

**EVALUACION Y COMPARACION DEL COEFICIENTE BETA APLICANDO LA
METODOLOGIA TRADICIONAL Y LOS MODELOS GARH Y ARCH EN EL
MERCADO ACCIONARIO COLOMBIANO**

**FERNANDO GUERRERO NUÑEZ
EDGAR LUNA GONZALEZ**

Proyecto de Grado

**Director
JORGE RAUL SERRANO DIAZ**

**INSTITUTO TECNOLOGICO DE MONTERREY
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA
MAESTRIA EN ADMINISTRACION
BUCARAMANGA**

2005

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCION	1
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.1 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	2
2. OBJETIVOS	3
2.1 OBJETIVO GENERAL	3
2.1.1 Objetivos Específicos	3
3. JUSTIFICACION	4
4. MARCO TEORICO	5
4.1 REVISIÓN DE LA LITERATURA	5
4.1.1 La Teoría de Markowitz	5
4.1.2 El Modelo de Valoración de Activos de Capital CAPM	6
4.1.3 Series de Tiempo	10
4.1.4 Método autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA)	12
4.1.5 Medición de la Volatilidad de las Series de Tiempo Financieras	14
4.1.6 Modelos ARCH y GARCH	14
4.2.1 Prueba Gráfica	19
4.2.2 Estadísticos Descriptivos	19
4.2.3 Función de Autocorrelación (ACF), función de autocorrelación parcial (PACF) y Correlograma	20
4.2.4 Prueba de Raíz Unitaria	21
4.2.5 Prueba de Dicky-Fuller	21

4.2.6	Prueba de Dicky-Fuller Aumentada (DFA)	22
4.3	PRUEBAS DE HETEROCEDASTICIDAD	23
5.	DESARROLLO DE LA PROPUESTA	24
5.1	SELECCIÓN DE LAS ACCIONES	25
5.2	CALCULO DE LOS BETAS	27
5.3	PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD	30
5.3.1	Acción Argos	30
5.3.2	Acción Éxito	35
5.3.3	Acción Suramericana	40
5.3.4	Acción Banco De Bogota	46
5.3.5	Acción Nacional de Chocolates	51
5.3.6	Bavaria	56
5.3.7	Conclusiones del Análisis de Estacionariedad	61
5.4	CONTRASTE DE HETEROCEDASTICIDAD	62
5.4.1	Acción Argos	62
5.4.2	Acción Éxito	64
5.4.3	Acción Suramericana	65
5.4.4	Acción Banco de Bogotá	66
5.4.5	Acción Nacional de Chocolates	68
5.4.6	Acción Bavaria	69
5.4.7	Conclusiones Generales del Contraste de Heterocedasticidad	71
5.5	Estimación de Modelos ARCH y GARCH	71
5.5.1	Estimación del Beta para Argos a partir del modelo ARCH – GARCH	72
5.5.2	Estimación del Beta de Exito a partir del modelo ARCH – GARCH	73

5.5.3	Estimación del Beta de Suramericana a partir del modelo ARMA	75
5.5.4	Estimación del Beta Nacional de Chocolates a partir del modelo ARCH-GARCH	77
5.5.5	Estimación del Beta Banco de Bogota a partir del modelo Arch – Garch	79
5.5.6	Beta Bavaria con el modelo ARCH-GARCH	81
5.6	Rentabilidad esperada de las acciones teniendo en cuenta los betas calculados por la metodología tradicional y los modelos Arch y Garch.	82
5.6.1	Rentabilidad esperada y real acción Argos	83
5.6.2	Rentabilidad esperada y real acción Éxito	84
5.6.3	Rentabilidad esperada y real acción Suramericana	84
5.6.4	Rentabilidad esperada y real acción Banco de Bogota	85
5.6.5	Rentabilidad esperada y real acción Nacional de Chocolates	86
5.6.6	Rentabilidad esperada y real acción Bavaria	86
5.7	Análisis de la volatilidad Diaria de las acciones	87
5.7.1	Resumen Comparativo de Resultados	91
	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	93
	BIBLIOGRAFÍA	97
	ANEXOS	99

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Principales especificaciones de la “Familia Arch” a lo largo del tiempo	18
Tabla 2. Cálculo de Betas	28
Tabla 3. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Argos	33
Tabla 4. Modelo Autor regresivo AR (1)- Argos	34
Tabla 5. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Éxito	37
Tabla 6. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Éxito	39
Tabla 7. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Suramericana	42
Tabla 8. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Suramericana	44
Tabla 9. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Banco de Bogotá	47
Tabla 10. Modelo Autor regresivo AR (1)- Banco de Bogotá	49
Tabla 11. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Nacional de Chocolates	53
Tabla 12. Modelo Autor regresivo AR (1)- Nacional de Chocolates	55
Tabla 13. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Bavaria	58
Tabla 14. Modelo Autor regresivo AR (1)- Bavaria	60
Tabla 15. Modelo Resid1 (-1) – Argos	62
Tabla 16. Test de efectos Arch – Argos	63
Tabla 17. Modelo Resid1 (-1) – Éxito	64
Tabla 18. Test de efectos Arch – Éxito	64
Tabla 19. Modelo Resid1 (-1) – Suramericana	65
Tabla 20. Test de efectos Arch – Suramericana	66

Tabla 21. Modelo Resid1 (-1) – Banco de Bogotá	66
Tabla 22. Test de efectos Arch – Banco de Bogotá	67
Tabla 23. Modelo Resid1 (-1) – Nacional de Chocolates	68
Tabla 24. Test de efectos Arch – Nacional de Chocolates	68
Tabla 25. Modelo Resid1 (-1) – Bavaria	69
Tabla 26. Test de efectos Arch – Bavaria	70
Tabla 27. Parámetros Modelo ARCH y GARCH – Argos	71
Tabla 28. Parámetros Modelo ARCH y GARCH – Éxito	73
Tabla 29. Parámetros Modelo ARCH y GARCH – Suramericana	75
Tabla 30. Parámetros Modelo ARCH y GARCH – Nacional de Chocolates	76
Tabla 31. Parámetros Modelo ARCH y GARCH – Banco de Bogotá	78
Tabla 32. Parámetros Modelo ARCH y GARCH – Bavaria	80
Tabla 33. Volatilidad diaria de las acciones analizadas	86
Tabla 34. Resumen Comparativo de Resultados	91

LISTA DE GRAFICAS

	Pág.
Gráfica 1. Línea del mercado de valores	8
Gráfica 2. Acciones de alta bursatilidad año 2002	26
Gráfica 3. Acciones de alta bursatilidad año 2003	26
Gráfica 4. Acciones de alta bursatilidad año 2003	26
Gráfica 5. Cálculo de Beta – Argos	28
Gráfica 6. Cálculo de Beta – Éxito	28
Gráfica 7. Cálculo de Beta – Nacional de Chocolates	29
Gráfica 8. Cálculo de Beta – Suramericana	29
Gráfica 9. Cálculo de Beta – Banco de Bogotá	29
Gráfica 10. Cálculo de Beta – Bavaria	30
Gráfica 11. Comportamiento histórico del precio – Argos	31
Gráfica 12. Primera diferencia – Argos	31
Gráfica 13. Estadística Descriptiva – Argos	32
Gráfica 14. Correlograma de Argos	34
Gráfica 15. Correlograma AR (1) Argos	35
Gráfica 16. Comportamiento histórico del precio – Éxito	36
Gráfica 17. Primera diferencia – Éxito	36
Gráfica 18. Estadística Descriptiva – Éxito	37
Gráfica 19. Correlograma de Éxito	38
Gráfica 20. Correlograma AR (1) Éxito	40

Gráfica 21. Comportamiento histórico del precio – Suramericana	41
Gráfica 22. Primera diferencia – Suramericana	41
Gráfica 23. Estadística Descriptiva – Suramericana	42
Gráfica 24. Correlograma de Suramericana	44
Gráfica 25. Correlograma AR (1) Suramericana	45
Gráfica 26. Comportamiento histórico del precio – Banco de Bogotá	46
Gráfica 27. Primera diferencia – Banco de Bogotá	46
Gráfica 28. Estadística Descriptiva – Banco de Bogotá	47
Gráfica 29. Correlograma de Banco de Bogotá	49
Gráfica 30. Correlograma AR (1) Banco de Bogotá	51
Gráfica 31. Comportamiento histórico del precio – Nacional de Chocolates	52
Gráfica 32. Primera diferencia – Nacional de Chocolates	52
Gráfica 33. Estadística Descriptiva – Nacional de Chocolates	53
Gráfica 34. Correlograma de Nacional de Chocolates	54
Gráfica 35. Correlograma AR (1) Nacional de Chocolates	56
Gráfica 36. Comportamiento histórico del precio – Bavaria	57
Gráfica 37. Primera diferencia – Bavaria	57
Gráfica 38. Estadística Descriptiva – Bavaria	58
Gráfica 39. Correlograma de Bavaria	59
Gráfica 40. Correlograma AR (1) Bavaria	61
Gráfica 41. Comportamiento Argos con Modelo ARCH – GARCH	73
Gráfica 42. Comportamiento Éxito con Modelo ARCH – GARCH	74
Gráfica 43. Comportamiento Suramericana con Modelo ARCH – GARCH	76

Gráfica 44. Comportamiento Nacional de Chocolates con Modelo ARCH – GARCH	78
Gráfica 45. Comportamiento Banco de Bogotá con Modelo ARCH – GARCH	79
Gráfica 46. Comportamiento Bavaria con Modelo ARCH – GARCH	81
Gráfica 47. Volatilidad diaria Argos Enero de 2003 – Enero de 2005	87
Gráfica 48. Volatilidad diaria Éxito Enero de 2003 – Enero de 2005	88
Gráfica 49. Volatilidad diaria Suramericana Enero de 2003 – Enero de 2005	88
Gráfica 50. Volatilidad diaria Banco de Bogotá Enero de 2003 – Enero de 2005	89
Gráfica 51. Volatilidad diaria Argos Nacional de Chocolates Enero de 2003 – Enero de 2005	89
Gráfica 52. Volatilidad diaria Bavaria Enero de 2003 – Enero de 2005	90

LISTA DE ANEXOS

	Pág.
Anexo A. Series Financieras	98
Anexo B. Serie Índice General de la Bolsa de Colombia	102

INTRODUCCION

Todo inversionista que desee participar en el mercado de valores, comprando o vendiendo instrumentos financieros, deberá analizar factores tales como riesgo y rentabilidad, factores que se encuentran relacionados de una manera directa.

A un inversionista que compra un grupo de acciones, le interesaría saber la rentabilidad promedio de esas acciones y el riesgo al que está expuesto al adquirirlas; además, le interesaría saber cómo ha sido su comportamiento en periodos anteriores. Por otra parte también se encuentra el emisor del instrumento quien desea conocer la posición que tiene este a lo largo de toda la vida del título, ya que es él quien tiene que ser consciente de la posición que guarda el instrumento que coloca en el mercado.

En razón a lo anterior, será de vital importancia realizar pronósticos que ayuden a tomar decisiones a estos individuos.

Los pronósticos se pueden realizar a partir de la información histórica que se tenga, por ejemplo del comportamiento de una acción, de un sector, o de la economía, para luego, con herramientas previamente establecidas proyectar su desempeño futuro, calculando rentabilidad, en términos por ejemplo de Tasa Interna de Retorno, estimando el riesgo que se corre de acuerdo con factores internos de la empresa o externos que afectarían el comportamiento del valor de la acción, sin embargo autores como De Lara Haro¹ mencionan que los distintos autores de los temas financieros piensan que en el caso del mercado accionario, los precios de las acciones se comportan aleatoriamente, de tal forma que el precio de una acción es independiente de los precios observados en los días anteriores, y que los mercados no tienen memoria por lo cual no son predecibles.

Diversos autores han desarrollado modelos que estiman la rentabilidad de los instrumentos financieros, Markowitz² (1.952) quién desarrolló un modelo para la obtención de la cartera óptima, considerando que el propósito del inversionista es maximizar el rendimiento esperado y minimizar el riesgo. A su vez William Sharpe³ (1.964) desarrolla su modelo de Valoración de Activos conocido como CAPM (Capital Asset Pricing Model), en donde define dos componentes de riesgo, el diversificable (o riesgo específico de una compañía) y el no diversificable (o riesgo de mercado).

¹ DE LARA HARO, Alfonso, Medición y Control de Riesgos Financieros. México. Editorial Limusa 2002 2da. Edición, página 25

² MARKOWITZ, Harry.M. Portfolio Selection, En: Journal of Finance, Vol. 7,(en. 1964); p. 77-91

³ SHARPE, William F. Capital Asset Prices: A Theory of market Equilibrium under Condition of Risk, En: Journal of Finance, Vol.19, (sep 1964), p. 425-442

Estos modelos tradicionales con los cuales se pueden estimar las rentabilidades de las acciones parten del supuesto que la volatilidad de estos activos es constante en el tiempo, es así como los coeficientes beta, se calculan tradicionalmente a través de una regresión lineal de dos variables, partiendo del supuesto de que la rentabilidad de una acción analizada como una serie de tiempo presenta una varianza condicional homocedástica.

