas de control de regulación, además que se realizan cálculos de índices como el IGBC que mide el desempeño de las principales acciones en el mercado local, dependiendo del grado de liquidez y de capitalización correspondiente respecto al total de los valores que cotizan en la BVC.

Dentro de las diferentes opciones que se pueden encontrar en el mercado accionario se seleccionaron 12 títulos de acuerdo a su comportamiento financiero, al índice de bursatilidad (IBA), Q-DE TOBIN, RPG, yield y que pertenecen a diferentes sectores de la economía como el industrial (cementos caribe, cementos argos), financiero (suramericana, grupo aval, banco de bogota), alimentos y bebidas (nacional de chocolates, bavaria) y servicios (éxito) calificadas como las más negociadas en la bolsa.

En la actualidad se encuentran más métodos para realizar pronósticos que sirvan para ejercer un mejor control de las inversiones y tomar decisiones que permitan sacar el mayor provecho a este tipo de negociaciones, por lo que se ha hecho más atractivo y apetecido por los diferentes inversionistas (fondos de valores, personas naturales nacionales y extranjeras, fondos de pensiones, fondos extranjeros) y ha atraído mayor atención.

### **3.1. DEFINICIÓN VARIABLES UTILIZADAS**

#### **- Oferta Monetaria M1**

“Es el volumen de dinero que se encuentra disponible en la economía de un país en un momento determinado. En su forma más simple, corresponde al

efectivo en poder del público y a los depósitos en cuenta corriente de la banca, que son transferibles por medio de cheque.”<sup>13</sup>

#### **- Inflación IPC**

“Aumento continuo, sustancial y general del nivel de precios de la economía, que trae consigo aumento en el costo de vida y pérdida del poder adquisitivo de la moneda. En la práctica, la inflación se estima como el cambio porcentual del Índice de Precios al Consumidor. Se pueden distinguir dos clases de inflación, la primera es una inflación "inercial", es decir, que se presenta en la economía permanentemente; y la segunda es una inflación coyuntural, es decir, que se da gracias a condiciones especiales en la economía.”<sup>14</sup>

#### **- Producto Interno Bruto PIB**

“Es el total de bienes y servicios producidos en un país durante un período de tiempo determinado. Incluye la producción generada por nacionales residentes en el país y por extranjeros residentes en el país, y excluye la producción de nacionales residentes en el exterior. Valor total de la producción corriente de bienes y servicios finales dentro del territorio nacional durante un cierto período de tiempo, que por lo común es un trimestre o un año. El término "producción corriente" significa que no se cuenta la reventa de artículos que se produjeron en un período anterior. Los "bienes finales" excluyen el valor de las materias primas y los bienes intermedios que se utilizan como insumos para la producción de otros bienes. Generalmente, este valor es expresado en una unidad monetaria.”<sup>15</sup>

<sup>13</sup> Banco de la República. [www.banrep.gov.co/economia/consult-pag3-4.htm#ofermonet](http://www.banrep.gov.co/economia/consult-pag3-4.htm#ofermonet)

<sup>14</sup> Asociación Nacional de Instituciones Financieras. Colombia. [www.anif.org](http://www.anif.org)

<sup>15</sup> Banco de la República. [www.banrep.gov.co/economia/consult-pag5-4.htm#pib](http://www.banrep.gov.co/economia/consult-pag5-4.htm#pib)



### **- Tasa de Interés DTF**

“Es el promedio ponderado de las tasas de interés efectivas de captación a 90 días (las tasas de los Certificados de Depósito a Término a 90 días) de los establecimientos bancarios, corporaciones financieras, compañías de financiamiento comercial y corporaciones de ahorro y vivienda. Esta tasa es calculada semanalmente por el Banco de la República.”<sup>16</sup>

### **- Tasa Representativa del Mercado (TRM)**

“Mide el precio relativo de dos monedas: es decir, expresa la cantidad de unidades monetarias que es necesario entregar para obtener una unidad monetaria externa. La TRM es un promedio aritmético simple de las tasas ponderadas de las operaciones de compra y venta de divisas efectuadas en los bancos comerciales y corporaciones financieras en las ciudades de Bogotá, Cali, Medellín y Barranquilla.”<sup>17</sup>

### **- Índice General de la Bolsa de Colombia IGBC**

“El Índice de la Bolsa de Valores de Colombia es el IGBC, el cual corresponde al indicador bursátil del mercado de la Bolsa de Valores de Colombia, refleja el comportamiento promedio de los precios de las acciones en el mercado, ocasionado por la interacción de las fluctuaciones que por efecto de oferta y demanda sufren los precios de las acciones.

### **- Relación Precio Ganancia - RPG**

“Indicador que resulta de dividir el precio de mercado de una acción entre la utilidad por acción reportada por el emisor. Representa el número de

---

<sup>16</sup> Banco de la República. [www.banrep.gov.co/economia/consulta-tasa-interes4.htm](http://www.banrep.gov.co/economia/consulta-tasa-interes4.htm)

<sup>17</sup> Asociación Nacional de Instituciones Financieras. [www.anif.org](http://www.anif.org)

períodos que se requieren para recuperar el capital invertido en la compra de una acción, por medio de las utilidades producidas por la empresa.”<sup>18</sup>

#### **- Dividendo Yield**

“Valor pagado o decretado a favor de los accionistas, en dinero o en acciones, como retribución por su inversión; se otorga en proporción a la cantidad de acciones poseídas y con recursos originados en las utilidades generadas por la empresa en un determinado período. Retorno de una inversión, rendimiento.”<sup>19</sup>

#### **- Q-Tobin**

“Modelo Desarrollado por James Tobin. Es la relación entre el Precio en Bolsa de una Compañía y su Valor en Libros (o contable) y se calcula mediante la siguiente división: Valor en Bolsa/Valor en Libros. Cuando la relación es mayor que uno (1), se dice que la compañía está sobre valorada en Bolsa; y cuando la relación es menor que uno (1), la compañía está subvalorada en Bolsa.”<sup>20</sup>

#### **- Precio de la Acción**

Cotización cierre de cada una de las acciones.

---

<sup>18</sup> Bolsa de Valores de Colombia. <http://www.bvc.com.co/>

<sup>19</sup> Bolsa de Valores de Colombia. <http://www.bvc.com.co/>

<sup>20</sup> Bolsa de Valores de Colombia. <http://www.bvc.com.co/>

Cuadro resumen de la periodicidad y en que tipo de unidades se encuentran las variables que hacen parte de la base de datos.

variable	periodicidad	unidades
RPG	mensual	pesos
Q-DE TOBIN	mensual	porcentaje
yield	mensual	porcentaje
precio acción	mensual	pesos
M1	mensual	miles de pesos
IGBC	mensual	índice
DTF	mensual	porcentaje
TRM	mensual	pesos/dólar
IPC	mensual	porcentaje
PIB acción	mensual	porcentaje

#### 4. METODOS ESTADISTICOS

➤ **METODOS DE PROMEDIO:** Este tipo de técnicas utilizan una forma de promedio ponderado de observaciones anteriores para atenuar fluctuaciones de corto plazo. La suposición fundamental es que las fluctuaciones en los valores anteriores representan puntos de partida aleatorios de alguna curva atenuada, luego de identificada esta curva se puede proyectar a futuro.

