

MODELO DE PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ACCION ORDINARIA CEMENTOS ARGOS

RESUMEN

Este artículo, presenta una aplicación de la metodología de series de tiempo, desarrollada por *Box and Jenkins*, para modelar el precio promedio ponderado diario, de las acciones de Cementos Argos, que transan en la BVC. Para modelarlas se implementaron los modelos ARIMA estacionales y no estacionales obteniendo un buen ajuste de los mismos y demostrando que el precio de una acción en mercados emergentes como el colombiano, es un proceso factible de modelar.

PALABRAS CLAVES: Pronóstico, modelos ARIMA, estacionalidad.

ABSTRACT

This article, presents an application of the methodology of series of time, developed by Box and Jenkins, to model the weighed average daily price, of the stock shares Cement Argos, that compromise at the BVC. In order to model them seasonal and nonseasonal models ARIMA were implemented obtaining a good adjustment of such and demonstrating that the price of a share in emergent markets like the Colombian, is a feasible process to model.

KEYWORDS: Forecast, ARIMA models, estacionarity

ALVARO TREJOS CARPINTERO
Estadístico
Facultad de Ingeniería Industrial
Universidad Tecnológica de Pereira
alvarot@utp.edu.co

SEBASTIÁN NIETO SALAZAR
Estudiante X semestre
Facultad de Ingeniería Industrial
Universidad Tecnológica de Pereira
pal-nieto@hotmail.com

PATRICIA CARVAJAL OLAYA
Estadística
Estudiante Tesista
Maestría en Investigación Operativa y Estadística
Universidad Tecnológica de Pereira
pacarva@utp.edu.co

1. INTRODUCCIÓN

Con el surgimiento de las economías liberales de mercado, no hay país en el mundo que no cuente con un mercado financiero organizado y regulado, o lo que es lo mismo, una bolsa de valores. Desde el siglo XVII el hombre ha tratado de enriquecerse y de conservar su fortuna por medio de la especulación en los mercados financieros y más aun en los tiempos actuales, cuando las entidades financieras no pagan a sus ahorradores un interés que sobrepase la tasa de inflación del país. El dinero no se puede dejar quieto porque se consume y es esta propiedad de la moneda, la que ha impulsado a muchos inversionistas a incursionar en el fabuloso mundo de la bolsa.

La bolsa es un juego en el que al igual que sucede en los juegos de azar se puede ganar mucho, pero necesariamente se tiene que perder, y el hombre desde sus primeros pinitos en la bolsa ha tratado de disminuir el riesgo de sus especulaciones recurriendo: a las ciencias ocultas, a los amuletos, al estudio de gráficas o chartismo, a los estudios contables, a la experiencia y en los últimos años a la estadística. En este trabajo se realiza un intento de modelar estadísticamente el mercado de valores colombiano, para poder pronosticar con un buen nivel de confianza la piedra angular de este "juego", el precio de las acciones. Para tal efecto se ha recurrido al uso de la metodología de series de tiempo desarrollada por Box y Jenkins en los 70's. Esta consta

de modelos autorregresivos, de medias móviles, autorregresivos y de medias móviles y autorregresivos y de medias móviles integrados, ya sean estacionales o no estacionales.

2. INFORMACIÓN GENERAL DEL EMISOR Y DEL TÍTULO

Ver Tablas 1 y 2.

DATOS BASICOS DEL EMISOR	
Emisor	CIA. DE CEMENTO ARGOS S.A.
Nit	8909002663
Tipo de emisor	Privado
Sector	Real
Dirección	CR 46 56-11 P 15 TORRE ARGOS
Ciudad	MEDELLIN
Teléfono	2514400
Fax	5106405
Representante legal	JUAN MANUEL RUISECO
Web	www.cementoargos.com.co

Tabla 1. Información básica del emisor de ARGOS.