Con el modelo heterocedástico autor regresivo condicional (ARCH) propuesto por Engle⁴ (1982), y ganador del premio Nóbel de economía en el año 2003, se puede modelar la volatilidad asumiendo que la varianza es variable a lo largo del tiempo.

En ésta investigación se pretende evaluar si el modelo autorregresivo condicional propuesto por Engle puede ser aplicado en el mercado accionario colombiano para el cálculo de los Betas, para posteriormente calcular la rentabilidad esperada de una acción.

La investigación se desarrollará en varias etapas. En la primera parte se realiza una presentación de la literatura del modelo CAPM, de los modelos de series de tiempo que utilizan la varianza constante, para finalizar con los modelos ARCH y GARCH.

En la segunda parte se calcularán las betas de las acciones de mayor bursatilidad en el mercado accionario colombiano utilizando el modelo de regresión tradicional, también se planteará un modelo econométrico apoyado en la metodología ARCH y GARCH para calcular los betas de la misma muestra de acciones. Por último se contrastarán los resultados calculando la rentabilidad esperada de cada acción a partir de los betas encontrados con cada metodología y se presentaran las conclusiones de los mismos.

⁴ ENGLE, Robert. Autorregressive conditional Heteroscedasticity with Estimates of the variance of United Kingdom Inflation, En: *Econometría*. Vol. 50, num. 1(1982), p. 987-1007

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los mercados Financieros específicamente el mercado accionario presenta frecuentemente cambios en los precios de los activos que en ellos se negocian, lo anterior puede llevar a pensar que la rentabilidad de estos a través del tiempo cambia constantemente y puede presentar acumulación de volatilidad, es decir se pueden dar intervalos de tiempo en los cuales los precios muestran grandes variaciones para luego mostrar una calma relativa.

Los modelos tradicionales con los cuales se pueden estimar las rentabilidades de las acciones como por ejemplo el modelo CAPM parten del supuesto que la volatilidad de estos activos es constante en el tiempo, es así como los coeficientes beta, variable importante en este modelo, se calculan tradicionalmente a través de una regresión lineal de dos variables, partiendo del supuesto de que la rentabilidad de una acción analizada como una serie de tiempo presenta una varianza condicional homocedástica⁵, es decir que la media y la varianza son constantes en el tiempo.

De lo anterior se puede pensar que calcular una rentabilidad esperada de una acción teniendo en cuenta un beta calculado por la metodología tradicional podría no ser un pronóstico confiable.

Existen nuevas metodologías que han sido diseñadas para analizar series de tiempo financieras como los precios de las acciones. Estas metodologías tienen en cuenta que la media, y la varianza de la serie son cambiantes en el tiempo. Así el cálculo del coeficiente beta puede ser más confiable a la hora de estimar la rentabilidad esperada de una acción por el método CAPM.

Dentro de éstas metodologías se encuentran el modelo ARCH propuesto por Engle (1.982) y el modelo GARCH el cuál es un ajuste al modelo ARCH, el cual fue desarrollado por Bollerslev⁶.

⁵ GUZMÁN PLATA, María Paula, Los Modelos CAPM y ARCH-M. Obtención de los coeficientes beta para una muestra de 33 acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores. Recuperado en Junio 27 de 2004, de Universidad Autónoma Metropolitana, Azcapotzalco México, Web site: <http://www.azc.uam.mx/publicaciones/etp/num9/a6.htm>

⁶ BOLLERSLEV, T. Generalized Autoregressive conditional Heterocedasticity, *En*: Journal of Econometrics, Vol. 31, 1986, p. 307-326

1.1 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Son aplicables los modelos con heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) o los modelos con heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada (GARCH) en el cálculo de los betas para la estimación de la rentabilidad de una acción en el mercado colombiano?

2. OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GENERAL

Contrastar y evaluar los resultados obtenidos de la aplicación del modelo tradicional y la aplicación de los modelos ARCH y GARCH en el cálculo del coeficiente beta con el propósito de establecer la viabilidad de su uso en el mercado accionario colombiano, para el cálculo de la rentabilidad futura de una acción.

2.1.1 Objetivos Específicos

- Analizar el mercado accionario colombiano para determinar las acciones de mayor bursatilidad durante los últimos 9 años.
- Calcular el coeficiente Beta de las diez acciones de más alta bursatilidad en el mercado accionario colombiano utilizando la metodología tradicional.
- Calcular la rentabilidad esperada de las acciones escogidas utilizando el beta obtenido por la metodología tradicional.
- Calcular el coeficiente Beta a partir del modelo de heterocedasticidad condicional autorregresivo ARCH y del modelo condicional autorregresivo generalizado con heterocedasticidad GARCH para las acciones escogidas.
- Determinar la rentabilidad esperada de las acciones tomando el beta calculado bajo la metodología ARCH Y GARCH.
- Contrastar y evaluar los resultados obtenidos.
- Establecer la viabilidad de uso de los modelos ARCH y GARCH para el cálculo del coeficiente beta.

3. JUSTIFICACION

Un inversionista está interesado en calcular el riesgo que corre al invertir en el mercado de valores, y por tanto la rentabilidad que obtendría como consecuencia de su inversión desde el otro punto de vista el emisor de un título desea saber lo mismo.

Van Horne⁷ anota que uno de los métodos para calcular el rendimiento probable de una acción consiste en utilizar los datos históricos con el supuesto que la rentabilidad del valor continuará con el comportamiento anterior, utilizando la premisa que el “pasado se repite”.

Utilizar datos históricos implicará analizar la información que ocurrió en el pasado, implica usar series de tiempo, las cuales se pueden analizar estadísticamente.

En el análisis de las series de tiempo es importante identificar los principales componentes de la serie, entre las cuales se encuentran las fluctuaciones irregulares y las fluctuaciones puramente aleatorias. Los modelos tradicionales que analizan las series de tiempo asumen que la varianza y la media de estas son constantes a lo largo del tiempo, o sea utilizan una varianza condicional homocedástica, cosa que no es necesariamente cierta, sobre todo en series de tiempo financieras.

Las series de tiempo económicas y financieras presentan periodos de volatilidad alta seguidos de otros de tranquilidad, proceso conocido como de acumulación de volatilidad, por lo que no resultaría adecuado asumir que esta es constante a lo largo del tiempo. A propósito de volatilidad De Lara Haro afirma “El término volatilidad se puede entender como la desviación estándar de los rendimientos de un activo o de un portafolio. Este indicador estadístico es un elemento fundamental para la cuantificación de riesgos de mercado”⁸

El proyectar éste tipo de volatilidades es importante para quienes operan en los mercados financieros y es ahí cuando resulta interesante evaluar la factibilidad de la aplicación de los modelos ARCH y GARCH en su cálculo, ya que estos analizan la volatilidad bajo un comportamiento heterocedástico o de varianza desigual.

⁷ VAN HORNE, James C. Financial Management and Policy, Twelfth Edition, New Jersey: Editorial Prentice Hall, 2001, p. 63.

⁸ DE LARA HARO, Alfonso, Medición y Control de Riesgos Financieros. México. Editorial Limusa 2002 2da. Edición, p 43.

4. MARCO TEORICO

4.1 REVISIÓN DE LA LITERATURA

4.1.1 La Teoría de Markowitz

Existen varios métodos para estimar la rentabilidad y el riesgo que corre el inversionista al invertir en un valor, específicamente si se trata de una acción o de un conjunto de acciones agrupadas en lo que se conoce como un portafolio.

En la teoría de la estructuración de portafolios de inversión, El modelo de Harry Markowitz ocupa uno de los lugares más destacados para la obtención de una cartera óptima teniendo en cuenta; la conducta racional del inversor que es maximizar la rentabilidad y minimizar el riesgo. La aversión al riesgo es uno de los factores normales en el inversor por eso exige una compensación en rentabilidad.

El modelo de Markowitz formulado en 1952 y publicado en 1959, involucra en el estudio de la cartera la curva de la utilidad de cada inversor y la curva de indiferencia. En la cartera se trabaja con un activo libre de riesgo, el cual se combina con los demás activos financieros para encontrar la cartera óptima de un inversor particular.

La teoría moderna de Markowitz se apoya de varias medidas estadísticas básicas para estructurar una cartera. Medidas como: retornos esperados, desviaciones estándar de los retornos tanto de los valores individuales como del portafolio y la correlación entre estos retornos.

De acuerdo a esta teoría, la diversificación se logra con la combinación adecuada de los valores involucrados de tal forma que las correlaciones sean lo más negativas posibles, o positivas muy bajas siendo este factor de diversificación uno de los más importantes en la selección de los valores de la cartera.

Dos aspectos importantes en la teoría moderna es la línea de frontera eficiente que contiene el conjunto de portafolios con el mejor intercambio entre riesgo y rentabilidad; y beta, que refleja el riesgo sistemático o de mercado, y es el que

finalmente le debe preocupar al inversionista una vez haya estructurado un portafolio bien diversificado.

La teoría de portafolio se complementa combinando la línea de frontera eficiente con la línea del mercado de capitales, recta tangente que involucra un activo libre de riesgo de tal forma que el inversionista pueda conformar su portafolio encontrando la rentabilidad esperada para cada uno de los activos financieros, la cartera óptima al combinarse con el activo libre de riesgo le permite al inversionista realizar un equilibrio entre la curva de oportunidades de inversión y la curva de utilidad. Aquí empieza la aplicación del CAPM uno de los modelos más importantes en la fijación de precios de activos de capital.

Para verificar la efectividad de la cartera es necesario hacer una comparación de la rentabilidad con las medidas del mercado general, el retorno en el período de posesión de la cartera es un indicador que permite detectar la influencia de los movimientos del mercado general, además el inversionista debe realizar un análisis para que pueda establecer cuál fue el desempeño de la cartera en relación con las demás carteras y con el mercado en general, es así como se dispone o se establece de unas medidas de tasa de retorno ajustada al riesgo y ajustada al mercado.

4.1.2 El Modelo de Valoración de Activos de Capital CAPM

El modelo de valoración de activos de capital, más conocido como CAPM (Capital Asset Pricing Model) fue propuesto por William F. Sharpe, John Lintner y otros entre los años 1964 y 1965, en él se desarrollan las propuestas de la teoría de portafolios de Markowitz, estableciendo que la rentabilidad de una acción se relaciona con variables tales como tasa libre de riesgo, prima por riesgo del mercado y un coeficiente de regresión que asocia los rendimientos del activo en consideración con el riesgo del mercado.

Para la formulación del modelo se supone que se han eliminado todos los riesgos, con excepción del riesgo sistemático, lo que implica que el riesgo importante de una acción es su riesgo inevitable o sistemático⁹.

En éste modelo, el riesgo de una acción se divide en el riesgo no sistemático y el riesgo sistemático.

Moyer, McGuigan y Kretlow¹⁰ afirman que el riesgo no sistemático o riesgo diversificable representa la variabilidad de los rendimientos de un título y depende de las características propias de la empresa emisora del mismo, de su actividad productiva, de su tamaño, de su nivel de tecnología, etc. Este tipo de riesgos se puede eliminar al incrementar el número de acciones en la cartera de valores del

⁹ VAN HORNE, James C. Financial Management and Policy. Twelfth Edition. New Jersey: Prentice Hall, 2002, p. 62.

¹⁰ MOYER, R.C., MCGUIGAN J.R., y KRETLOW W.J., Administración Financiera Contemporánea. Séptima Edición México: Thompson Editores. 2000, p. 203.

inversionista; este mecanismo se conoce como diversificación. Desde este punto de vista un inversionista no debería esperar ninguna prima de rentabilidad como consecuencia de éste riesgo.

El riesgo sistemático se refiere a los factores que afectan la variabilidad y rendimiento de un valor y que tienen que ver con el comportamiento del mercado de valores, con la coyuntura económica en general, específicamente con cambios en las tasas de interés, en la tasa de inflación, etc. Se conoce también como riesgo inevitable o no diversificable.

El inversionista tiene distintas oportunidades en las cuales puede invertir, la primera de ellas sería la inversión en tasas libres de riesgo¹¹ en donde la rentabilidad se puede predecir con certeza, y la segunda invertir en una acción que le generaría una rentabilidad mayor a la obtenida con una tasa libre de riesgo, de la cual exigiría una compensación adicional o prima por riesgo.

Sin embargo como se mencionó anteriormente la rentabilidad del título depende de las fluctuaciones del mercado de valores y por tanto la prima de riesgo depende del riesgo sistemático; esta se puede expresar como la diferencia entre la rentabilidad del mercado y la tasa libre de riesgo.

$$\text{Prima de Riesgo} = R_m - R_f$$

La rentabilidad del mercado se puede obtener por medio de un índice asociado a una canasta de acciones que muestra lo que compran los inversionistas. En el caso colombiano este índice corresponde al Índice General de la Bolsa de Colombia (IGBC).

Vélez¹² por su parte menciona que el riesgo sistemático se puede medir mediante una regresión lineal entre los excesos de rentabilidad de una acción sobre la tasa libre de riesgo (analizados como variable dependiente) y los excesos de rentabilidad del mercado y la tasa libre de riesgo (variable independiente). La pendiente de ésta línea recta se conoce como beta (β) y representa la sensibilidad del rendimiento de una acción ante los cambios en el rendimiento del mercado.