Existen varios métodos de promedio, entre ellos:

- Promedios simples, consiste en usar datos anteriores para desarrollar un modelo de pronóstico para periodos futuros. El método de promedios simples debería emplearse cuando los datos son estacionarios (sin tendencia, estacionalidad).

$$y_{t+1} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{n}$$

- Promedios móviles, se obtiene encontrando la media de un conjunto específico de valores y empleándolo después para pronosticar el siguiente periodo, al estar disponible una nueva observación, se puede calcular eliminando el valor mas antiguo e incluyendo el mas reciente.

$$m_t = y_{t+1} = \frac{(y_t + y_{t-1} + y_{t-2} \dots + y_{t-n+1})}{n}$$

$m_t$  = Promedio móvil en el periodo t.

$y_{t+1}$  = Valor del pronóstico siguiente periodo.

$y_t$  = Valor real periodo t.

n = Numero de términos en el promedio móvil.



- **REGRESIÓN MÚLTIPLE:** Comprende el uso de mas de una variable independiente para pronosticar una variable dependiente; las variables independientes no deben estar altamente relacionadas entre si, porque de ser así estarían explicando la misma variación del modelo, por lo tanto no ayudaría a mejorar el pronostico.

$$\hat{y} = b_0 + b_2x_2 + b_3x_3$$

y = Pronostico estimado por la ecuación.

bo = Constante.

b2 y b3 = Coeficientes de regresión.

x2 y x3 = Variables independientes.

- **ARIMA (Promedio móvil auto-regresivo integrado):** Es una clase especializada de técnicas de filtración, que ignora por completo a las variables independientes en la formulación de pronósticos. Utiliza valores reales y anteriores de la variable dependiente, para producir pronósticos de corto plazo; su metodología es apropiada si las observaciones de una serie histórica son dependientes estadísticamente o si están relacionadas entre si.

$$y_t = a_0 + a_1y_{t-1} + a_2y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + E_t - w_1E_{t-1} - w_2E_{t-2} - \dots - w_q E_{t-q}$$

A continuación se presenta el modelo estadístico de ARIMA para las acciones de suramericana y coltabaco.

#### - MODELO PARA LA RENTABILIDAD DE SURAMERICANA

El modelo Arima fue: AR = 6; MA = 6; SMA = 6; SAR = 6; SAR = 12 y I = 0.

El modelo anterior indica que para la predicción se necesito que la variable rentabilidad que es la que se intenta pronosticar estuviera correlacionada consigo misma seis datos anteriores (AR 6) y con su error también seis datos anteriores (MA 6).



### **- MODELO PARA LA RENTABILIDAD DE COLTABACO**

El modelo Arima fue: AR = 5; AR = 7; MA = 5; MA = 7; SMA = 5; SAR = 5 y I = 0. El modelo anterior indica que para la predicción se necesitó que la variable rentabilidad que es la que se intenta pronosticar estuviera correlacionada consigo misma cinco y siete datos anteriores (AR 5) y (AR 7) y con su error también cinco y siete datos anteriores (MA 5) y (MA 7).

### **- MODELO PARA LA RENTABILIDAD DE BAVARIA**

El modelo Arima fue: AR = 5; MA = 3; MA = 5 y I = 0. El modelo anterior indica que para la predicción se necesitó que la variable rentabilidad que es la que se intenta pronosticar estuviera correlacionada consigo misma cinco referencias anteriores (AR 5) y con su error también cinco y siete referencias anteriores (MA 3) y (MA 5).

## 5. METODOS PARA EL CÁLCULO DE ERROR EN LOS PRONÓSTICOS

Existen diversos métodos para resumir los errores generados por una cualquier técnica particular de pronóstico. La gran mayoría de esas mediciones implican promediar alguna función de la diferencia entre el valor real obtenido y el valor pronosticado<sup>21</sup>.

Entre los métodos para evaluar una técnica de pronóstico, se encuentran:

### 5.1. MAE

$$\frac{\sum |y_i - y|}{n}$$

Error medio absoluto por sus siglas en inglés, mide la precisión de un pronóstico mediante el promedio de la magnitud de los errores de pronóstico (valores absolutos de cada error). Resulta de mayor utilidad cuando el analista desea medir el error de pronóstico en las mismas unidades de la base de datos original.

### 5.2. MSE

$$\frac{\sum (y_i - y)^2}{n}$$

Error medio cuadrado, su forma de cálculo cada error se eleva al cuadrado, luego estos valores se suman y se divide entre el número de pruebas o de observaciones. En este tipo de enfoque se penaliza los errores mayores de pronósticos ya que eleva cada uno al cuadrado.

---

<sup>21</sup> Díaz Serrano, Andrea, Rancel Romero, Claudia; "Las redes neuronales como herramienta de pronóstico en las finanzas: predicción de la rentabilidad de acciones para la estructuración de portafolios de inversión en Colombia" estudio y exploración de Matlab y del sprin-n.

### 5.3. RMSE

$$\sqrt{\frac{\sum(y_i - y)^2}{n}}$$

A continuación se muestra el cálculo del error medio cuadrático para las acciones de Suramericana y Coltabaco con los modelos estadísticos de regresión múltiple, Arima y por medio de las Redes Neuronales Artificiales:

#### - Suramericana

##### Redes Neuronales

	Rent. Real	R pronos	Error	MSE
1	9,08%	4,85%	-0,042302	0,001789
2	25,14%	4,64%	-0,205020	0,042033
3	4,99%	4,51%	-0,004850	0,000024
4	5,41%	4,44%	-0,009735	0,000095
5	-14,04%	4,42%	0,184572	0,034067
6	0,24%	4,45%	0,042057	0,001769
7	-5,07%	4,53%	0,096027	0,009221
8	-6,05%	4,66%	0,107127	0,011476
9	28,96%	4,86%	-0,241041	0,058101
10	12,53%	5,17%	-0,073553	0,005410
11	8,85%	5,65%	-0,031963	0,001022
12	0,30%	6,34%	0,060371	0,003645
			MSE	1,41%
			RMSE	11,86%



Arima

	Rent. Real	Fitted	Residual	MSE
1	9,08%	4,7637%	-0,043165	0,001863
2	25,14%	6,1736%	-0,189684	0,035980
3	4,99%	5,0058%	0,000108	0,000000
4	5,41%	4,2883%	-0,011252	0,000127
5	-14,04%	5,0762%	0,191134	0,036532
6	0,24%	3,5919%	0,033476	0,001121
7	-5,07%	4,4411%	0,095138	0,009051
8	-6,05%	1,2398%	0,072925	0,005318
9	28,96%	6,1200%	-0,228441	0,052185
10	12,53%	5,5525%	-0,069728	0,004862
11	8,85%	6,0629%	-0,027834	0,000775
12	0,30%	6,6417%	0,063388	0,004018
			MSE	1,265%
			RMSE	11,248%

- Coltabaco

Redes neuronales

	Rent. Real	Rent Pronos	Error	MSE
1	11,65%	11,11%	-0,005442	0,000030
2	59,01%	10,96%	-0,480520	0,230899
3	2,77%	10,77%	0,080021	0,006403
4	8,29%	10,53%	0,022397	0,000502
5	5,41%	10,24%	0,048253	0,002328
6	7,47%	9,94%	0,024742	0,000612
7	-3,00%	9,64%	0,126366	0,015968
8	-1,27%	9,39%	0,106592	0,011362
9	39,51%	9,19%	-0,303208	0,091935
10	0,02%	9,04%	0,090185	0,008133
11	-2,54%	8,93%	0,114670	0,013149
12	-5,26%	8,86%	0,141224	0,019944
			MSE	3,34%
			RMSE	18,29%