DATOS BÁSICOS DEL TÍTULO	
Mnemotécnico	Argos
Código Supervalores	COARGO00004
Título	Acciones ordinarias
Fecha de inscripción	25/08/1941
Acciones en circulación	161.350.000,00
Valor nominal	250,00
Bursatilidad	Alta

Tabla 2. Información básica de ARGOS.

Fecha de Recibo: 21 Agosto de 2003

Fecha de Aceptación: 27 Noviembre de 2003

Ahora que ya se conoce en que se va a invertir, el primer paso para la elaboración del pronóstico, consiste en conseguir los precios promedios ponderados diarios de cada acción en la Supervalores, de tal manera que se pueda tener total confianza en los datos, organizarlos y operacionalizarlos en una base de datos previamente diseñada.

3. PRONÓSTICO

3.1 Inspección gráfica de los datos

Después de tener las bases de datos organizadas y operacionalizadas en el *software*, es importante elaborar una inspección gráfica que permita detectar *out laiers* y patrones en la serie.

En la figura 1 puede observarse la serie de la evolución del precio promedio ponderado diario de ARGOS, en donde las líneas verticales en la gráfica representan el cambio de año y la línea horizontal representa la media de los datos. A simple vista es difícil detectar un patrón estacional, pero queda claro que la serie es no estacionaria en primer orden, ya que su tendencia es muy marcada.

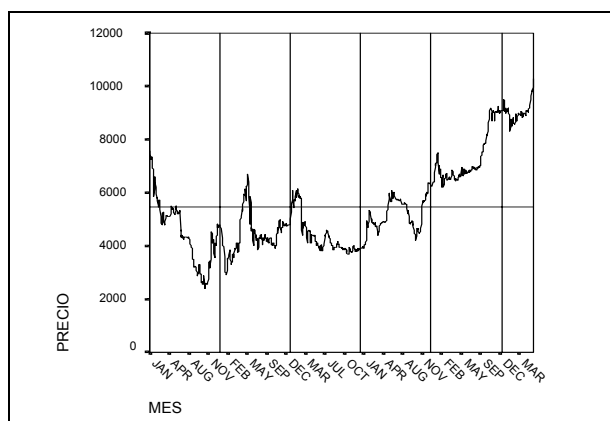


Figura 1. Gráfica de ARGOS del 05/01/1998 a 30/05/2003.

3.2 Análisis de varianza de la serie

Para elaborar este análisis debe trabajarse con períodos iguales, por lo que se descartará el año 2003 para tal efecto, y se trabajará con los años 1998, 1999, 2000, 2001 y 2002. Se harán dos tipos de análisis: Análisis descriptivo del cambio de media y varianza y prueba de Levene de homogeneidad de varianza que es una prueba paramétrica.

- Análisis descriptivo: A excepción del cambio en el paso del año 2000 al 2001, la media y varianza fluctúan conjuntamente, como puede observarse en la tabla 3.

Descriptivos			
	AÑO		Statistic
PRECIO	1998	Mean	4514,7987
		Variance	1342339
	1999	Mean	4463,9873
		Variance	523395,8
	2000	Mean	4332,2662
		Variance	448567,6
	2001	Mean	5193,9409
		Variance	422919,7
	2002	Mean	7243,5540
		Variance	816347,1

Cuadro 3. Estadísticos descriptivos de la serie completa de ARGOS agrupados por años.

- Tes de Homogeneidad de varianza de Levene: La varianza de la serie agrupada por años, no es homogénea, debido a que la significancia de la prueba es menor a 0.5, como se aprecia en la tabla 4.

Tes de Homogeneidad de Varianza				
	Levene	df1	df2	Sig.
PRECIO Based on Mean	30,165	4	1297	,000
Based on Median	23,659	4	1297	,000
Based on Median a with adjusted df	23,659	4	066,89	,000
Based on trimmed	29,338	4	1297	,000

Tabla 4. Prueba de Levene a la serie completa de ARGOS, agrupada por años.

Como puede constatarse por medio de las dos pruebas, la serie no es estacionaria entonces debe procederse a inducir estacionariedad en la misma.