Cuando el coeficiente $\beta=1$ significa que los rendimientos en exceso para la acción varían proporcionalmente con los rendimientos en exceso del portafolio de mercado, o tal como lo menciona Van Horne¹³ la acción tiene el mismo riesgo inevitable o sistemático que el mercado como un todo. Con β mayor a 1, la sensibilidad de la acción es mucho mayor a la de la rentabilidad del portafolio de mercado y con $\beta < 1$, la sensibilidad de la acción es menor a la de la rentabilidad del portafolio de mercado.

¹¹ Normalmente se consideran tasas libres de riesgo a los rendimientos ofrecidos por los títulos valores emitidos el gobierno, sobre los cuales existe certeza de su pago.

¹² VÉLEZ PAREJA, Ignacio. Decisiones de Inversión, una aproximación al análisis de alternativas, Centro Editorial Javeriano, 1.998, p. 253.

¹³ VAN HORNE, James C, Financial Management and Policy. Twelfth Edition, New Jersey: Editorial Prentice Hall, 2002, p. 64.

Matemáticamente lo dicho se puede representar mediante la siguiente expresión:

$$R_j = R_f + \beta(R_m - R_f)$$

Donde:

R_j : Rendimiento esperado de la acción

R_f : Tasa libre de riesgo

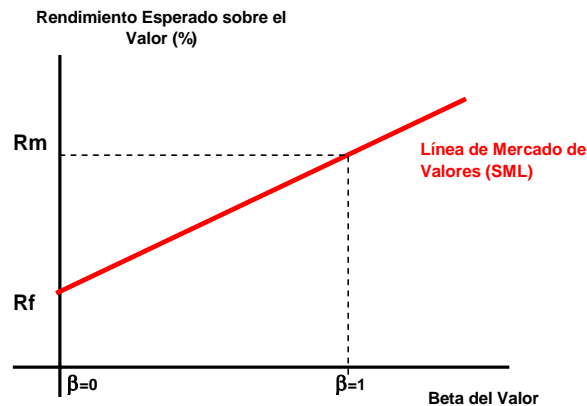
R_m : Rentabilidad del portafolio de mercado

$(R_m - R_f)$: Prima de riesgo por invertir en acciones

β : Pendiente de la recta o medida del riesgo sistemático

Para el caso específico en donde $\beta=0$, entonces $R_j = R_f$, y para $\beta=1$ entonces $R_j=R_m$.

La anterior situación se puede graficar, obteniéndose lo que se conoce como Línea de Mercado de Valores (SML).



Gráfica 1. Línea de mercado de Valores

Fuente: Relación entre el rendimiento esperado de un valor individual y la beta de su valor. ROSS, WESTERFIELD, JAFFE. Finanzas Corporativas, P.306.

Con respecto a la gráfica¹⁴ Ross menciona tres elementos relacionados con el modelo CAPM:

- Existe una relación lineal entre el rendimiento esperado y beta.
- La relación funciona tanto para valores individuales como par carteras de acciones, ya que el beta de la cartera es un promedio ponderado de los títulos.
- No se debe confundir la línea SML con la línea del mercado de capitales, que representa el conjunto eficiente de todos los activos, tanto riesgosa como libre de riesgo.

¹⁴ ROSS, S.A., WESTERFIELD, R.W. y JAFFE J.F., Finanzas Corporativas, Quinta Edición. México: Editorial Mc GrawHill, 1.999, p. 304.

El modelo CAPM para su aplicación realiza los siguientes supuestos¹⁵:

- Los mercados de capital son altamente eficientes donde los inversionistas están bien informados.
- Los costos de transacción son cero.
- Hay restricciones significantes sobre las inversiones, no hay impuestos y
- Ningún inversionista es lo suficientemente grande como para afectar el precio de los valores en el mercado.

Como se expresó anteriormente, el Beta de una acción es una medida de sensibilidad del valor de ésta frente a la rentabilidad del portafolio de mercado, este coeficiente se puede expresar matemáticamente de otra manera:

$$\beta_j = \frac{(r_{jm} \sigma_j \sigma_m)}{\sigma_m^2}$$

La expresión representa¹⁶ la covarianza entre los posibles rendimientos para la acción j y el portafolio de mercado, dividido entre la varianza de la distribución de probabilidades de los rendimientos posibles para el portafolio de mercado

Donde:

$(r_{jm}, \sigma_j \sigma_m)$: es la covarianza de rendimientos para el valor j respecto a los del mercado

r_{jm} : es la correlación esperada entre los rendimientos posibles para el valor j y el portafolio de mercado

σ_j : es la desviación estándar de la distribución de probabilidades de los rendimientos posibles para la acción j

σ_m : es la desviación estándar de la distribución de probabilidades de los rendimientos posibles para el portafolio de mercado.

Ross¹⁷ menciona que la desviación estándar o la varianza son la medida apropiada del riesgo de un valor, sin embargo cuando se trata de medir la contribución de un valor al riesgo de la cartera, el mejor indicador es el coeficiente beta.

La relación entre riesgo y rendimiento se puede cuantificar como ya se vio, a partir del modelo CAPM, y que ese riesgo se puede medir con el coeficiente beta. A su vez beta se puede calcular a partir de la estimación de la varianza y la covarianza de los rendimientos de la acción respecto de los del mercado.

¹⁵ VAN HORNE, James C, Financial Management and Policy. Twelfth Edition, New Jersey: Editorial Prentice Hall, 2002, p. 69.

¹⁶ Ibid., p.69.

¹⁷ ROSS, S.A., WESTERFIELD, R.W. y JAFFE J.F., Finanzas Corporativas, Quinta Edición. México: Editorial Mc GrawHill, 1.999, p.304.

Lo anterior implica calcular lo que De Lara Haro¹⁸ denomina volatilidad histórica, esto es, calcular varianza y desviación estándar a partir de una serie de observaciones históricas, en donde todas ellas tienen el mismo peso específico. El análisis de esta serie de observaciones históricas no es ni más ni menos que el análisis de series de tiempo.

4.1.3 Series de Tiempo

Cuando se analiza una secuencia de valores ordenados cronológicamente que son observados a través del tiempo se está estudiando una serie de tiempo o serie temporal. Hoy en día es difícil no encontrar en cualquier estado de la ciencia; datos que puedan ser considerados como una serie de tiempo. Uno de los objetivos del análisis de las series de tiempo es estimar o pronosticar el comportamiento futuro de las series estudiadas.

Para llegar a analizar una serie de tiempo hay que primero identificar que tipo de serie es, lo anterior debido a que se clasifican en dos tipos.

Una primera clasificación es conocida como series de tiempo determinísticas o procesos estocásticos estacionarios¹⁹, las cuales tienen como característica principal que la media y la varianza de la serie son constantes en el tiempo, es decir que no son cambiantes y que permanecen iguales sin importar el momento en que se midan. Además de lo anterior, la serie es estacionaria si el valor de su covarianza depende únicamente de la distancia que existe entre dos periodos de tiempo y no del tiempo total en que se ha calculado la covarianza. Lo anterior se puede explicar de la siguiente forma:

Considérese a Y_t una serie de tiempo estocástica con las siguientes propiedades:

Media:	$E(Y_t) = \mu$
Varianza:	$Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$
Covarianza:	$\gamma_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]$

Donde la covarianza al rezago k (γ_k), es la covarianza entre los valores de Y_t y Y_{t+k} esto es entre dos valores Y que están separados k periodos.

Las series determinísticas son series que se consideran fáciles de estimar en un futuro; es decir pronosticar cual será el valor o los valores de la serie en un momento futuro t es de gran confiabilidad.

¹⁸ DE LARA HARO, Alfonso. Medición y Control de Riesgos Financieros. 2da. Edición México: Editorial Limusa 2002, p.44.

¹⁹ GUJARATI, Damodar N. Econometría. Cuarta Edición. México: Editorial Mc GrawHill, 2003, p.772.

La segunda clasificación que presentan las series de tiempo son las llamadas; series de tiempo no estacionarias o procesos estocásticos no estacionarios²⁰ que tienen como característica principal que su media o su varianza cambian con el tiempo y en algunos casos en la serie las dos pueden variar con el tiempo y no solo una de ellas. En esta clasificación se encuentran las series de tiempo financieras como por ejemplo los precios de las acciones y las divisas. Las series de tiempo no estacionarias se conocen también como modelos de caminata aleatoria las cuales tienen dos clasificaciones que son: Caminata aleatoria sin variaciones y caminata aleatoria con variaciones.

La caminata aleatoria sin variaciones considera un error μ_t con media 0 y varianza σ^2 para una serie de tiempo Y_t así:

$$Y_t = Y_{t-1} + \mu_t$$

En este modelo el valor de Y en el momento t es igual a un valor en el tiempo (t-1) mas un choque aleatorio por lo tanto este es considerado como un modelo **AR**, lo anterior se puede interpretar como una regresión de Y en el momento t sobre su valor rezagado en un periodo, pero a medida que t aumente su varianza aumentara de una forma indefinida por lo tanto ya no puede considerarse como una serie estacionaria. Solo puede considerarse estacionaria a la primera diferencia de la caminata aleatoria de Y_t .

La caminata aleatoria con variaciones además de considerar los mismos parámetros de la caminata sin variaciones tiene en cuenta un parámetro de variación δ así:

$$Y_t = \delta + Y_{t-1} + \mu_t$$

Esto es que Y_t puede variar hacia arriba o hacia abajo dependiendo de si δ es un dato positivo o negativo, este modelo también es considerado un modelo AR. En la caminata aleatoria con variaciones se puede observar que la media y la varianza se incrementan a medida que pasa el tiempo demostrándose que la serie es un proceso estocástico no estacionario.

Al contrario de la series determinísticas, las series estocásticas son difíciles de predecir, es decir su pronóstico no es tan fácil de establecer a través de su tendencia, esto debido a que las series estocásticas son cambiantes en el tiempo como se menciono anteriormente.

²⁰ GUJARATI, Damodar N. Econometría. Cuarta Edición. México: Editorial Mc GrawHill, 2003, p.773.

Aunque las series de tiempo son de difícil estimación en el futuro, para que estas sean de interés estudiar y analizar hay que tratar que los resultados no sean tan aleatorios, por lo tanto hay que buscar alguna regularidad en las mismas para así realizar el pronóstico deseado. La ciencia siempre está en la búsqueda de estas regularidades en las series temporales y es a través del descubrimiento de simetrías que se pueden presentar en las series que se fundamentan los pronósticos de las series aleatorias. Por lo tanto si se encuentran regularidades en diferentes secciones de las series de tiempo se podrán describir mediante modelos estructurados en distribuciones de probabilidades, de esta forma cuando una secuencia ordenada de variables aleatorias asociada a su distribución de probabilidad es conocida como un proceso estocástico que será por lo tanto el modelo matemático para una serie de tiempo.

4.1.3.1 Métodos de predicción

En general podemos agrupar los métodos para el pronóstico de series de tiempo financieras en cinco clasificaciones:

- Métodos de aislamiento exponencial
- Los modelos de regresión uniecuacionales
- Los modelos de regresión de ecuaciones simultáneas
- Los modelos autorregresivos integrados de media móvil (ARIMA)
- Los modelos de vectores autorregresivos (VAR)

El método que se estudiara con detalle será el método ARIMA, ya que es la herramienta que permite analizar una serie de tiempo solo teniendo en cuenta variables endógenas y no exógenas, es decir la misma serie de tiempo por si sola puede explicar como será el comportamiento de la misma en un futuro solo estudiando su pasado.

4.1.4 Método autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA)²¹

En 1970 Box y Jenkins en su publicación: Time Series Analysis: Forecasting and Control, proponen una nueva generación de métodos para pronosticar. Esta nueva herramienta fue conocida como la metodología de Box-Jenkins (BJ) y más adelante fue conocida con un nombre más técnico: metodología ARIMA. Este nuevo enfoque de pronósticos no se basó en construir modelos uniecuacionales o de varias ecuaciones simultáneas, si no en el estudio por si mismas de las propiedades probabilísticas o también llamadas estocásticas de las series de

²¹ GUJARATI, Damodar N. Econometría. Cuarta Edición. México: Editorial Mc GrawHill, 2003, p.811.

tiempo principalmente de las series financieras. La filosofía de este nuevo método era “permitir que la información hablara por si misma”.

La diferencia de este método con los otros radica en que en los modelos de regresión Y_t esta explicada por las K regresoras, mientras que en el modelo BJ Y_t es explicada por los valores pasados o rezagados de ella misma, además de por unos términos estocásticos de error. Los modelos ARIMA son también conocidos como modelos ateóricos ya que son derivados de alguna teoría económica, las cuales algunas veces son la base de métodos de ecuaciones simultáneas.