## Arima

	R real	R pronos	Error	MSE
1	11,65%	1,181500%	-0,104727	0,010968
2	59,01%	2,274600%	-0,567374	0,321913
3	2,77%	2,927500%	0,001596	0,000003
4	8,29%	3,878800%	-0,044116	0,001946
5	5,41%	0,501400%	-0,059161	0,003500
6	7,47%	3,023700%	-0,044421	0,001973
7	-3,00%	2,016300%	0,050129	0,002513
8	-1,27%	1,732900%	0,030021	0,000901
9	39,51%	1,306400%	-0,382044	0,145957
10	0,02%	4,041300%	0,040198	0,001616
11	-2,54%	1,721600%	0,042586	0,001814
12	-5,26%	2,420000%	0,076824	0,005902
			MSE	4,158%
			RMSE	20,39%

## - BAVARIA

### Redes Neuronales

	Rent. Real	Rent Pronos	Error	MSE
1	9,23271%	-1,12%	10,35271%	0,010718
2	24,35928%	-0,73%	25,08928%	0,062947
3	2,44769%	-0,16%	-2,60769%	0,000680
4	14,26756%	0,59%	13,67756%	0,018708
5	-3,85513%	1,51%	5,36513%	0,002878
6	5,84629%	2,53%	-3,31629%	0,001100
7	5,69111%	3,53%	-2,16111%	0,000467
8	-4,52658%	4,39%	8,91658%	0,007951
9	7,65474%	5,03%	-2,62474%	0,000689
10	8,85861%	5,46%	-3,39861%	0,001155
11	13,21039%	5,72%	-7,49039%	0,005611
12	-3,24494%	5,89%	9,13494%	0,008345
			MSE	1,01%
			RMSE	10,05%

## Arima

	Rent. Real	Rent Pronos	Error	MSE
1	9,232708%	2,7567%	-6,4760%	0,004194
2	24,359281%	1,5052%	-22,8541%	0,052231
3	2,447695%	-2,0714%	-4,5191%	0,002042
4	14,267558%	4,4169%	-9,8507%	0,009704
5	-3,855129%	1,9934%	5,8485%	0,003421
6	5,846292%	2,2978%	-3,5485%	0,001259
7	5,691110%	1,9123%	-3,7788%	0,001428
8	-4,526583%	0,8105%	5,3371%	0,002848
9	7,654744%	2,8092%	-4,8455%	0,002348
10	8,858611%	2,0626%	-6,7960%	0,004619
11	13,210395%	2,1564%	-11,0540%	0,012219
12	-3,244941%	2,0377%	5,2826%	0,002791
			MSE	2,73%
			RMSE	16,53%

### 5.4. MAPE

$$\frac{\sum \frac{|y_t - y|}{y_t}}{n}$$

Porcentaje de error medio absoluto, se calcula encontrando el error absoluto, en cada periodo, dividiendo éste entre el valor real observado para ese periodo y después promediando esos errores absolutos de porcentaje. El MAPE proporciona una indicación de qué tan grande son los errores de pronóstico comparados con los valores reales de la serie.

También se puede utilizar el MAPE para comparar la precisión de la misma u otra técnica sobre dos series completamente diferentes.

### 5.5. MPE

$$\frac{\sum \frac{(y_t - y)}{y_t}}{n}$$



Porcentaje medio de error, se calcula encontrando el error en cada periodo dividiendo esto entre el valor real de ese periodo y promediando después estos porcentajes de error. Si el resultado es un porcentaje negativo grande, el método de pronóstico está sobrestimando de manera consistente y si el resultado es un porcentaje positivo grande, el método de pronóstico está subestimando en forma consistente”.

En el caso de este trabajo de investigación se trabajara con el error medio cuadrado escogido para comparar el dato real con el pronosticado.

## 6. CONCLUSIONES

En el estudio de las redes neuronales permite conocer y profundizar sobre diferentes alternativas, herramientas y métodos para el desarrollo de cálculos y realizar pronósticos cada vez minimizando el error, acercando más los resultados a la realidad.

Son muchas las ventajas que ofrece esta nueva herramienta en la que ya se le ha encontrado muchos campos de aplicación como en el nuestro, para el pronóstico de rentabilidades en el mercado accionario, entre otras la facilidad para el procesamiento de datos, tanto cuantitativos como cualitativos, además de ofrecer alternativas para el análisis, etc.

Gracias a la información suministrada por trabajos anteriores desarrollados por alumnas de la facultad de Ingeniería Financiera, Andrea Díaz Serrano y Claudia Juliana Rangel quienes realizaron un estudio mas a fondo sobre Matlab y el método Sprin-n; Paola Andrea Correa y Adriana Margarita Quintero trabajaron sobre las redes neuronales aplicadas a las finanzas, se inicio este trabajo para la validación del método aplicado; se escogieron 3 acciones para realizar las pruebas en la red programada y comparar los resultados con los datos reales ya obtenidos las cuales fueron Suramericana, Coltabaco y bavaria escogidas por su consistencia de datos.

Se realizaron pruebas para cada una de estas acciones con la red y se contrastaron los resultados con unos pronósticos que se hicieron con el método de ARIMA que es el mas utilizado para hacer este tipo de estudios con acciones; se encontró que para la acción de Suramericana el pronóstico realizado mediante RNA el RMSE fue un (0.6%) mayor que el observado por el método ARIMA, mientras que por el contrario para la acción de Coltabaco y Bavaria resulto mejor pronóstico el realizado por la red ya que este mismo error calculado (RMSE) fueron menores que los obtenidos por el método Arima.

Finalmente se realizo una exploración bibliografica sobre las Redes Neuronales en general, sirviendo para la construcción del marco teórico y ayudando a adquirir un conocimiento más a fondo de un tema hasta ahora poco conocido y difundido para el común de las personas y necesario para la buena ejecución del proyecto en el campo de las finanzas.



## 6. BIBLIOGRAFIA

HILERA GONZALES, José Ramón y MARTINEZ HERNANDO, Víctor José. Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones.

MARTIN DEL RIO, Bonifacio. Redes Neuronales y Sistemas Difusos.

GARCIA MARTIN, Ismael. Análisis y Predicción de la Serie de Tiempo del Precio Externo del Café Colombiano Utilizando Redes Neuronales Artificiales.

AYALA SANCHEZ, Mauricio y CASTILLO SERNA, Roben Darío. Un Modelo de Predicción para la TRM: Un Acercamiento desde las Redes Neuronales Artificiales.

CORREDOR CASADO, Pilar y SANTAMARIA AQUILUE, Rafael. Predicción de la Volatilidad y Precios de las Opciones: El Caso del Ibex-35. Departamento de Gestión de Empresas, Universidad de Navarra.

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

---

DEMUTH, Howard y BEALE, Mark. Neural Network Toolbox. Matlab.