3.3 Inducción de estacionariedad en la serie

La estacionariedad en la serie se logra al trabajar sólo con los datos del 01/01/2000 al 30/05/2003 y aplicándole a esta serie primero una diferenciación simple de orden uno y luego una diferenciación estacional de orden uno y periodicidad 10, como se aprecia en el gráfico de esta serie en la figura 2. Estas dos transformaciones pueden ser incluidas en el modelo ARIMA x SARIMA.

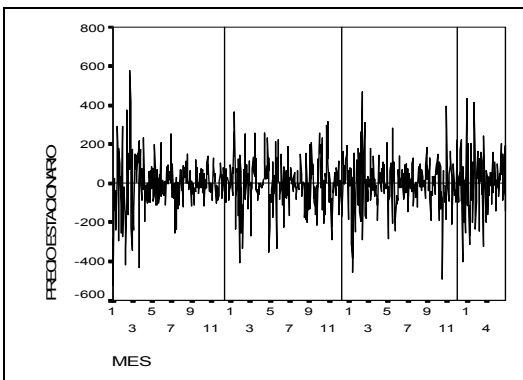


Figura 2. Serie ARGOS estacionarizada.

3.4 Prueba de homosedasticidad a la serie estacionarizada

Se realiza el análisis de homogeneidad de varianza elaborado a la serie completa, (Tablas 5 y 6) para constatar que se ha logrado inducir estacionariedad en la serie al recortarla y efectuar las transformaciones.

Descriptivos			
AÑO			Statistic
PRECIO ESTACIONARIZADO	2000	Mean	-4,594245
		Variance	17065,533
	2001	Mean	,746333
		Variance	13546,677
	2002	Mean	-,916621
		Variance	13659,810

Tabla 5. Estadísticos descriptivos de la serie ARGOS estacionarizada.

Tes de Homogeneidad de Varianza					
		Levene Statistic	df1	df2	Sig.
PRECIO ESTACIONARIZAD	Based on Mean	,419	2	768	,658
	Based on Median	,396	2	768	,673
	Based on Median and with adjusted df	,396	2	751,502	,673
	Based on trimmed me	,411	2	768	,663

Tabla 6. Prueba de Levene a la serie ARGOS estacionarizada.

Ya se cuenta con una serie estacionaria. Ahora se va a estimar el modelo para la serie del 01/01/2000 al 30/05/2003 estacionarizada y se tratará de ajustar un modelo adecuado a la misma. El primer paso consiste en estudiar los correlogramas de la serie y compararlos con el catalogo de CAS y CAP de los modelos ARIMA.

3.5 Detección de modelos tentativos. Como ya se mencionó, para detectar los modelos que rigen el proceso, deben estudiarse los correlogramas de la serie

que se muestran en las figuras 3 – 4, y compararse con las CAS y CAP teóricas.

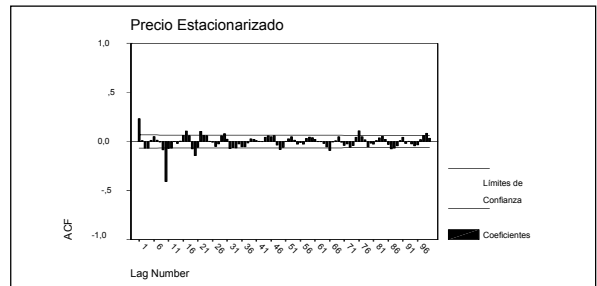


Figura 3. CAS de la serie ARGOS estacionarizada

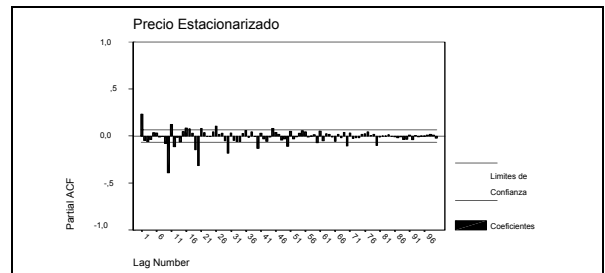


Figura 4. CAP de la serie ARGOS estacionarizada.