4.1.4.1 Elaboración de modelos AR, MA y ARIMA para series de tiempo²².

Sea Y_t el valor de una variable en el periodo t si esta variable se modela teniendo en cuenta la media de la serie y un termino de error aleatorio no correlacionado con media cero y varianza constante, esta serie entonces sigue un proceso estocástico autorregresivo de primer orden o AR(1), en este modelo el valor del pronostico de Y en un periodo t dependerá del valor de la serie en un periodo anterior mas un termino aleatorio, así los valores de Y serán expresados como desviaciones de su valor medio. Si ya se considera que el valor de Y dependerá de los dos periodos anteriores a este entonces se dice que Y sigue un proceso autorregresivo de segundo orden o AR (2). Para generalizar si Y dependiera de mas de dos periodos anteriores se considera que es un proceso autorregresivo de orden p o AR (p)

La función se puede expresar de la siguiente manera:

$$(Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2(Y_{t-2} - \delta) + \dots + \alpha_p(Y_{t-p} - \delta) + \mu_t$$

Para destacar que en los modelos anteriormente mencionados solamente se consideran los valores actuales y anteriores a Y, es decir que no existen otras variables a considerar por lo tanto es aquí en donde se dice que los datos hablan o se explican por si solos.

Además del proceso AR explicado anteriormente, existe otro mecanismo en el cual ya no se tiene en cuenta los valores de periodos anteriores de Y_t si no que se tendrá en cuenta un promedio móvil de los términos de error presente y anterior a Y_t . Así si se toma en cuenta solo el promedio móvil del error en un solo periodo anterior se dice que es un proceso de media móvil de primer orden MA (1), pero si se consideran dos periodos de promedios móviles de error entonces es un proceso MA (2) para generalizar si son mas de dos entonces se considera que es un proceso de media móvil MA (q).

²² Ibid., p.812.

Como es de esperarse es muy probable que la serie de tiempo presente características de AR y MA al mismo tiempo, es decir que la serie presente términos autorregresivos (p) y términos de media móvil (q), entonces la serie será modelada a través de un proceso ARMA (p, q)

La función puede expresarse de la siguiente manera:

$$Y_t = \mu + \beta_0 \mu_t + \beta_1 \mu_{t-1} + \beta_2 \mu_{t-2} + \dots + \beta_q \mu_{t-q}$$

Ahora como se sabe existen bastantes series de tiempo sobre todo económicas o financieras las cuales no son estacionarias o no son débilmente estacionarias y en las cuales se puede observar que su media y varianza no son constantes y que cambian en el tiempo. A esta serie se les conoce como series Integradas, las cuales a través de una diferenciación (d) a través del tiempo se logra obtener una serie integrada estacionaria I(0) a la cual se le puede aplicar un modelo ARMA (p, q). A la anterior serie menciona se le conoce originalmente como una serie de tiempo autorregresiva integrada de media móvil o ARIMA (p, d, q) donde p será el número de términos autorregresivos, d será el numero de veces que la serie debe ser diferenciada para así convertirla en estacionaria y q será el número de términos de media móvil.

4.1.5 Medición de la Volatilidad de las Series de Tiempo Financieras²³

Las series de tiempo financieras como los precios de las acciones y los precios de las divisas presentan acumulaciones de volatilidad a través del tiempo, esto es que los precios de estos activos presentan gran variación durante largos periodos de tiempo para luego presentar una calma relativa en otros intervalos de tiempo. Debido a lo anterior y para estudiar y analizar este tipo de series de tiempo con esas características especiales fueron creados otras metodologías adicionales a las mencionadas anteriormente como las de Box-Jenkins ya que estas consideran o parten del supuesto que la serie es estacionaria. Entre estos nuevos modelos que consideran la volatilidad están los modelos ARCH y GARCH

4.1.6 Modelos ARCH y GARCH

Hacia 1982 se presenta una nueva metodología de medición de volatilidades por parte de Robert Engle en su artículo sobre inflación en el Reino Unido donde se menciona un modelo para medir este tipo de series temporales el llamado modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresivo (ARCH) el cual determina un patrón de comportamiento para la varianza, variable poco analizada en otros modelos.

²³ GUJARATI, Damodar N. Econometría. Cuarta Edición México: Editorial Mc GrawHill, 2003, p.829.

De Arce²⁴ hace énfasis en las tres situaciones citadas por Engle, las cuales justifican el uso del modelo ARCH:

- En primer lugar menciona que la experiencia empírica ha demostrado que periodos de amplia varianza de error son seguidos de periodos con poca varianza, esto quiere decir que el valor de la dispersión del error cambia durante el tiempo respecto a su media.
- En segundo lugar Engle expone la validez de estos modelos para determinar criterios de venta o compra de estos activos financieros, ya que estos agentes toman estas decisiones de compra o venta con base en la información de la rentabilidad media de estas y la volatilidad que han presentado en el tiempo. Con los modelos ARCH se tendrían en cuenta estas dos condiciones.
- Por último el modelo ARCH puede ser la aproximación a un sistema más complejo en el que no existieran factores con heteroscedasticidad condicional.

En definitiva este modelo considera la información pasada de la variable y su volatilidad como un factor altamente explicativo de su comportamiento actual y futuro.

El modelo ARCH sugiere que la varianza desigual (o heteroscedasticidad) puede presentar una estructura autorregresiva en la que su varianza desigual observada en periodos de tiempo diferentes quizá esté autocorrelacionada.

De Arce²⁵ menciona que el proceso ARCH viene definido por la expresión siguiente:

$$Y_t = \varepsilon_t \sigma_t$$
$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^q \alpha_i Y_{t-i}^2$$

Donde se dan las siguientes restricciones:

- ε_t es un proceso idénticamente distribuido con media cero y desviación típica igual a uno.

²⁴ DE ARCE, Rafael, Introducción a los modelos autorregresivos con heteroscedasticidad condicional (ARCH), Universidad Autónoma de Madrid, Instituto de Predicción Económica L.R. Klein. Recuperado 28 de junio de 2004. <http://www.uam.es/otroscentros/klein/doctras/doctra9806.pdf>

²⁵ DE ARCE, Rafael, Introducción a los modelos autorregresivos con heteroscedasticidad condicional (ARCH), Universidad Autónoma de Madrid, Instituto de Predicción Económica L.R. Klein. Recuperado 28 de junio de 2004. <http://www.uam.es/otroscentros/klein/doctras/doctra9806.pdf>, p.5.

- Los parámetros $\omega > 0$ y $\alpha_i > 0$ e $i=1\dots q$, y, para cumplirse la condición de estacionariedad en media, la suma de todos los parámetros es menor que la unidad.
- Si ε_t es gaussiano y se distribuye según una normal, y_t es condicionalmente normal y su varianza es σ_t^2 .

El modelo GARCH es una variación del modelo original ARCH, el GARCH es el modelo condicional autorregresivo generalizado con heteroscedasticidad modelo propuesto por Bollerslev.

El modelo mas sencillo GARCH es el GARCH (1,1) el cual propone que la varianza condicional del error en tiempo t depende no solo del término error al cuadrado del periodo anterior si no que debe tomarse en cuenta también la varianza condicional del anterior periodo y es en esto en que se diferencia del ARCH. El modelo puede generalizarse así GARCH (p, q) en el cual p es el numero de rezagos del termino error al cuadrado y q es el numero de términos de varianzas condicionales rezagadas. En un modelo GARCH existen dos ecuaciones en la primera se hace depender el valor de Y_t a su varianza multiplicada por un error que es un termino aleatorio conocido como ruido blanco. La segunda ecuación esta dada alrededor de un valor medio representado por un termino constante donde se hace depender el valor actual de la varianza en el periodo t de los valores que esta haya tenido en un momento $t-1$ y de la fluctuación aleatoria que se haya dado también con anterioridad

Según De Arce²⁶ el modelo GARCH (p, q) se podría escribir como:

$$Y_t = \varepsilon_t \sigma_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i Y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

El modelo GARCH tiene las siguientes características:

- ε_t es un idénticamente distribuido con media cero y desviación típica igual a uno.
- Los parámetros $\omega > 0$ y $\alpha_i, \beta_j > 0$ e $i=1\dots q$, y $j=1\dots p$. Además, para cumplirse la condición de estacionariedad en media, la suma de todos los parámetros es menor que la unidad.

²⁶ DE ARCE, Rafael, Introducción a los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional (ARCH), Universidad Autónoma de Madrid, Instituto de Predicción Económica L.R. Klein. Recuperado 28 de junio de 2004. <http://www.uam.es/otroscentros/klein/doctras/doctra9806.pdf>, p.6.

- La función de distribución marginal no es conocida, pero se pueden calcular los primeros momentos y definir el proceso respecto a su media y a su varianza.

Las series financieras tienen la característica que son series no estacionarias, sin embargo antes de plantear la aplicabilidad de los modelos Arch y Garch para la estimación de la rentabilidad de una acción, es necesario realizar pruebas para determinar si una serie es estacionaria o no.

Cuando una serie de tiempo no es estacionaria se denomina serie de tiempo no estacionaria; esta serie tendrá una media que varíe con el tiempo o una varianza que cambie con el tiempo o ambas.

4.1.6.1 Variantes al modelo general

Debido a que los coeficientes α y β del modelo general pueden adoptar valores eventualmente muy cercanos a uno, y que dependiendo del tipo de serie que se esté analizando se pueden agregar o quitar parámetros, a lo largo del tiempo se han presentado variaciones al modelo originalmente planteado. En la tabla No.1 se muestran las principales especificaciones de las “familias ARCH” planteadas desde 1.982.

4.2 PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

Con el propósito de determinar la aplicabilidad de los modelos Arch y Garch, es necesario primero establecer si las series de tiempo analizadas son andanzas al azar o no estacionarias.

La condición de estacionariedad²⁷ implica que las variables integrantes del proceso tienen media y varianza constantes y finitas y que la covarianza entre pares de ellas solo dependen de su separación temporal.

$$\mu_t = E[Z_t] = Cte;$$

$$\sigma_t = Var[Z_t] = Cte;$$

$$Cov(t, t+k) = Cov(t, t-k) = \gamma_k;$$

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \text{ donde } \sigma_0 = s^2$$

²⁷ Tomado del documento: Análisis de datos en Economía

Tabla 1 Principales especificaciones del a “Familia Arch” a lo largo del tiempo²⁸.

Año	Nombre	Autor-es	Especificación de la varianza	Aportación principal
1982	ARCH	Engle	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$	Primera especificación y desarrollo.
1983	Modelos ARCH Multivar.	Kraft y Engle ^{xvii}	$H_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 H_{t-1}$ $\varepsilon_t = y_t - xb$	Incorporación de más variables explicativas y desarrollo de los modelos aplicando la matriz de varianzas-covarianzas (H).
1986	ARCH-M	Engle, Lilien y Robins ^{xviii}	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$	Modelo ARCH incorporando la desviación típica heterocedástica modelizada como explicativa
1986	GARCH y GARCH en Media	Bollerslev	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}$	Método generalizado sin restricciones para la estimación de los parámetros ARCH con infinitos retardos.
1986	LGARCH	Bollerslev y Taylor ^{xix}	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 h_{t-1} + \alpha_2 h_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2$	Linealización del modelo GARCH-M
1986	MGARCH	Geweke ^{xx} y Pantula	$\ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1 \ln(\varepsilon_{t-1}^2) + \alpha_2 \ln(h_{t-1})$	Especificación de la varianza multiplicativa (linealizada con logaritmos)
1986	IGARCH	Engle y Bollerslev ^{xxi}	$h_t = \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + (1 - \alpha) h_{t-1}$	Persistencia en varianza condicional heterocedástica. Modelos integrados en varianza.
1989	EGARCH	Nelson ^{xxii}	$\log(h_t) = \alpha_0 + \beta_1 \log(h_{t-1})$ $+ \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha \left[\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{2\pi} \right]$	Modelos ARCH para procesos no normales (funciones de densidad exponenciales). Carácter asimétrico de la respuesta a shocks positivos o negativos.
1989	TS-GARCH	Schwert ^{xxiii}	$\sqrt{h_t} = \alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{h_{t-1}} + \alpha_2 \sqrt{h_{t-1}} \varepsilon_{t-1}^2 $	Corrección de efectos asimétricos en las variaciones al alza y a la baja
1990	AGARCH NGARCH	Engle y Ng ^{xxiv}	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 h_{t-1} + \alpha_2 h_{t-1} (\varepsilon_{t-1} - c)^2$	Contraste y solución de autocorrelación entre la perturbación aleatoria y su varianza.
1990	FACTOR ARCH	Engle, Ng y Rothschild ^{xxv}	$H_t = \sum_{k=1}^K \beta_k \beta_k' \lambda_{kt} + \Omega$	Empleo de la covarianza entre varias series temporales como explicativa de la varianza condicional heterocedástica
1992	T-GARCH	Gourieroux ^{xxvi} Zakonian (1994) ^{xxvii}	$\sqrt{h_t} = \alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{h_{t-1}} + \alpha_2 \sqrt{h_{t-1}} \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha \sqrt{h_{t-1}} \max(0, \varepsilon_{t-1})^2$	Modelos dinámicos donde media y varianza condicionales son funciones stepwise endógenas
1993	GJR-GARCH	Glosten y Otros ^{xxviii}	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 h_{t-1} + \alpha_2 h_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha h_{t-1} \max(0, \varepsilon_{t-1})^2$	Diferenciación del parámetro en subida y en bajada
1993	V-GARCH	Engle y Ng ^{xxix}	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 h_{t-1} + \alpha_2 (\varepsilon_{t-1} / \sqrt{h_{t-1}} + c)^2$	Similar al NGARCH, con una variación mayor en los parámetros asimétricos.
1993	A-PARCH	Ding y otros ^{xxx}	$h_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (\varepsilon_{t-i} - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^\delta$	Se propone modelizar un valor potencial de la desviación típica que atienda al máximo de la función de autocorrelación del

²⁸ De Arce Rafael. Introducción a los Modelos Autorregresivos con Heterocedasticidad Condicional “Arch”, I.L. Klein, Diciembre de 1.998.