BOLSA DE VALORES DE COLOMBIA. [www.bvc.com.co](http://www.bvc.com.co)

BANCO DE LA REPUBLICA. [www.banrep.gov.co](http://www.banrep.gov.co)

CORFINSURA. [www.corfinsura.com.co](http://www.corfinsura.com.co)

[WWW.MONOGRAFIAS.COM](http://WWW.MONOGRAFIAS.COM)

WWW.SUVALOR.COM.CO

WWW.MATHWORKS.COM

HANKE, John y REITSCH, Arthur. Pronósticos en los negocios.

DIAZ SERRANO, Andrea y RANGEL ROMERO, Claudia Juliana. Apoyo al proyecto "Las redes neuronales como herramienta de pronóstico en las finanzas: Predicción de la rentabilidad de acciones para la estructuración de portafolios de inversión en Colombia" Estudio y exploración de Matlab y del Sprin-n.

CORREA LUNA, Paola Andrea y QUINTERO NARANJO, Adriana Margarita. Apoyo al proyecto "Las redes neuronales como herramienta de pronóstico en las finanzas: Predicción de la rentabilidad de acciones para la estructuración de portafolios de inversión en Colombia" Algunas redes neuronales aplicadas en las Finanzas.

ARIZA BRITO, Mónica Carolina y RODRIGUEZ MOTTA, Laura Juliana. Modelo multifactorial como estrategia de análisis para la estructuración de portafolios de inversión en el mercado accionario colombiano.

UNAB, Laboratorio Financiero. Base de datos Economatica.

DAMODAR, Gujarati. Econometría. Mc Graw Hill. Tercera Edición.

Biblioteca Luis Ángel Arango. [www.lablaa.org](http://www.lablaa.org).

LAMOS DIAZ, Henry. Análisis Multivariado.

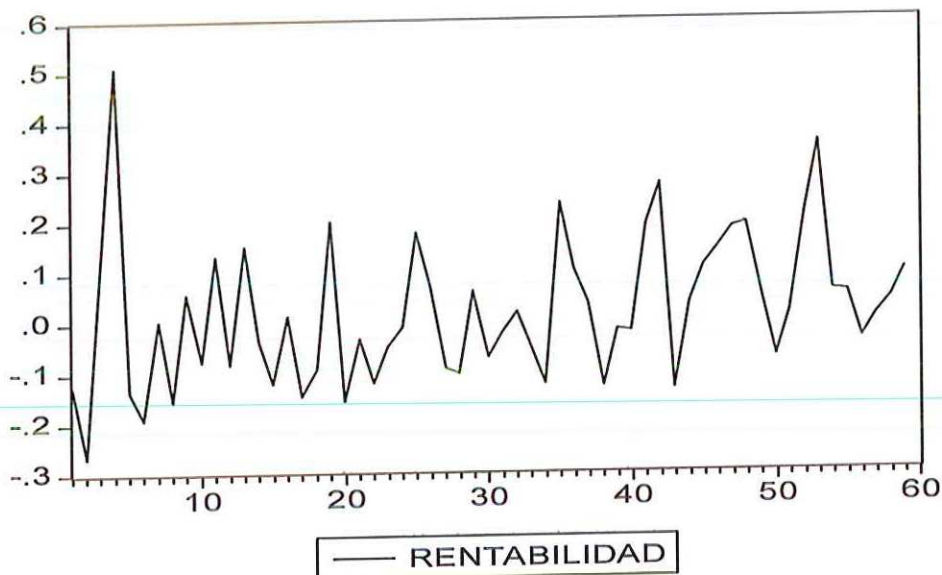
GOMEZ, Juan Diego. Inversiones y mercado de capitales. Caso colombiano.

## ANEXOS

### Identificación de la serie rentabilidad de suramericana.

Cuando se habla de estacionalidad, se deduce que la media y la varianza de una serie en el tiempo debe ser constante, donde la covarianza entre dos rezagos depende solamente de la distancia entre ellos. En serie estacionarias, sus errores son ruido blanco (es decir tienen media = 0, varianza constante; y no están serialmente correlacionados).

Por medio de la grafica de la rentabilidad suramericana en e-views se puede tener una idea del comportamiento de su varianza y media a lo largo del tiempo.





## Prueba de raíz unitaria

Por medio de la grafica de la serie se tiene una idea de si es o no estacionaria.

Para mayor claridad, se realiza la prueba de raíz unitaria, la cual analiza con mayor exactitud la estacionariedad de una serie. Para ello se utiliza el estadístico Dickey – fuller, donde la prueba radica en:

Null Hypothesis: RENTABILIDAD has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.824216	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.548208	
5% level	-2.912631	
10% level	-2.594027	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(RENTABILIDAD)

Method: Least Squares

Date: 01/28/03 Time: 15:55

Sample(adjusted): 2 59

Included observations: 58 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENTABILIDAD(-1)	-0.901379	0.132085	-6.824216	0.0000
C	0.020184	0.019082	1.057770	0.2947
R-squared	0.454031	Mean dependent var		0.003833
Adjusted R-squared	0.444282	S.D. dependent var		0.193402
S.E. of regression	0.144175	Akaike info criterion		-1.001708
Sum squared resid	1.164035	Schwarz criterion		-0.930658
Log likelihood	31.04953	F-statistic		46.56992
Durbin-Watson stat	1.956640	Prob(F-statistic)		0.000000

De la anterior tabla se observa que el t planteado de -6,8242, al compararse con los valores críticos, se deduce que con una confianza del 99%, la serie es estacionaria ya que no se puede rechazar la hipótesis nula y con ello no aparece raíz unitaria.

Ya teniéndose la serie estacionaria (sin raíz), se procede a la determinación de los posibles valores de los procesos p y q, además de los sp y sq si los hay (hablándose de estacionalidad para un proceso ARIMA).

Dependent Variable: RENTABILIDAD  
 Method: Least Squares  
 Date: 01/28/03 Time: 15:42  
 Sample(adjusted): 19 59  
 Included observations: 41 after adjusting endpoints  
 Convergence achieved after 28 iterations  
 Backcast: 7 18

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.073084	0.049070	1.489400	0.1453
AR(6)	0.542946	2260.957	0.000240	0.9998
SAR(6)	-0.092728	2260.922	-4.10E-05	1.0000
SAR(12)	0.345184	1437.251	0.000240	0.9998
MA(6)	-0.950232	0.031144	-30.51090	0.0000
SMA(6)	0.917685	0.036039	25.46375	0.0000
R-squared	0.563055	Mean dependent var		0.039562
Adjusted R-squared	0.500634	S.D. dependent var		0.123960
S.E. of regression	0.087597	Akaike info criterion		-1.897672
Sum squared resid	0.268566	Schwarz criterion		-1.646905
Log likelihood	44.90227	F-statistic		9.020311
Durbin-Watson stat	1.772236	Prob(F-statistic)		0.000014

El modelo Arima fue:

AR = 6

MA = 6

SMA = 6

SAR = 6

SAR = 12

I = 0

Se puede observar como los errores del modelo Arima seleccionado son ruido blanco donde su medio es 0, su varianza constante y la covarianza entre los rezagos solo depende de la distancia de ellos. Aquí se utiliza la prueba del estadístico Q:

$H_0 \Rightarrow \rho_k = 0$   
 $H_1 \Rightarrow$  al menos un  $\rho_i$  es diferente de cero

Para nuestro caso, la estadística Q nos ayudaría a determinar si los errores del modelo Arima escogido están correlacionados, de allí que miramos el Q planteado de 12,27 que al compararla con el Q crítico de la tabla  $X^2$  de (con

20 grados de libertad y 99% de confianza), podemos deducir que no se rechaza la hipótesis nula de que todos los  $P_k$  son iguales a cero así:

15,08 < 31,41 no se rechaza  $H_0$ .