Es claro el salto de las CAS en el primero y décimo retardo y el decrecimiento amortiguado de las CAP con saltos en el primer retardo y los retardos múltiplos de 10. Esto es característico de un modelo ARMA x SMA, como modelo de partida.

3.6 Prueba de modelos tentativos. A continuación en la tabla 49, se prueban los modelos tentativos y se selecciona el mejor de acuerdo a los criterios que más adelante se verán a fondo.

3.7 Selección del mejor modelo. El mejor modelo hallado, es un ARIMA(1,1,0) x SARIMA(0,1,1)₁₀ y los resultados de la estimación se presentan a continuación:

- Número de observaciones: Serie original 899, serie diferenciada 888.
- Estimaciones de los parámetros en cada iteración: Ver Tabla 7.

Iteración	SSE	Parametros	
0	9431014	0,500	0,500
1	8266504	0,386	0,650
2	7523661	0,305	0,800
3	7110674	0,255	0,928
4	7056409	0,248	0,957
5	7040686	2,450	0,969
6	7038775	0,243	0,973
7	7038759	0,243	0,974

Tabla 7. Iteraciones del modelo ARGOS

El cambio relativo en cada estimación de los parámetros es menor a 0,001 lo que indica que se ha logrado convergencia.

- Estimación final de los parámetros: Ver tabla 8.

Tipo	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0,2428	0,0329	7,38	0,000
SMA 10	0,9736	0,009	108,38	0,000

Tabla 8. Prueba a los parámetros del modelo ARGOS.

- Residuos: SS = 6890784 MS = 7857 DF = 877
- Matriz de correlación de los parámetros: Ver tabla 9.

Parámetro	1
2	0,030

Tabla 9. Matriz de correlación de los parámetros de ARGOS.

- Modelo:

$$\nabla_{10}^1 \nabla^1 Z_t = 0,2427718 \nabla_{10}^1 \nabla^1 Z_{t-1} + 0,9735515 \nabla_{10}^1 \nabla^1 \alpha_{t-10} + \nabla_{10}^1 \nabla^1 \alpha_t$$

3.8 Pruebas a los errores del modelo seleccionado. A continuación se presentan las pruebas hechas sobre los errores del modelo seleccionado.

Pruebas de Normalidad: La figura 5 muestra como los valores observados, representados por los puntos rojos, se ajustan mucho a la recta teórica, que esta representada por la línea verde, lo que indica normalidad en el residuo.

Histograma de los residuos: En la figura 6 se observa que la media de estos es cero y que su distribución es casi simétrica. Se ha logrado una alta normalidad en el residuo del modelo.

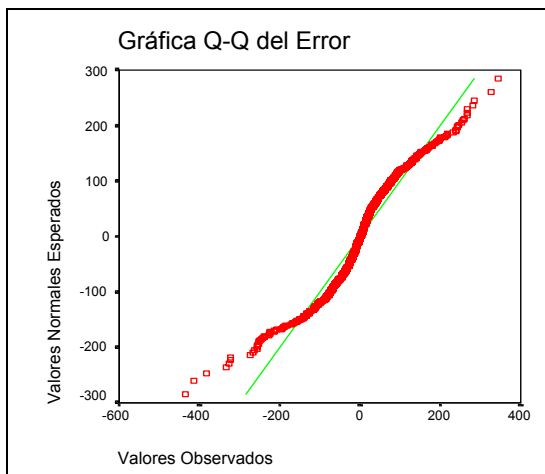


Figura 5. Gráfica Q-Q normal del modelo ARGOS.