En primera instancia se realizará un análisis gráfico de la serie a partir de la información histórica, tratando de inferir algún comportamiento específico. Se complementará el análisis gráfico con el análisis de los estadísticos descriptivos.

Con la existencia de una raíz unitaria, la serie se convierte en un modelo de caminata aleatoria sin variaciones, del cual se sabe que es un proceso estocástico no estacionario. Con la, la prueba de Dicky-Fuller aumentada se puede establecer la presencia o no de raíz unitaria en la serie.

Finalmente, usando las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial se puede determinar que tan correlacionados están los datos y es otra forma de probar si la serie sigue una caminata aleatoria o no.

4.2.1 Prueba Gráfica

El primer análisis que se realiza es la prueba gráfica en donde por la simple inspección que muestra el comportamiento de la serie a lo largo del tiempo se puedan inferir características de tendencia, ciclo o estacionalidad y residuo.

4.2.2 Estadísticos Descriptivos

Se establece una hipótesis nula determinando que las series de tiempo presentan una distribución normal y siguen un proceso estocástico estacionario con media y varianza constantes en el tiempo; a partir de los estadísticos descriptivos de la serie de tiempo se puede establecer si cumple con ésta característica.

Para contrastar $H_0: \mu_x = 0$ se utiliza la prueba de Normalidad de Jarque-Bera (JB). La prueba de normalidad de Jarque – Bera es una prueba asintótica, o de grandes muestras. También está basada en los residuos MCO. En la prueba se calcula la asimetría o skewness y la kurtosis o apuntalamiento de los residuos MCO, utilizando la siguiente expresión:

$$JB = n \left[\frac{CA^2}{6} + \frac{(CK - 3)^2}{24} \right]_{H_0} \approx \chi^2_2$$

donde

n : es el tamaño de la muestra

CA: Coeficiente de Asimetría

CK: Coeficiente de kurtosis

Teniendo en cuenta que:

Coefficiente de Asimetría (Skewness)

$$CA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\hat{\sigma}_x} \right)^3$$

Coefficiente de Kurtosis

$$CK = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\hat{\sigma}_x} \right)^4$$

La prueba de normalidad se cumple cuando de manera conjunta los indicadores CA y CK son 0 y 3 respectivamente, con lo que se espera que el valor del estadístico JB sea cero. De acuerdo con esta prueba, la hipótesis nula consiste en demostrar que los residuos están normalmente distribuidos y que el estadístico sigue la distribución Chi-cuadrada con dos grados de libertad. Adicionalmente si el valor de p, calculado del estadístico JB es lo suficientemente bajo, se puede rechazar la hipótesis de que los residuos están normalmente distribuidos.

4.2.3 Función de Autocorrelación (ACF), función de autocorrelación parcial (PACF) y Correlograma

Una forma sencilla de probar estacionariedad consiste en utilizar lo que se llama una función de autocorrelación muestral.

Esta función se encuentra definida como:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}, \text{ donde } \hat{\gamma}_k \text{ es la covarianza muestral al rezago } k \text{ y } \hat{\gamma}_0 \text{ es la varianza}$$

muestral. Lo anterior significa que la función de autocorrelación muestral es la razón entre la covarianza y varianza muestral, definidas a su vez por las siguientes ecuaciones

$$\hat{\gamma}_k = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{n} \text{ y } \hat{\gamma}_0 = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})^2}{n}$$

La gráfica de $\hat{\rho}_k$ frente a k se conoce como correlograma muestral.

Los coeficientes de autocorrelación simple y parcial suelen representarse de forma gráfica (*Correlograma*), como funciones de autocorrelación simple (FAS o ACF) y funciones de autocorrelación parcial (FAP o PACF). En la gráfica, la primera columna presenta el correlograma y el correlograma parcial de la serie, señalando a lado y lado del eje un intervalo de confianza del 95%; se muestran así mismo los valores de la autocorrelación, la correlación parcial, el Q estadístico y la probabilidad, adicionalmente se muestra el número de rezagos y/o los grados de libertad.

Se reconoce una serie estacionaria porque los valores de la autocorrelación se encuentran entre los límites del 95% de confianza.

Un procedimiento sencillo, que no requiere la aplicación de ningún contraste para determinar la presencia de raíces unitarias en las series, es el de observar el correlograma de la misma, cuidando de aplicar la siguiente regla sencilla:” Los valores de la FAS de una serie con raíces unitarias descienden muy suavemente hacia el cero mientras que cuando no hay presencia de raíces unitarias el descenso es exponencial”²⁹

Para calcular la función de autocorrelación muestral primero que todo se debe elegir una longitud de rezago, tomando como criterio que su valor podría estar entre un tercio o una cuarta parte de la serie de tiempo, lo que quiere decir que para una muestra de 100 observaciones mensuales, se harán entre 25 y 33 rezagos.

4.2.4 Prueba de Raíz Unitaria

Un ejemplo de serie de tiempo no estacionaria es el modelo de caminata aleatoria (MCA), porque se puede demostrar para una serie Y_t , definida como

$Y_t = Y_{t-1} + \mu_t$, que conforme avanza el tiempo t , la varianza aumenta de manera indefinida, violando la condición de estacionariedad.

Si se define la misma serie de tiempo como $Y_t = \rho Y_{t-1} + \mu_t$, cuando $\rho=1$, la serie se considera no estacionaria y se tiene lo que se conoce como problema de raíz unitaria.

Para realizar la prueba de raíz unitaria lo que se hace es plantear las siguientes ecuaciones:

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + \mu_t \quad \text{Ordenando se tiene que: } Y_t - Y_{t-1} = (\rho - 1)Y_{t-1} + \mu_t$$

Para finalmente expresar la ecuación como: $\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \mu_t$, donde $\delta=(\rho-1)$ y Δ es el operador de primera diferencia.

La prueba consiste en determinar si se cumple la hipótesis nula que $\delta=0$. Si esto es cierto entonces $\rho=1$, es decir se tiene raíz unitaria, lo que significa que la serie analizada es no estacionaria.

4.2.5 Prueba de Dicky-Fuller

La prueba que se utiliza para determinar si el coeficiente estimado de Y_{t-1} es cero es la prueba de **Dicky-Fuller**, la cual sigue o aplica para su cálculo el estadístico τ (**tau**).

²⁹ Revisión de los procedimientos de análisis de la estacionariedad de las series temporales. Mahía Ramón, Febrero de 1.999

La serie estudiada puede tener diversas características que determinan la posibilidad de que ella sea una caminata aleatoria, una caminata aleatoria con variaciones o una caminata aleatoria con variaciones alrededor de una tendencia estocástica.

Se pueden realizar tres planteamientos:

- ✓ Y_t es una caminata aleatoria: $\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \mu_t$
- ✓ Y_t es una caminata aleatoria con variaciones: $\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \mu_t$
- ✓ Y_t es una caminata aleatoria con variaciones alrededor de una tendencia estocástica: $\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \mu_t$

Para cada caso, la hipótesis nula es que $\delta=0$, es decir existe una raíz unitaria.

El procedimiento consiste en estimar para cada una de las posibilidades mencionadas anteriormente el coeficiente estimado de Y_{t-1} , mediante el método de los Mínimos Cuadrados Ordinarios(MCO), posteriormente se divide por su error estándar a fin de calcular el estadístico tau (τ). Posteriormente se consultan las tablas DF o se utiliza por ejemplo un software estadístico, para comparar el valor absoluto de tau, de tal manera que si éste excede la DF o los valores críticos tau de Mackinnon se rechaza la hipótesis de que $\delta=0$

4.2.6 Prueba de Dicky-Fuller Aumentada (DFA)

De acuerdo con Gujarati, el término de error μ_t se supuso no correlacionado. Dicky-Fuller hacen una modificación cuando éste término efectivamente se encuentra correlacionado. Esta prueba se conoce como prueba Dicky-Fuller aumentada (DFA).

La prueba DFA consiste en este caso en estimar la siguiente regresión:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^m \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

donde ε_t es un término de error puro con ruido blanco.

En la DFA se sigue probando que $\delta=0$ y se pueden utilizar los mismos criterios que se usan para la prueba DF.

En el caso del presente trabajo se realizará la prueba de Dicky-Fuller Aumentada para el análisis de las series.

4.3 PRUEBAS DE HETEROCEDASTICIDAD

El término heterocedasticidad se refiere a aquella situación en que la varianza de Y condicional a las variables del modelo no es constante para los distintos valores de las X's.

El análisis de la heterocedasticidad de la serie se puede llevar a cabo a partir de una regresión del residuo con un retardo como variable explicativa.

Entre los métodos que existen para probar heterocedasticidad se encuentra el Test de White el cual consiste en la aplicación del siguiente procedimiento:

En términos generales se debe considerar el siguiente modelo:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \mu_i$$

A partir del modelo propuesto se deben obtener los residuos $\hat{\mu}_i$; paso seguido se debe realizar una regresión auxiliar utilizando los residuos al cuadrado de la regresión original y sus combinaciones no repetidas. De tal forma que:

$$\hat{\mu}_i^2 = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + \alpha_3 X_{3i} + \dots + v_i$$

Realizada la respectiva regresión se obtiene el R^2 .

La hipótesis nula está definida como que no hay heterocedasticidad. Puede demostrarse que: $nR^2 \sim \chi^2_{g \text{ de l}}$

Si el valor ji cuadrada es menor que el valor ji cuadrada crítico al nivel de significancia deseado se puede concluir que en la regresión auxiliar $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$ y por tanto no hay heterocedasticidad.

Otra forma sugerida por muchos autores para realizar las pruebas de heterocedasticidad es el Test LM-Arch, el cual consiste en realizar una regresión con los valores al cuadrado de los residuos y su correspondiente primer retardo. El contraste se realiza como una función de Lagrange en la que se compara el modelo restringido (sin incluir como explicativas del error al cuadrado sus retardos pasados) y el modelo propuesto (incluyéndolos). El cociente entre los errores se supone que se distribuye como una F-Snedecor con n-q grados de libertad, siendo "q" el número de retardos incluidos³⁰.

³⁰ De Arce Rafael. Introducción a los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional ARCH. Diciembre de 1.998

5. DESARROLLO DE LA PROPUESTA

El procedimiento utilizado durante el desarrollo de la investigación fue el siguiente:

- En primer término se seleccionaron seis acciones representativas de los distintos sectores productivos de la economía Colombiana que se encontraran clasificadas como de alta bursatilidad de acuerdo con el ordenamiento realizado por la Superintendencia de Valores.
- La tasa utilizada que representa la rentabilidad del mercado (R_m) fue el Índice de la Bolsa de Colombia IGBC.
- A partir de la información recopilada se procedió a realizar el cálculo de los Betas correspondientes, bajo la metodología tradicional.
- La aplicabilidad de los modelos Arch y Garch en las series de tiempo financieras, se estableció mediante la utilización del procedimiento sugerido por Lara Haro³¹ el cual se describe a continuación:
 - ✓ Graficar la serie de tiempo para establecer los componentes esenciales de la serie de tiempo como son sus tendencias, estacionalidad, factores determinísticos, irregulares o aleatorios
 - ✓ Aplicar la prueba de Dicky-Fuller para determinar la existencia de raíz unitaria.
 - ✓ Elaborar y analizar el correlograma de la serie de tiempo, para determinar la existencia de Autocorrelación entre los datos y verificar la necesidad de ajustar la serie para hacerla estacionaria en una o dos diferencias.
 - ✓ Elaborar una regresión de mínimos cuadrados, con el propósito de establecer los factores determinísticos y separarlos de los aleatorios, de tal manera que solamente se trabaje con un proceso estocástico.
 - ✓ Conformar un modelo Arma o Arima, cuidando de elegir para el caso del modelo ARMA parámetros que sean estadísticamente distintos de cero, aplicando pruebas de hipótesis con 95% de confianza.
 - ✓ Se debe probar la existencia de la heterocedasticidad, utilizando por ejemplo la prueba de residuales al cuadrado.
 - ✓ Si se confirma la existencia de la heterocedasticidad, se ajustan los modelos ARMA o ARIMA a un modelo ARCH o GARCH, verificando el cumplimiento de las restricciones sugeridas para cada modelo.

³¹ DE LARA HARO, Alfonso. Medición y Control de Riesgos Financieros. 2da. Edición. México: Editorial Limusa 2002, p.55.

- Una vez calculados los betas a partir de los modelos ARCH y GARCH se procedió a estimar la rentabilidad esperada de las acciones analizadas.
- Se realizó el contraste entre las proyecciones mediante el modelo ARCH y GARCH, la metodología tradicional y con la rentabilidad efectivamente entregada por la acción.
- Finalmente se presentan las conclusiones de la investigación, y las sugerencias para próximas investigaciones.