Date: 01/28/03 Time: 16:03

Sample: 19 59

Included observations: 41

Q-statistic  
probabilities  
adjusted for 5  
ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
. . .	. . .	1 0.048	0.048	0.1021	
.*. . .	.*. . .	2 -0.126	-0.129	0.8237	
.*. . .	.*. . .	3 -0.153	-0.142	1.9032	
.*. . .	.*. . .	4 -0.091	-0.097	2.2945	
. . .	. . .	5 -0.018	-0.052	2.3107	
. . .	.*. . .	6 -0.057	-0.107	2.4740	0.116
. . .	. . .	7 0.250	0.229	5.7022	0.058
. . .	. . .	8 -0.069	-0.137	5.9571	0.114
. . .	. . .	9 0.060	0.122	6.1526	0.188
. . .	. . .	10 -0.030	-0.021	6.2034	0.287
. . .	. . .	11 -0.002	0.044	6.2036	0.401
. . .	. . .	12 -0.132	-0.155	7.2677	0.402
. . .	. . .	13 -0.074	0.005	7.6112	0.472
. . .	. . .	14 -0.073	-0.229	7.9638	0.538
. . .	. . .	15 -0.136	-0.105	9.2144	0.512
. . .	. . .	16 0.074	-0.076	9.5979	0.567
. . .	. . .	17 -0.111	-0.205	10.500	0.572
. . .	. . .	18 0.039	-0.071	10.619	0.643
. . .	. . .	19 -0.074	-0.117	11.062	0.681
. . .	. . .	20 0.120	0.061	12.273	0.658

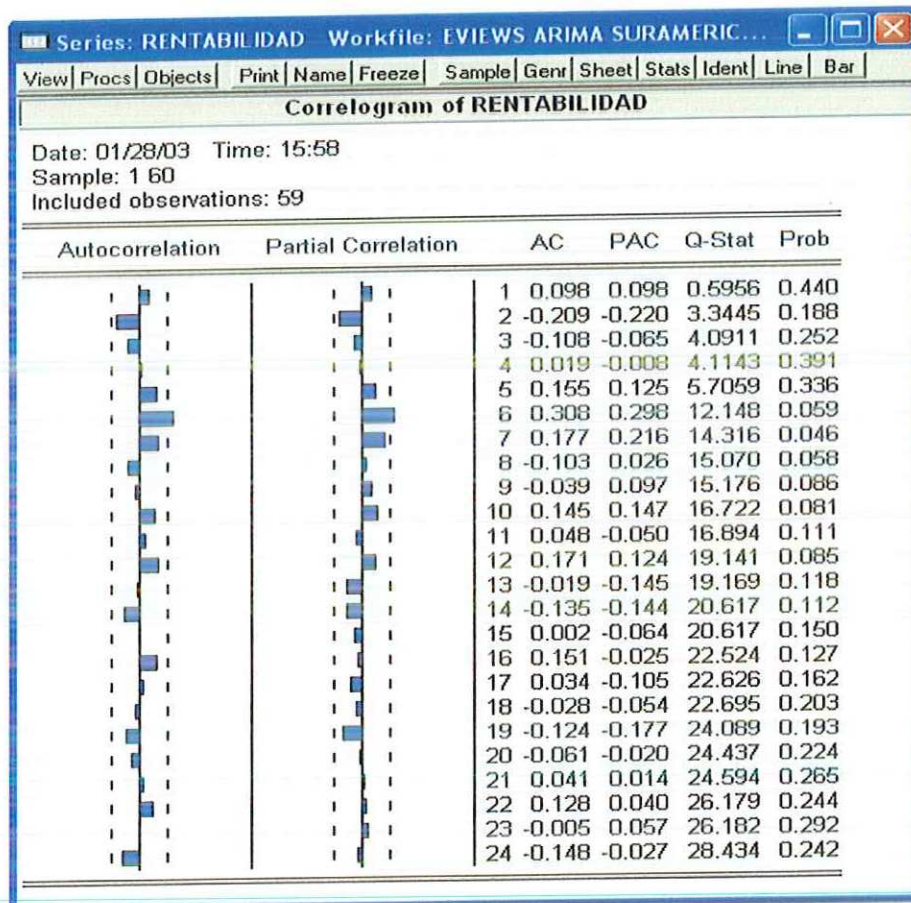
### Identificación de la serie rentabilidad de coltabaco.

Por medio de la grafica de la rentabilidad suramericana en e-views se puede tener una idea del comportamiento de su varianza y media a lo largo del tiempo.

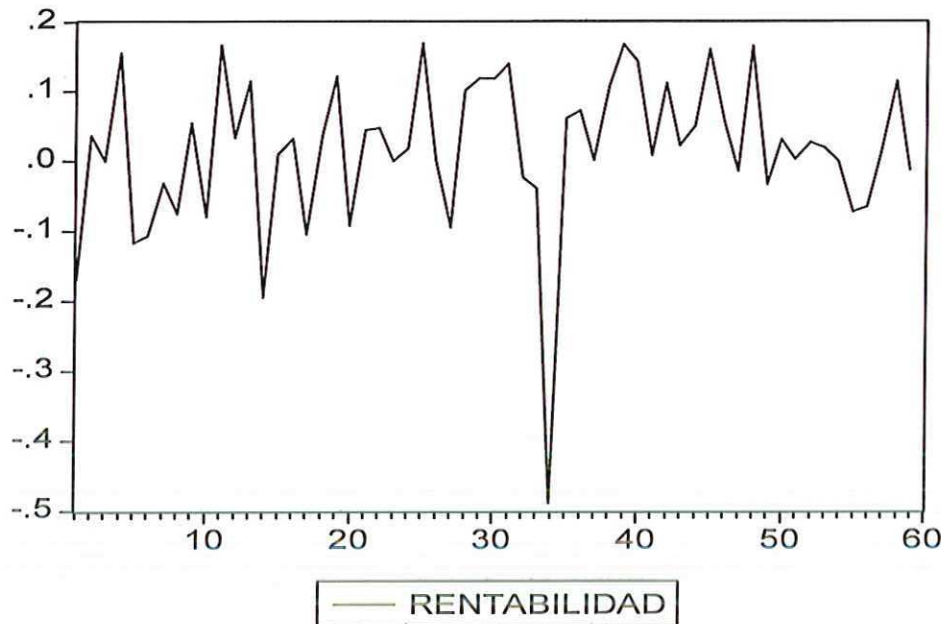


Diagramas de correlación de Autocorrelacion.

Para ello se necesita de la función de Autocorrelacion simple (FAS) v parcial (FAP), en donde la primera nos indica el numero de MA y la segunda el numero de AR que necesita el modelo. El valor de los AR y MA necesarios son:



El siguiente modelo tendrá todos los coeficientes de los AR y MA significativos:



#### Prueba de raíz unitaria.

Por medio de la grafica de la serie se tiene una idea de si es o no estacionaria.