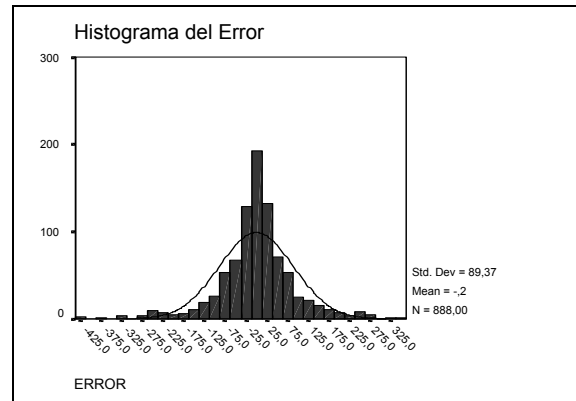


Figura 6. Histograma del error del modelo ARGOS

Independencia de los errores: En los correlogramas de las figuras 7 – 8, se aprecia que hay una parte estacional que no pudo ser modelada, pero esto es admisible y es explicado, por la presencia de otro periodo estacional de periodicidad más espaciada.

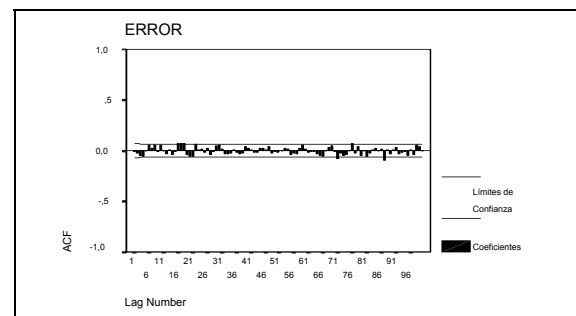


Figura 7. CAS del error del modelo ARGOS.

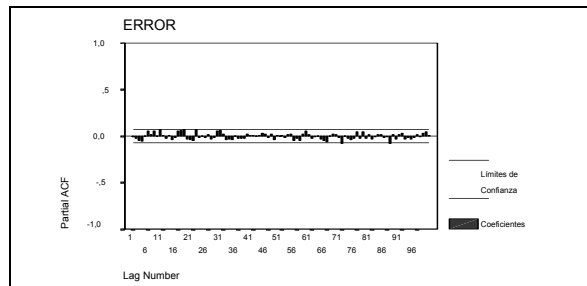


Figura 8. CAP del error del modelo ARGOS.

3.9 Pronóstico con el modelo seleccionado

A continuación se presenta el ajuste a la serie ARGOS y el pronóstico en gráficas consecutivas trimestrales, para facilitar su observación.

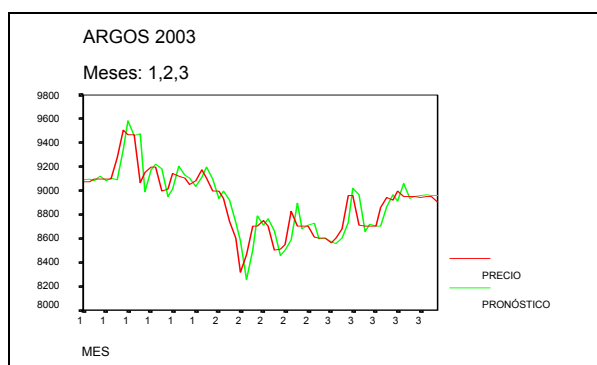


Figura 9. Pronóstico de la serie ARGOS del 1/2003 – 3/2003.

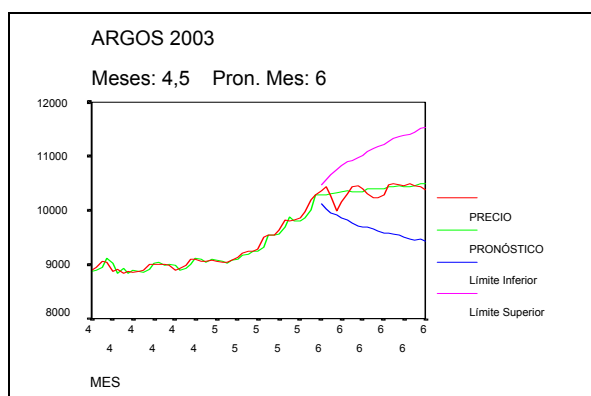


Figura 10. Pronóstico de la serie ARGOS del 4/2003 – 6/2003.