5.1 SELECCIÓN DE LAS ACCIONES

De acuerdo con la metodología propuesta, se seleccionaron las acciones de más alta bursatilidad que se transan en el mercado de valores colombiano, de acuerdo con los estadísticos publicados por la Superintendencia de Valores en la página Web³².

La determinación de la bursatilidad obedece a los criterios establecidos en la Resolución 1200 de 1.995, modificada y adicionada por las Resoluciones 638 de 1998 y 521 de 2002 de la Superintendencia de Valores.

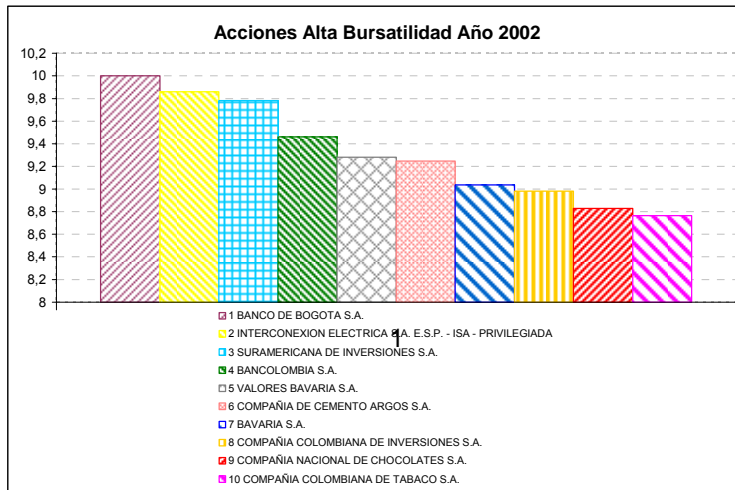
El IBA es un índice que genera la Superintendencia de Valores de cada una de las acciones que se negocian en la bolsa de valores. Este índice es calculado teniendo en cuenta la frecuencia y volumen promedio de transacción, a partir del promedio móvil de los últimos cuatro años o sobre los doce meses del año calendario según se desee expresar: mensual o anualmente.

Dependiendo de la valoración de frecuencia y volumen de transacción se determinaron categorías que describen la bursatilidad:

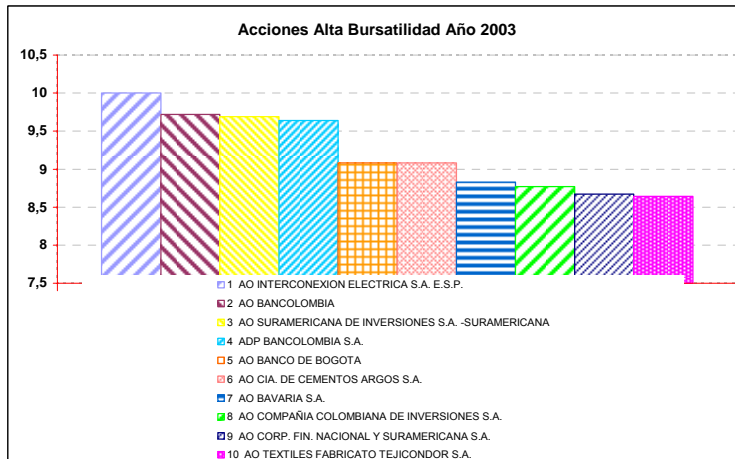
Categoría	Descripción Bursatilidad
I	Mínima
II	Baja
III	Media
IV	Alta

En la gráfica No.2 se muestra el grupo de acciones con más alta bursatilidad del año 2002, en la gráfica No.3 las de más alta bursatilidad del año 2003 y finalmente en la gráfica No.4 las de más alta bursatilidad del año 2004.

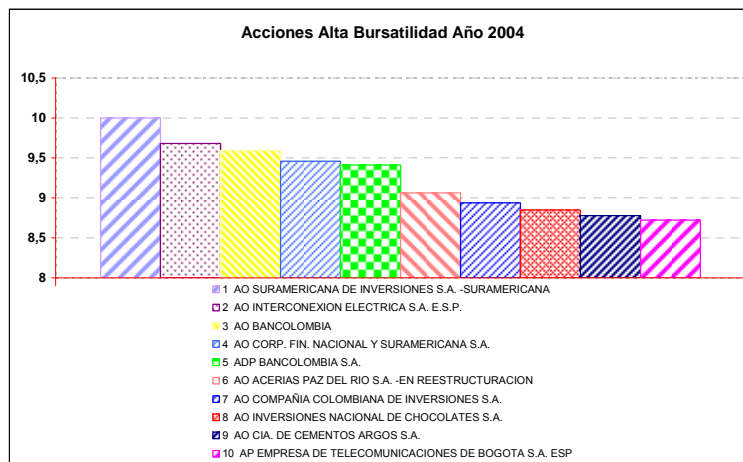
³² Tomado de WWW. Supervalores.gov.co



Gráfica 2 Acciones de Alta Bursatilidad Año 2002- Fuente: Supervalores



Gráfica 3. Acciones de Alta Bursatilidad Año 2003- Fuente: Supervalores



Gráfica 4 Acciones de Alta Bursatilidad Año 2.004- Fuente: Supervalores

De acuerdo con la información proporcionada por la Superintendencia de Valores, se decidió que el grupo de acciones a estudiar fuera representativo de los sectores productivos del país (Sector de la construcción, sector comercial, Industrial, y financiero). A continuación se muestra una lista con las acciones que van a ser analizadas:

- Argos
- Éxito
- Suramericana
- Nacional de Chocolates
- Banco de Bogotá
- Bavaria

Para cada una de las acciones seleccionadas se tomaron los precios de cierre mensuales, con fecha de inicio enero de 1.991. Las series se encuentran en el Anexo No.1

La información fue obtenida de la base de datos Económica.

El Índice General de la Bolsa de Colombia (IGBC) fue obtenido también de Económica y se cuenta con información mensual a partir del mes de enero de 1991. La serie se encuentra en el Anexo No.2.

A partir de la información del precio de las acciones seleccionadas y del valor del IGBC, se puede calcular el beta de la acción.

5.2 CALCULO DE LOS BETAS

Tal como se mencionó en el numeral 4.1.2., el beta de una acción se puede calcular a partir de una regresión lineal de las observaciones históricas de la rentabilidad y la rentabilidad promedio del mercado.

También se puede obtener a partir de la división entre la covarianza de los posibles rendimientos de la acción (R_j) y el portafolio de mercado (R_m), y la varianza de la distribución de probabilidades de los posibles rendimientos para el portafolio de mercado.

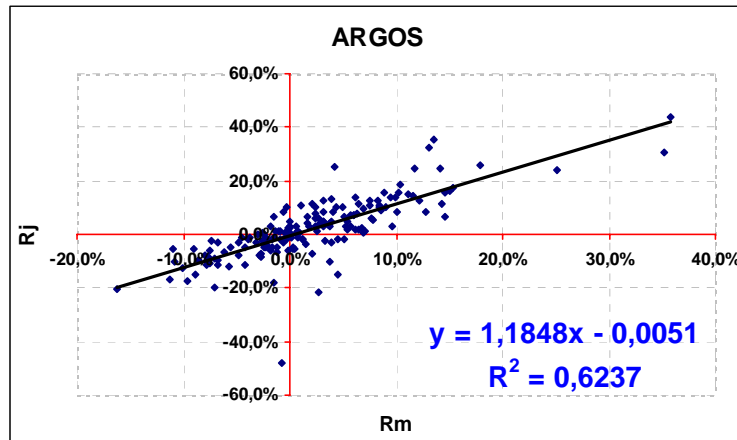
Aplicando la fórmula para cada una de las series se obtiene el Beta de cada acción. La Tabla No.2 presenta la información de varianza, covarianza y beta para cada una de las acciones.

Tabla 2 Cálculo del Beta

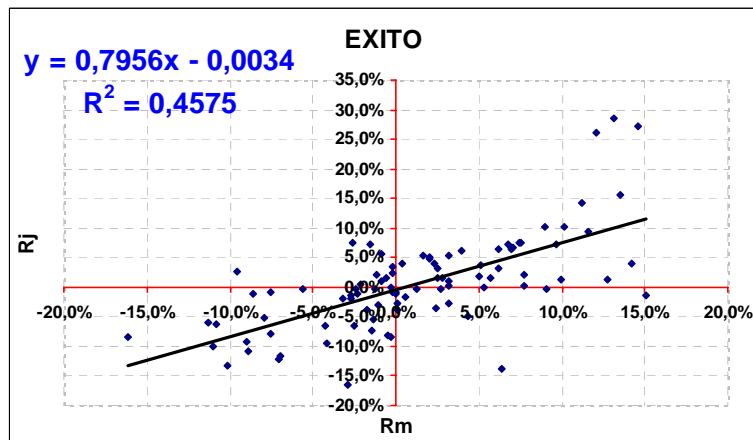
Acción	Argos	Éxito	Suramericana	Banco de Bogotá	Nacional de Chocolates	Bavaria
Covarianza	0,006621	0,003529	0,007254	0,005168	0,004238	0,005813
Varianza	0,005588	0,004435	0,005588	0,005588	0,003982	0,005588
Beta	1,184816	0,795550	1,298080	0,924859	1,064495	1,040222

Las gráficas No.5, No.6, No.7 No.8 y No.9 que se presentan a continuación muestran el resultado de las regresiones realizadas a cada serie, la ecuación característica de la línea recta, en donde se puede apreciar el valor de beta y el coeficiente de correlación de cada regresión.

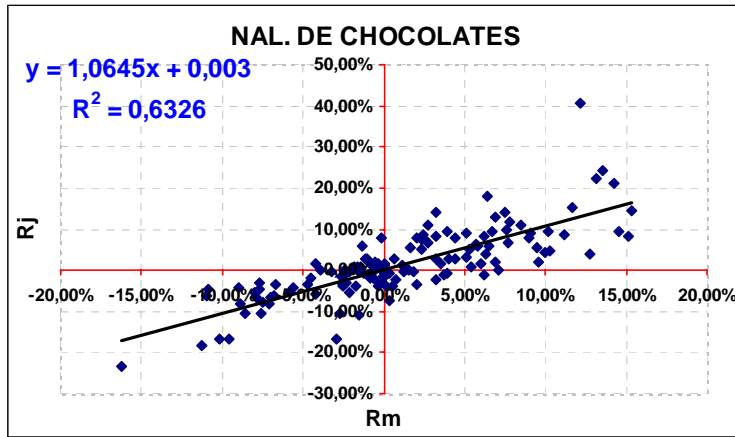
Obsérvese que los resultados obtenidos utilizando la fórmula de la covarianza y varianza son idénticos a los obtenidos a partir de la regresión de los valores de la serie financiera.



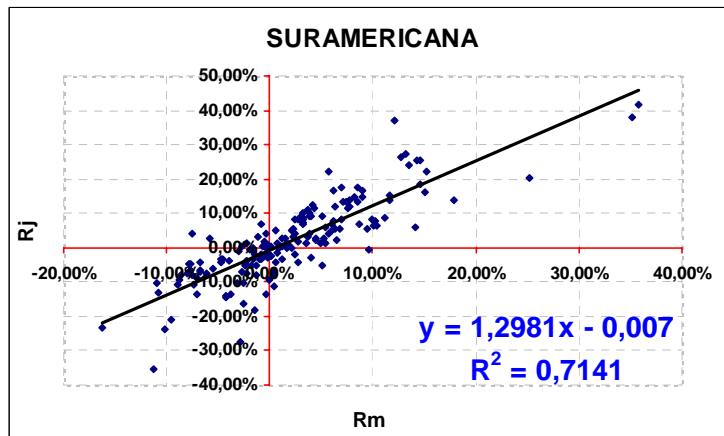
Gráfica 5 Cálculo de Beta. Argos



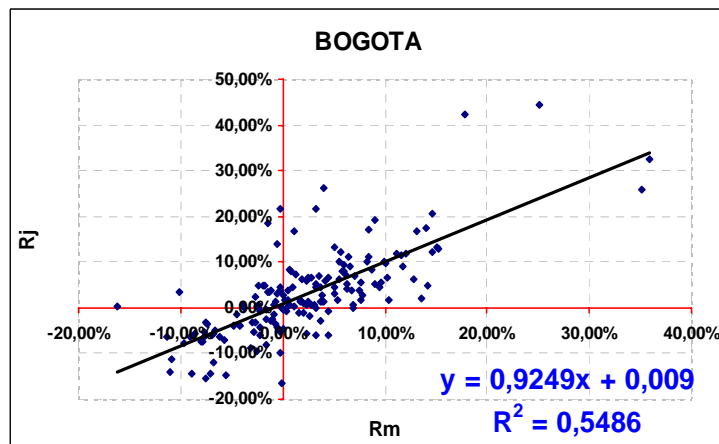
Gráfica 6 Cálculo de Beta. Éxito



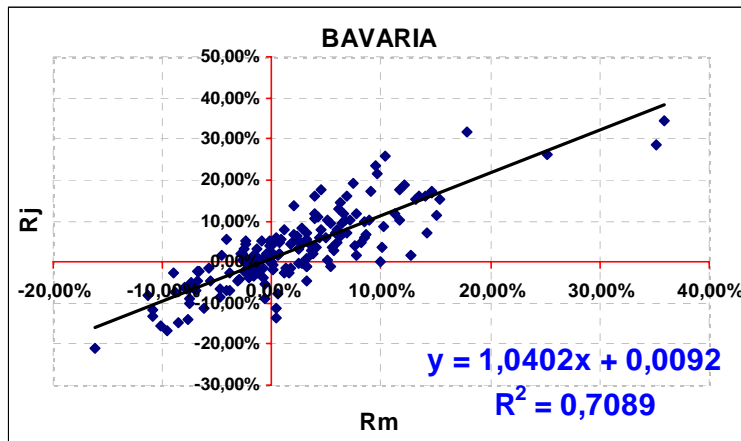
Gráfica 7 Cálculo de Beta. Nacional de Chocolates



Gráfica 8 Cálculo de Beta. Suramericana



Gráfica 9 Cálculo de Beta. Banco de Bogotá



Gráfica 10 Cálculo de Beta. Bavaria

Como se puede observar las acciones de Argos, Suramericana y Nacional de Chocolates tienen un beta superior a uno (1), mientras que Éxito y Banco de Bogotá tienen un beta inferior a uno. De acuerdo con la teoría una acción con un beta mayor a uno es una acción que reacciona en una mayor proporción a los cambios del mercado, tiene mayor riesgo sistemático que el mercado como un todo y proporciona un nivel de riesgo mayor en caso de incluirse en un portafolio.