Para mayor claridad, se realiza la prueba de raíz unitaria, la cual analiza con mayor exactitud la estacionariedad de una serie. Para ello se utiliza el estadístico Dickey – fuller, donde la prueba radica en:

Null Hypothesis: RENTABILIDAD has a unit root  
 Exogenous: Constant  
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-7.586447	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.548208	
5% level	-2.912631	
10% level	-2.594027	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(RENTABILIDAD)  
 Method: Least Squares  
 Date: 01/28/03 Time: 18:41  
 Sample(adjusted): 2 59  
 Included observations: 58 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENTABILIDAD(-1)	-0.988327	0.130275	-7.586447	0.0000
C	0.020706	0.014505	1.427538	0.1590
R-squared	0.506843	Mean dependent var		0.002698
Adjusted R-squared	0.498037	S.D. dependent var		0.153813
S.E. of regression	0.108976	Akaike info criterion		-1.561509
Sum squared resid	0.665039	Schwarz criterion		-1.490460
Log likelihood	47.28377	F-statistic		57.55418
Durbin-Watson stat	1.987534	Prob(F-statistic)		0.000000

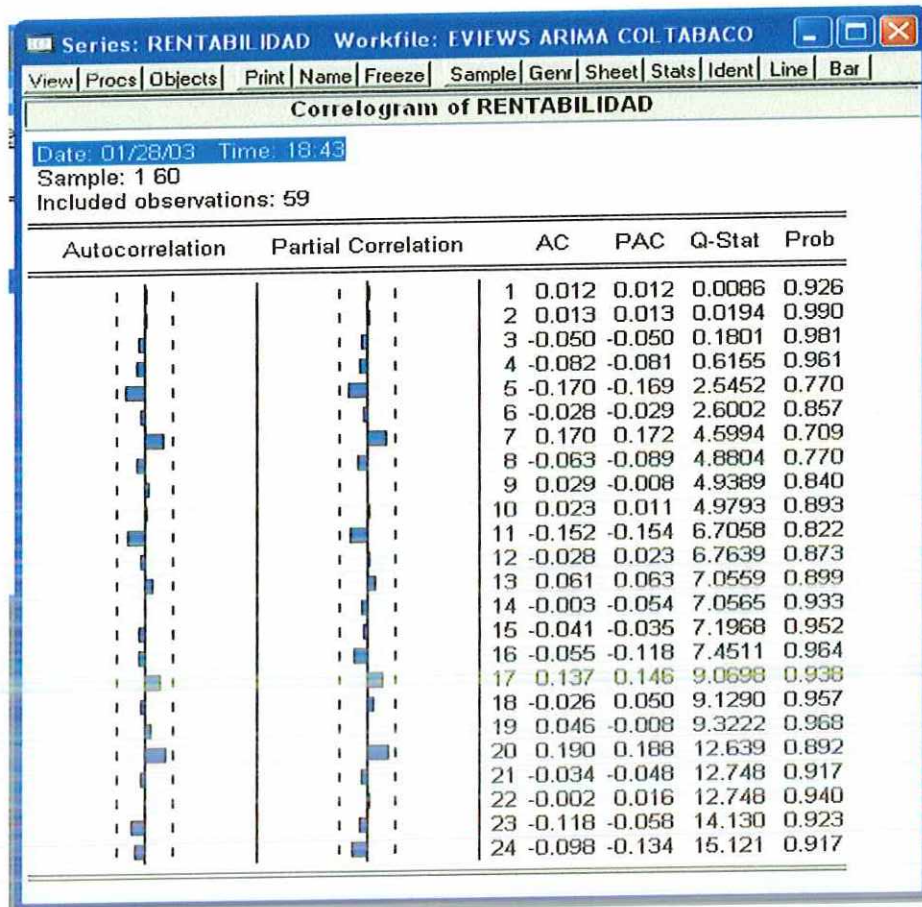
De la anterior tabla se observa que el t planteado de -7,5864, al compararse con los valores críticos, se deduce que con una confianza del 99%, la serie es estacionaria ya que no se puede rechazar la hipótesis nula y con ello no aparece raíz unitaria.

Ya teniéndose la serie estacionaria (sin raíz), se procede a la determinación de los posibles valores de los procesos p y q, además de los sp y sq si los hay (hablándose de estacionalidad para el un proceso SARIMA).

Diagramas de correlación de Autocorrelacion.

Para ello se necesita de la función de Autocorrelacion simple (FAS) y parcial (FAP), en donde la primera nos indica el numero de MA y la segunda el numero de AR que necesita el modelo. El valor de los AR y MA necesarios son:





El siguiente modelo tendrá todos los coeficientes de los AR y MA significativos:

Dependent Variable: RENTABILIDAD  
 Method: Least Squares  
 Date: 01/28/03 Time: 15:47  
 Sample(adjusted): 13 59  
 Included observations: 47 after adjusting endpoints  
 Convergence achieved after 21 iterations  
 Backcast: 1 12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.022240	0.015163	1.466719	0.1503
AR(7)	-0.027234	0.136732	-0.199175	0.8431
AR(5)	-0.642627	1.874021	-0.342913	0.7335
SAR(5)	-0.662777	1.780227	-0.372299	0.7116
MA(7)	0.043755	0.105144	0.416144	0.6795
MA(5)	0.741316	0.819890	0.904166	0.3713
SMA(5)	0.751777	0.822394	0.914133	0.3661
R-squared	0.342802	Mean dependent var		0.025033
Adjusted R-squared	0.244222	S.D. dependent var		0.110927
S.E. of regression	0.096435	Akaike info criterion		-1.703299
Sum squared resid	0.371985	Schwarz criterion		-1.427745
Log likelihood	47.02752	F-statistic		3.477405
Durbin-Watson stat	1.757117	Prob(F-statistic)		0.007350

El modelo Arima fue:

- AR = 5
- AR = 7
- MA = 5
- MA = 7
- SMA = 5
- SAR = 5

Se puede observar como los errores del modelo Arima seleccionado son ruido blanco donde su medio es 0, su varianza constante y la covarianza entre los rezagos solo depende de la distancia de ellos. Aquí se utiliza la prueba del estadístico Q:

$$\begin{aligned}
 H_0 & \Rightarrow \rho_k = 0 \\
 H_1 & \Rightarrow \text{al menos un } \rho_k \text{ es diferente de cero}
 \end{aligned}$$

Para nuestro caso, la estadística Q nos ayudaría a determinar si los errores del modelo Arima escogido están correlacionados, de allí que miramos el Q planteado de 15,99 que al compararla con el Q crítico de la tabla  $X^2$  de (con

20 grados de libertad y 99% de confianza), podemos deducir que no se rechaza la hipótesis nula de que todos los Pk son iguales a cero así:

15,99 < 31,41 no se rechaza Ho.