El ajuste del modelo a la serie histórica es muy bueno, tal como se constató en las figuras 9 y 10, aun en períodos de irregularidad muy marcada, pero lo más interesante es lo que sucede con el pronóstico y su validación con la serie de comprobación. Si se requieren datos puntuales, del ajuste del modelo a la serie, o de los pronósticos e intervalos de confianza al 95%, pueden consultarse en el anexo H.

Queda claro al observar la figura 10 que el modelo encontrado para la serie ARGOS, es válido para pronosticar, ya que la serie de validación se encuentra dentro del intervalo de confianza al 95%, y a que tanto el pronóstico como la serie de validación siguen la misma tendencia

4. CONCLUSIONES

En el presente trabajo, necesariamente hay que hablar de dos tipos de conclusiones:

Las primeras relacionadas con el mercado bursátil colombiano y las otras, con la metodología de pronóstico utilizada para modelar el desarrollo de los precios, que se forman en dicho mercado. La BVC, es el fruto de un esfuerzo que han hecho todos los miembros del mercado colombiano, por tratar de tener un mercado liquido y confiable, que garantice una adecuada formación de precios, pero en este momento, si se compara con otros

mercados mundiales, e incluso latinoamericanos, el colombiano es un mercado emergente, muy pequeño y poco atractivo para la inversión extranjera. Esto hace que los volúmenes transados diariamente sean muy bajos y se concentren en un grupo de no más de 20 acciones que transan diariamente, mientras en mercados como el americano, diariamente transan más de 10.000. El mercado colombiano se encuentra aun concentrado principalmente en las ciudades de Bogotá, Medellín y Cali, como se aprecia en el anexo A, a pesar de que hoy día se cuenta con un mercado electrónico, que facilita las transacciones desde cualquier lugar del país; esto se debe en gran medida a la falta de cultura bolsista en Colombia, y a lo poco que se ha fomentado esta práctica.

Estos factores que se han mencionado acerca del mercado colombiano, influncian en gran medida el tratamiento de las series con fines de pronóstico y restringe en muchos casos la modelación de las mismas, por lo que la mayoría de las siguientes conclusiones que se obtuvieron en este proceso de modelación estadística aplican para series de precio generadas por mercados emergentes de poca liquidez.

La conclusión principal que arroja este trabajo, es que las series de precio de las acciones, a diferencia de lo expresado por la teoría de los mercados eficientes, no siguen un proceso aleatorio, y por lo tanto son modelables, como se pudo comprobar con el buen ajuste de los modelos a las series históricas.

Las series de precio promedio ponderado diario de las acciones modeladas, presentan gran variedad de movimientos irregulares difíciles de suavizar, como los que se presentan en las cuatro acciones tratadas, del año 1998 al 2000 y 2001 en algunas. Esto dificulta mucho el proceso de inducción de estacionalidad en la serie para poder utilizar la metodología de *Box and Jenkins* con éxito.

Todas las series tratadas tienen componentes estacionales múltiples de periodicidad corta cercana a los 10 días y de periodicidades más largas alrededor de 50 y 260 días, que en series con relativamente poca historia como las del estudio no son modelables.

El uso de transformaciones para inducir estacionalidad es muy delicado, ya que en casos como el de BCOLOMBIA (ver figuras 44–47), el uso de la transformación inversa a la logaritmo natural, para llevar el modelo a la serie original, indujo correlación entre los errores del modelo, hecho que no se encuentra documentado en el material bibliográfico consultado.

Con el uso de la metodología ARIMA se consiguieron muy buenos resultados al modelar el precio promedio ponderado de las acciones, pero estos dependen en gran medida de la regularidad del proceso, que en casos como el de BCOLOMBIA, no funciona muy bien, de allí la

importancia de un buen trabajo de selección de acciones, tratando de garantizar la estabilidad en el proceso al trabajar con acciones de alta liquidez y fácil negociabilidad.