En todos los casos el coeficiente α , que complementa la ecuación de la regresión es muy cercano a cero. Se observa que los datos de las regresiones realizadas son muy dispersos reflejando un riesgo no sistemático relativamente alto.

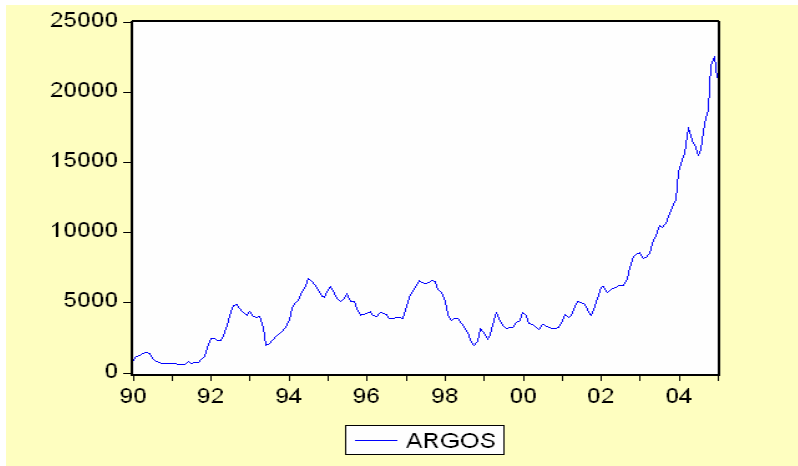
5.3 PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

Tal como se mencionó en el numeral 4.2 primero se debe verificar si la serie analizada cumple con los criterios de estacionariedad.

A continuación para cada una de las acciones seleccionadas se presentan las pruebas y los resultados correspondientes

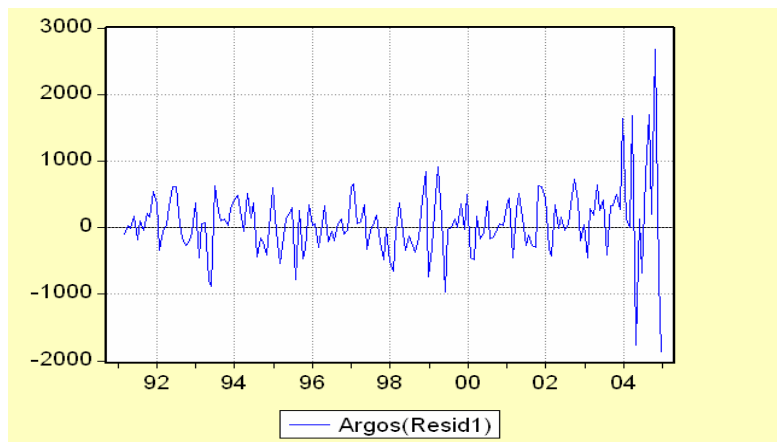
5.3.1 Acción Argos

5.3.1.1 Análisis Gráfico



Gráfica 11 Comportamiento Histórico del Precio Argos

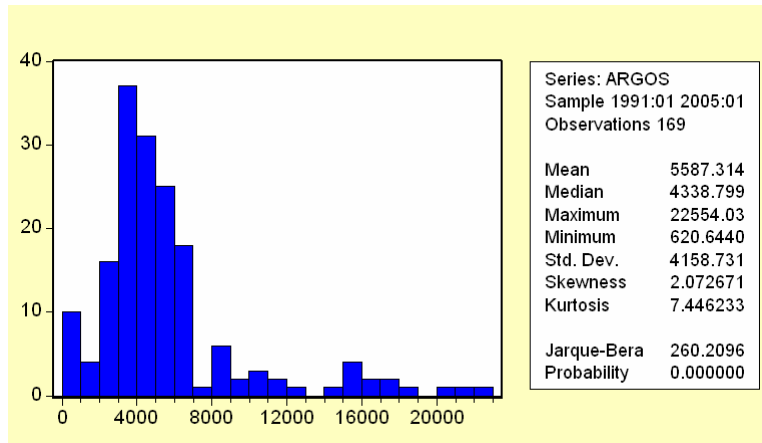
Como se puede observar el precio de la acción a partir del año 1990 ha ido en ascenso manteniéndose en un valor promedio de \$4.000 aproximadamente hasta el año 2002. De ahí en adelante el precio se ha incrementado cerca de cuatro veces y en un periodo muy corto. Todo esto lo que significa es que la media será muy distinta de cero, con lo cual podemos inferir inicialmente que la serie no se comporta como una serie estacionaria.



Gráfica 12 Primera Diferencia- Argos

Por otro lado, la gráfica 12 muestra el comportamiento de la serie en primera diferencia. Se observan varios picos importantes que se encuentran por fuera de un intervalo del 95% de probabilidad de ocurrencia de una distribución normal, lo que hace suponer que la serie se comporta como una serie no estacionaria. Se observan variaciones importantes de la rentabilidad en los años 2004 y 2005.

5.3.1.2 Análisis Estadística Descriptiva



Gráfica 13 Estadística Descriptiva Argos

En el periodo estudiado la serie presentó un valor medio de 5.587,31, con una desviación estándar de 4.158,73., el coeficiente de asimetría tiene un valor de 2.07 mucho mayor que cero 0 y el coeficiente de kurtosis toma un valor de 7.44, mucho mayor que 3. El proceso es asimétrico hacia la derecha con una distribución leptocúrtica. El estadístico Jarque-Bera es de 260.2096, valor muy por encima de cero.

Si se define la hipótesis nula como H_0 : La serie presenta una distribución Normal y la hipótesis alterna H_1 : La serie no presenta una distribución normal, se concluye con la interpretación de los indicadores estadísticos que se debe rechazar la hipótesis nula, es decir la serie no sigue una distribución normal y por tanto no es estacionaria.

5.3.1.3 Prueba de Dicky-Fuller aumentada (DFA)

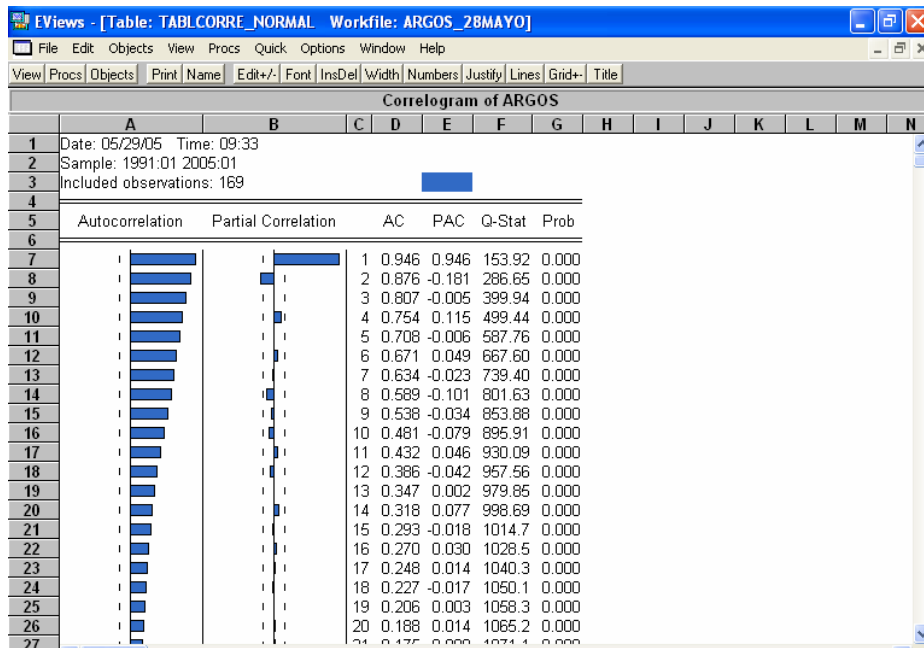
El análisis de la prueba DFA parte de la definición de la hipótesis nula: H_0 : La serie presenta raíz unitaria. Hipótesis alterna H_1 : La serie Argos no presenta raíz unitaria.

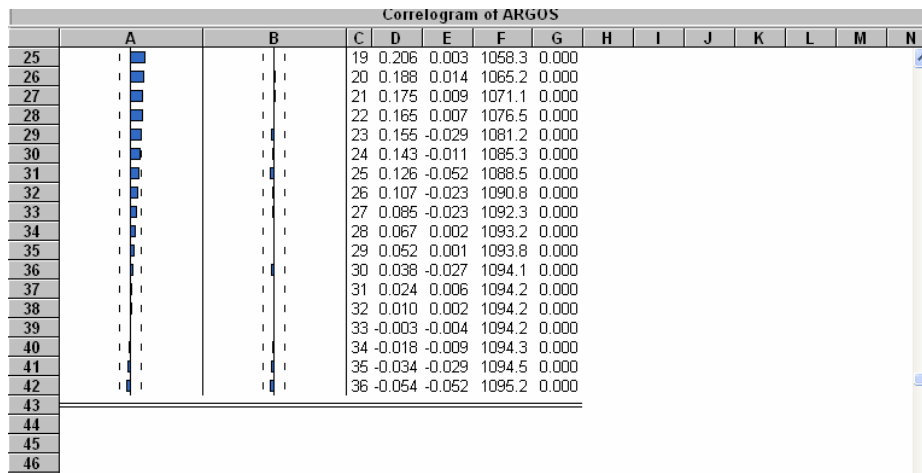
Como se puede observar el valor absoluto del estadístico τ (τ) toma un valor de 1.268 y no excede ninguno de los valores críticos τ de Mackinnon a cualquier nivel de significación (10%,5% y 1%); por tanto se acepta la hipótesis nula, demostrando así que la serie no es estacionaria.

Tabla 3 prueba de Dicky- Fuller Aumentada Argos

	A	B	C	D	E
ADF Test Statistic	1.268389	1% Critical Value*			-3.4708
		5% Critical Value			-2.8789
		10% Critical Value			-2.5759
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.					
Augmented Dickey-Fuller Test Equation					
Dependent Variable: D(ARGOS)					
Method: Least Squares					
Date: 05/28/05 Time: 21:50					
Sample(adjusted): 1991:04 2005:01					
Included observations: 166 after adjusting endpoints					
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
ARGOS(-1)	0.015102	0.011906	1.268389	0.2065	
D(ARGOS(-1))	0.431417	0.085152	5.066412	0.0000	
D(ARGOS(-2))	-0.164957	0.087235	-1.890953	0.0604	
C	2.885478	71.68741	0.040251	0.9679	
R-squared	0.178843	Mean dependent var		122.3967	
Adjusted R-squared	0.163636	S.D. dependent var		556.8883	
S.E. of regression	509.2906	Akaike info criterion		15.32772	
Sum squared resid	42019059	Schwarz criterion		15.40270	
Log likelihood	-1268.200	F-statistic		11.76087	
Durbin-Watson stat	1.961348	Prob(F-statistic)		0.000001	

5.3.1.4 Análisis Del Correlograma





Gráfica 14 Correlograma Argos

Para realizar el análisis del correlograma de Argos, se plantean las siguientes hipótesis, nula: H_0 : Existencia de Autocorrelación, alterna H_1 : No existe autocorrelación.

La Gráfica 14 muestra que solamente hasta el rezago 24 los residuos se encuentran dentro del intervalo de confianza del 95% y una longitud de rezago de 0.150769. Para este nivel de rezago el valor del estadístico LB es de 1.088.5; como se puede observar no existe probabilidad de obtener este valor de LB, bajo la hipótesis de que la suma de los 25 cuadrados de los coeficientes de autocorrelación sea cero, lo que implica aceptar la hipótesis nula, es decir, la serie se puede considerar no estacionaria. La correlación parcial de la serie financiera nos indica que la misma sigue un proceso AR (1).