Date: 01/28/03 Time: 18:45

Sample: 13 59

Included observations: 47

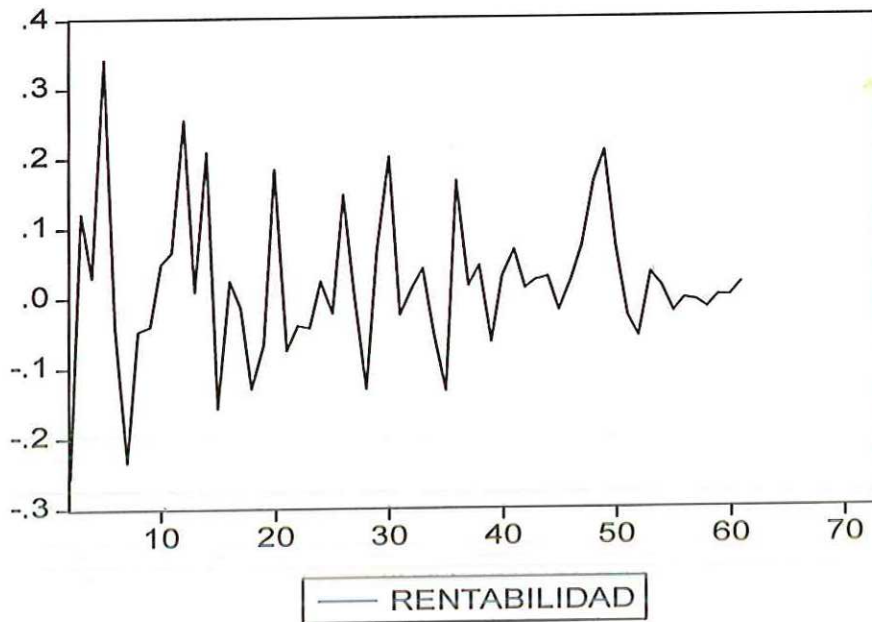
Q-statistic  
probabilities  
adjusted for 6  
ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
. *	. *	1 0.089	0.089	0.3922	
. *	. *	2 0.075	0.068	0.6801	
. *	. *	3 -0.074	-0.088	0.9703	
. *	. *	4 -0.157	-0.152	2.2952	
. *	. *	5 -0.064	-0.028	2.5203	
. *	. *	6 -0.056	-0.031	2.6950	
. *	. *	7 -0.008	-0.018	2.6989	0.100
. *	. *	8 -0.044	-0.069	2.8145	0.245
. *	. *	9 -0.159	-0.178	4.3387	0.227
. *	. **	10 -0.188	-0.190	6.5275	0.163
. **	. **	11 -0.243	-0.246	10.315	0.067
. *	. *	12 0.089	0.085	10.840	0.093
. *	. *	13 0.013	-0.066	10.851	0.145
. *	. *	14 0.040	-0.118	10.961	0.204
. **	. *	15 0.243	0.157	15.206	0.085
. *	. *	16 -0.031	-0.099	15.276	0.122
. *	. *	17 0.068	-0.007	15.630	0.155
. *	. *	18 0.000	-0.017	15.630	0.209
. *	. *	19 -0.051	-0.113	15.842	0.258
. *	. *	20 0.042	-0.050	15.991	0.314

### Identificación de la serie rentabilidad de bavaria.

Por medio de la grafica de la rentabilidad de bavaria en e-views se puede tener una idea del comportamiento de su varianza y media a lo largo del tiempo.





### Prueba de raíz unitaria

Por medio de la grafica de la serie se tiene una idea de si es o no estacionaria.

Para mayor claridad, se realiza la prueba de raíz unitaria, la cual analiza con mayor exactitud la estacionariedad de una serie. Para ello se utiliza el estadístico Dickey – fuller, donde la prueba radica en:

Null Hypothesis: RENTABILIDAD has a unit root  
 Exogenous: Constant  
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.194953	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.546099	
5% level	-2.911730	
10% level	-2.593551	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(RENTABILIDAD)  
 Method: Least Squares  
 Date: 01/27/03 Time: 16:55  
 Sample(adjusted): 3 61  
 Included observations: 59 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENTABILIDAD(-1)	-1.022765	0.124804	-8.194953	0.0000
C	0.022436	0.013602	1.649521	0.1045
R-squared	0.540905	Mean dependent var		0.004642
Adjusted R-squared	0.532850	S.D. dependent var		0.150897
S.E. of regression	0.103135	Akaike info criterion		-1.672237
Sum squared resid	0.606304	Schwarz criterion		-1.601812
Log likelihood	51.33099	F-statistic		67.15725
Durbin-Watson stat	1.904830	Prob(F-statistic)		0.000000

Se puede observar un t estadístico de -8,19, el cual es mayor que los críticos al 90%, 05% y 99%, lo que nos indica que con una confianza del 99% la serie es estacionaria ya que no se puede rechazar la hipótesis nula y con ello no aparece raíz unitaria.

Ya teniéndose la serie estacionaria (sin raíz), se procede a la determinación de los posibles valores de los procesos p y q, además de los sp y sq si los hay (hablándose de estacionalidad para el un proceso SARIMA).

Diagramas de correlación.

Para ello se necesita de la función de Autocorrelacion simple (FAS) y parcial (FAP), en donde la primera nos indica el numero de MA y la segunda el numero de AR que necesita el modelo. El valor de los AR y MA necesarios son:

Date: 01/27/03 Time: 16:57  
 Sample: 2 73  
 Included observations: 60

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
. .	. .	1 -0.023	-0.023	0.0327	0.857
.* .	.* .	2 -0.074	-0.075	0.3867	0.824
** .	** .	3 -0.233	-0.238	3.9228	0.270
.* .	.* .	4 -0.061	-0.087	4.1662	0.384
.* .	** .	5 -0.148	-0.207	5.6562	0.341
.* .	. .	6 0.119	0.029	6.6286	0.357
.* .	. .	7 0.067	0.004	6.9395	0.435
. .	.* .	8 -0.024	-0.103	6.9802	0.539
. .	. .	9 0.016	0.031	6.9999	0.637
.* .	.* .	10 -0.074	-0.097	7.4065	0.687
. .	. .	11 -0.004	-0.004	7.4078	0.765
. .	. .	12 -0.043	-0.056	7.5501	0.819
. .	.* .	13 -0.022	-0.104	7.5902	0.869
.* .	.* .	14 -0.077	-0.105	8.0728	0.885
. .	.* .	15 -0.022	-0.124	8.1119	0.919
.* .	. .	16 0.110	0.051	9.1283	0.908
.* .	. .	17 0.078	0.009	9.6538	0.917
. .	.* .	18 -0.032	-0.088	9.7432	0.940
. .	. .	19 0.016	0.041	9.7670	0.958
. .	. .	20 0.031	0.042	9.8581	0.971
. .	.* .	21 0.040	0.095	10.008	0.979
. .	. .	22 -0.031	-0.009	10.102	0.985
.* .	.* .	23 -0.136	-0.173	11.956	0.971
. .	.* .	24 0.056	0.098	12.278	0.977
. .	. .	25 0.010	-0.025	12.289	0.984
. .	. .	26 0.020	-0.030	12.331	0.989
. .	. .	27 0.006	0.001	12.335	0.993
. .	.* .	28 -0.028	-0.115	12.428	0.995

El siguiente modelo tendrá todos los coeficientes de los AR y MA significativos:



Dependent Variable: RENTABILIDAD  
 Method: Least Squares  
 Date: 01/27/03 Time: 17:00  
 Sample(adjusted): 7 61  
 Included observations: 55 after adjusting endpoints  
 Convergence achieved after 12 iterations  
 Backcast: 2 6

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.020935	0.004295	4.874326	0.0000
AR(5)	0.308043	0.131237	2.347233	0.0228
MA(3)	-0.154512	0.079226	-1.950257	0.0567
MA(5)	-0.833686	0.076028	-10.96548	0.0000
R-squared	0.268004	Mean dependent var		0.015471
Adjusted R-squared	0.224945	S.D. dependent var		0.095057
S.E. of regression	0.083686	Akaike info criterion		-2.053550
Sum squared resid	0.357168	Schwarz criterion		-1.907562
Log likelihood	60.47262	F-statistic		6.224161
Durbin-Watson stat	2.015123	Prob(F-statistic)		0.001101
Inverted AR Roots	.79 -.64+.46i	.24+.75i	.24 -.75i	-.64 -.46i
Inverted MA Roots	1.00 -.77 -.60i	.27 -.90i	.27+.90i	-.77+.60i

El modelo Arima fue:

AR = 5

MA = 3

MA = 5

Y una constante.