La metodología ARIMA, a pesar del grado de profundización que requiere acerca del manejo de la misma y del proceso a modelar, se ha agilizado en nuestros días con el uso del software, lo que debe servir de aliciente para que estas técnicas de pronóstico más refinadas que las usadas comúnmente, se empiecen a difundir y usar en la gestión financiera, fomentando la inversión.

Los resultados de los pronósticos que proporciona la metodología ARIMA son de corto plazo, hecho que en la bolsa significa una maximización de la inversión, ya que el mercado accionario se caracteriza, porque las ganancias, que un inversionista puede conseguir en un año, también se pueden lograr en unos pocos días.

Por último debe tenerse en cuenta que ha pesar de los buenos resultados que se han obtenido con el uso de la metodología, estos modelos son sólo una herramienta más con la que cuenta el especulador para tratar de disminuir el riesgo. Estos modelos deben convertirse en un punto de partida para el análisis que debe realizar el especulador y que debe contrastarse con los resultados de otros tipos de análisis como el fundamental.

Con estos resultados, este trabajo es de gran importancia para el inversionista y sobre todo para los comisionistas de bolsa, que deben aconsejar a los especuladores y fomentar la inversión en acciones por medio de buenas asesorías, sustentadas en bases sólidas, que generen confianza en el ahorrador y fascinación por el mundo de la bolsa, para que mercados como el colombiano puedan crecer a un paso que permita disminuir la brecha que lo separa inclusive de mercados vecinos como el Chileno, el peruano, el argentino y el gigante brasileño.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] ACOSTA TORRES, Augusto. Conozca la bolsa de valores de Colombia. Colombia: B.V.C. 2002
- [2] ARMANDO AGUIRRE, Jaime. Introducción al tratamiento de series temporales, Aplicación a las ciencias de la salud. España: Ediciones Diaz de Santos S.A., 1994
- [3] BOX, G.E.P. y JENKINS, G. Time series Análisis, Forecasting and control. San Francisco: Holden-Day, 1970
- [4] COLOMBIA. SUPERINTENDENCIA DE VALORES. El mercado público de valores, Su alternativa de inversión. Colombia: Lerner Ltda. 2002
- [5] _____ El mercado publico de valores, Su gran oportunidad. Colombia: Lerner Ltda. 2002
- [6] _____ Los comisionistas de valores. Colombia: Lerner Ltda. 2002
- [7] COLOMBIA. SUPERINTENDENCIA DE VALORES. Sociedad calificador de valores, Evaluación correcta del riesgo. Colombia: Lerner Ltda. 2002
- [8] DIEBOLD, Francis. Elementos de Pronósticos. México: International Thomson Editores, 1999.
- [9] ENDERS, Walter. Applied econometric time series. Canada: John Wiley & Sons Inc. 1995.
- [10] GUERRERO, Victor M. Análisis Estadístico de Series de Tiempo Económicas. México: Colección CBI, 1998.
- [11] HANKE, John E. y REITSCH, Arthur G.. Pronósticos en los negocios. México: Prentice may. 1996.
- [12] KOSTOLANY, Andre. El fabuloso mundo del dinero y la bolsa. Venezuela: Editorial Planeta Venezolana S.A. 1992.
- [13] LLANO, Luis Fernando. Aproximación a Wall Street. Colombia: Editorial Norma S.A., 2001.
- [14] PÉEREZ, César. Técnicas estadísticas con SPSS. España: Prentice may. 2001. SPSS. SPSS Trens 6.1. U.S.A.: El autor, 1994.
- [15] TOPA, Guillermo. La valoración de inversiones a precio de mercado en Colombia. Colombia: Publicaciones Universidad Externado de Colombia. 1999.
- [16] URIEL, Ezequiel. Análisis de series temporales, modelos ARIMA. España: Paraninfo S.A. 1985.