Para mirar si es un modelo correcto o al menos adecuado se observan los errores del modelo Arima seleccionado, donde si son ruido blanco es decir su media es 0, su varianza constante y la covarianza entre los rezagos solo depende de la distancia de ellos, entonces el modelo es aceptable. Aquí se utiliza la prueba del estadístico Q:

Date: 01/27/03 Time: 17:00

Sample: 7 61

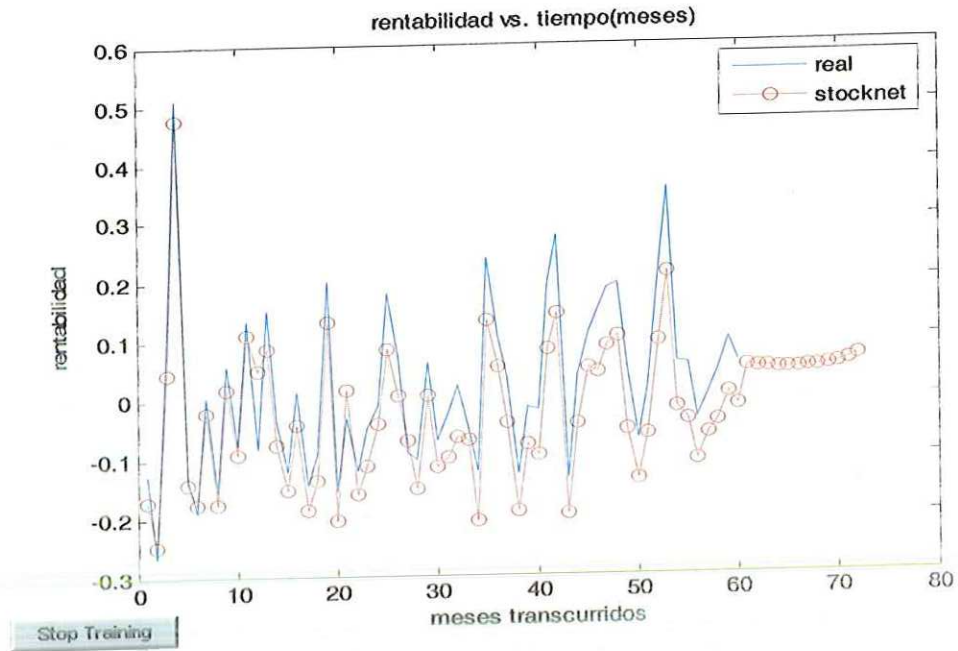
Included observations: 55

Q-statistic  
probabilities  
adjusted for 3  
ARMA term(s)

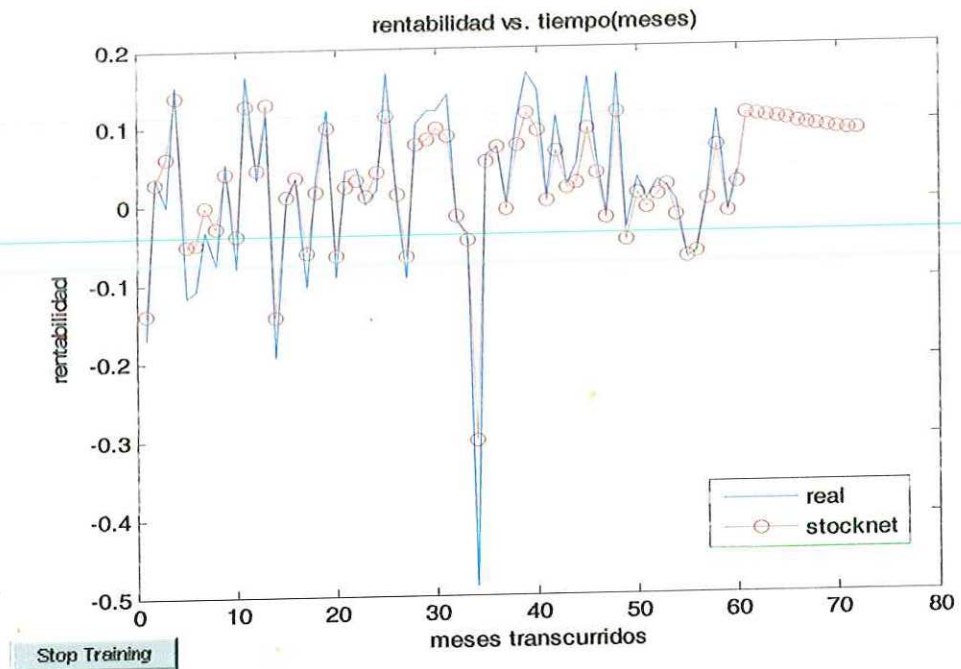
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
. . .	. . .	1 -0.039	-0.039	0.0882	
. . .	. . .	2 -0.118	-0.120	0.9107	
. . .	. . .	3 -0.056	-0.067	1.1013	
. . .	. . .	4 -0.019	-0.039	1.1228	0.289
. . .	. . .	5 0.017	0.000	1.1417	0.565
. . .	. . .	6 0.097	0.089	1.7449	0.627
. . .	. . .	7 -0.134	-0.129	2.9091	0.573
. . .	. . .	8 -0.042	-0.033	3.0289	0.696
. . .	. . .	9 -0.158	-0.191	4.7401	0.578
. . .	. . .	10 0.139	0.111	6.0847	0.530
. . .	. . .	11 -0.097	-0.158	6.7548	0.563
. . .	. . .	12 0.026	0.031	6.8026	0.658
. . .	. . .	13 0.026	0.013	6.8516	0.739
. . .	. . .	14 -0.066	-0.079	7.1858	0.784
. . .	. . .	15 -0.144	-0.145	8.8015	0.720
. . .	. . .	16 0.067	-0.032	9.1611	0.761
. . .	. . .	17 0.034	0.034	9.2558	0.814
. . .	. . .	18 0.105	0.037	10.199	0.807
. . .	. . .	19 0.044	0.098	10.367	0.847
. . .	. . .	20 -0.044	-0.064	10.541	0.879
. . .	. . .	21 -0.098	-0.038	11.432	0.875
. . .	. . .	22 -0.022	-0.114	11.476	0.907
. . .	. . .	23 -0.074	-0.151	12.014	0.916
. . .	. . .	24 0.187	0.156	15.544	0.795

Se puede ver que el q estadístico de 15,54 es menor que el crítico de 36,41 con 24 grados de libertad. En definitiva, el modelo se ajusta a los datos correctamente.

## GRAFICA RENTABILIDAD PARA SURAMERICANA PRONOSTICADA POR LA RED



## GRAFICA RENTABILIDAD PARA COLTABACO PRONOSTICADA POR LA RED





# GRAFICA RENTABILIDAD PARA BAVARIA PRONOSTICADA POR LA RED