Si se plantea el modelo autorregresivo AR (1), el cual se muestra en la tabla 4, se puede observar que el mismo es significativo, ya que el valor del t-estadístico es de 6.117211, mayor que el encontrado en la tabla de la distribución t para 166 grados de libertad y con una probabilidad de 0.025, $t = 1.96$, indicando la no existencia de autocorrelación en la serie de residuos. Así mismo esta afirmación se corrobora al observar el estadístico de Durbin-Watson el cual tiene un valor muy cercano a 2 (1.83666). Lo que se está demostrando es que no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

Tabla 4 Modelo Autorregresivo AR (1)-Argos

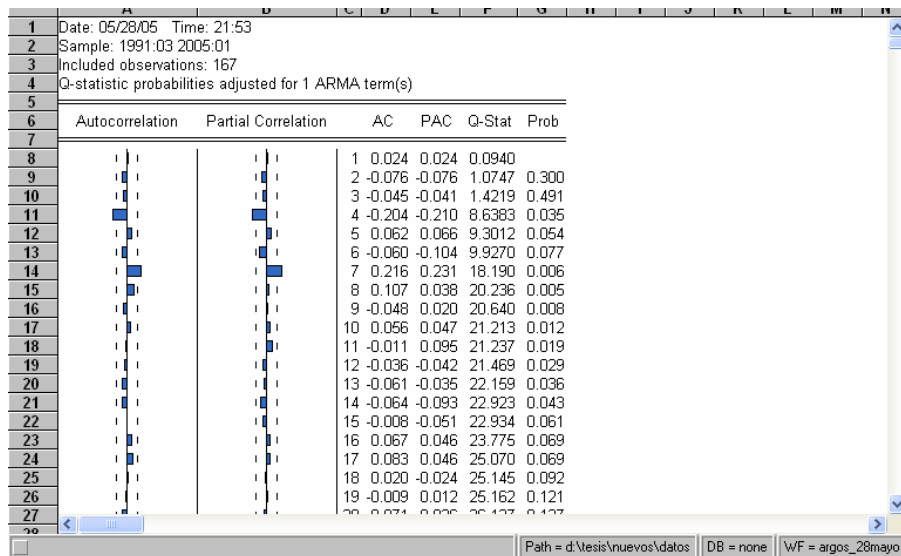
Dependent Variable: D(ARGOS)
Method: Least Squares
Date: 05/28/05 Time: 21:55
Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
Included observations: 167 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.439489	0.071845	6.117211	0.0000
R-squared	0.144835	Mean dependent var		121.2417

Adjusted R-squared	0.144835	S.D. dependent var	555.4090
S.E. of regresión	513.6151	Akaike info criterion	15.32680
Sum squared resid	43790876	Schwarz criterion	15.34547
Log likelihood	-1278.787	Durbin-Watson stat	1.836666
Inverted AR Roots	.44		

El correlograma correspondiente al modelo AR (1) se encuentra en la Gráfica 15. Del correlograma se puede definir la serie como una ARIMA (1, 1,24).

De la misma manera se puede observar que los residuos se encuentran en la banda del 95% de confianza. Sin embargo se realiza la prueba del modelo, a partir de la definición de la hipótesis nula la cual nos dice que todos los ρ_k son iguales a cero. Se utiliza el estadístico de Box y Pierce, comparando el Q calculado con el Q de la tabla de la distribución χ^2 con m grados de libertad, donde los grados de libertad corresponden al número de rezagos que en este caso son 19. El Q calculado es de 25.162, mientras que el Q crítico (de la tabla) es de 32.8523. Como el Q crítico es mayor que el Q calculado se rechaza la hipótesis nula de que todos los ρ_k son iguales a cero.



Gráfica 15 Correlograma Modelo AR (1)-Argos

5.3.2 Acción Éxito

5.3.2.1 Análisis Gráfico

Como se puede observar en la gráfica del comportamiento del precio de la acción del Éxito, a partir del último trimestre del año 1.999 se ha presentado un incremento generalizado del precio, aunque con variaciones importantes, entre los años 2000 y 2003.

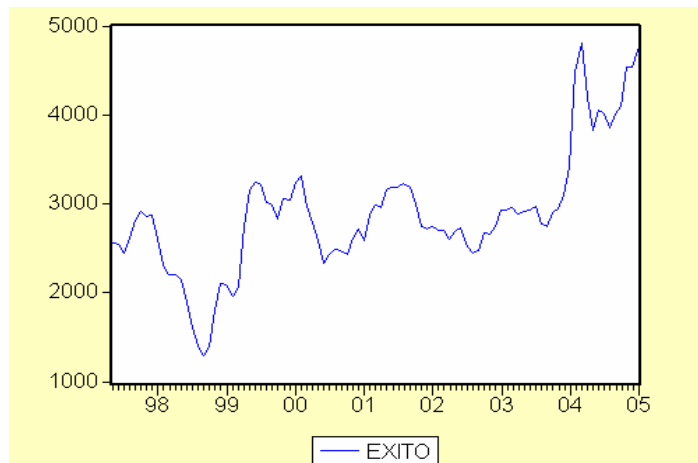
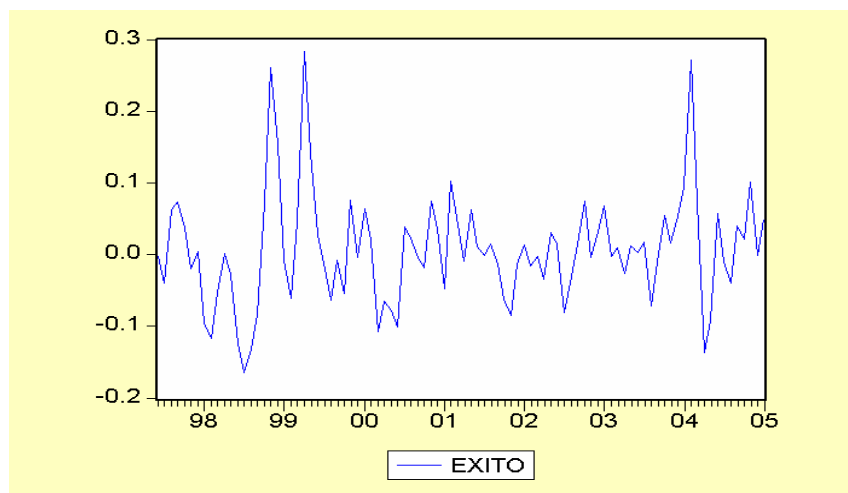


Grafico 16 Comportamiento histórico del precio- Éxito

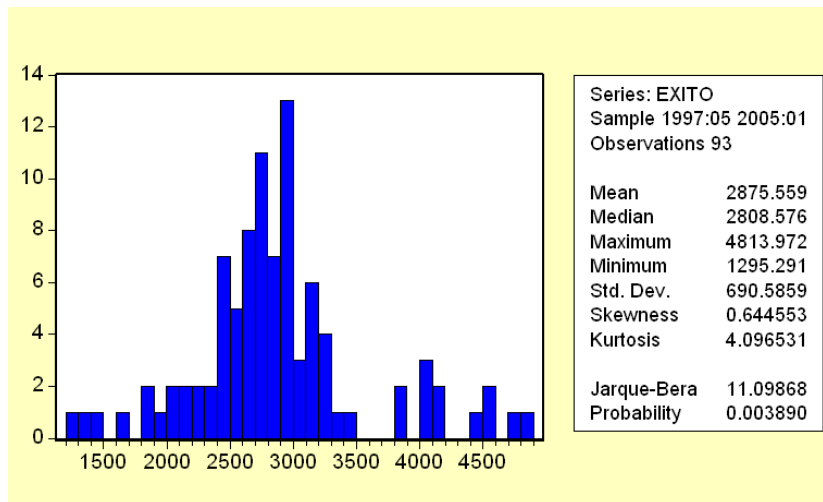
Durante el año 2004 se presentó un incremento fuerte en el precio, cayendo algunos puntos pero recuperándose hasta alcanzar una cifra importante que se encuentra muy cerca de los \$5.000 por acción. La gráfica está mostrando un comportamiento aleatorio estocástico que supone en primera instancia que la media y la varianza van cambiando con el tiempo, definiéndose la serie como no estacionaria.



Grafica 17 Primeras diferencias Éxito

Del análisis de la gráfica en primera diferencia se puede inferir alguna estacionalidad en el periodo 1999-2004 y en periodos más pequeños de tiempo cada dos años.

5.3.2.2 Análisis Estadística Descriptiva



Gráfica 18 Estadística Descriptiva Éxito

Como se puede observar en la Gráfica 18 la serie de datos de la acción del éxito, presenta una distribución muy parecida a una normal, salvo algún comportamiento irregular en la cola de la derecha, generando una media de 2.875,56 y una desviación estándar de 690.58, un coeficiente de asimetría de 0.6445 muy cercano a cero, y un coeficiente de kurtosis de 4.09, también muy cercano al indicador de 3, la serie presenta entonces una distribución algo asimétrica hacia la izquierda de tipo platocúrtica. El coeficiente de Jarque-Bera tiene un valor de 11.09, también muy cercano a cero, sin embargo, a pesar de los datos obtenidos, los indicadores dicen que la serie no es estacionaria.

5.3.2.3 Prueba de Dicky-Fuller aumentada (DFA)

Tabla 5 Prueba de Dicky-Fuller.- Éxito

ADF Test Statistic	-0.655704	1% Critical Value*	-3.5039
		5% Critical Value	-2.8936
		10% Critical Value	-2.5836

*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

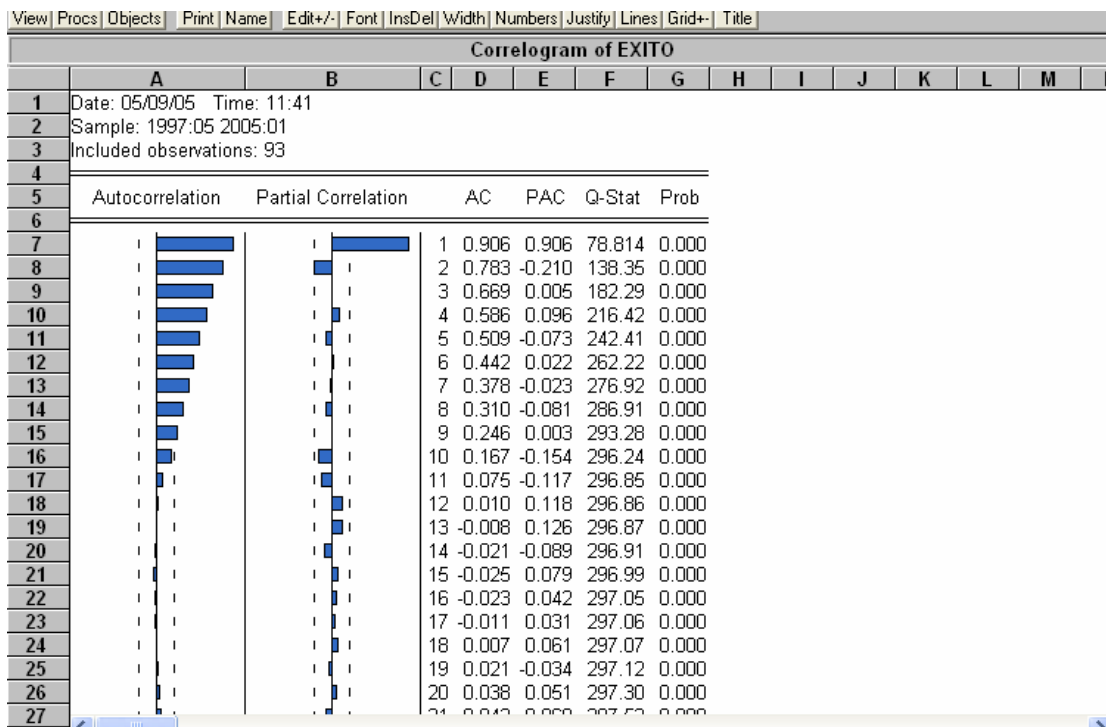
Augmented Dicky-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(XITO)
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 16:28
 Sample(adjusted): 1997:08 2005:01
 Included observations: 90 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
XITO(-1)	-0.023309	0.035547	-0.655704	0.5138
D(XITO(-1))	0.479399	0.104863	4.571686	0.0000
D(XITO(-2))	-0.256041	0.110019	-2.327235	0.0223
C	87.48336	102.9028	0.850155	0.3976

R-squared	0.204677	Mean dependent var	25.71222
Adjusted R-squared	0.176933	S.D. dependent var	225.3145
S.E. of regression	204.4121	Akaike info criterion	13.52158
Sum squared resid	3593452.	Schwarz criterion	13.63268
Log likelihood	-604.4711	F-statistic	7.377389
Durbin-Watson stat	1.907410	Prob(F-statistic)	0.000186

La prueba arroja un coeficiente de -0.023309 que al dividirlo por su error estándar dá en valor absoluto un tau de 0.655704, valor que en ningún caso excede los valores críticos tau de Mackinnon. En el caso de esta acción no se rechaza la hipótesis de que $\delta=0$, lo que significa que la serie no es estacionaria.

5.3.2.4 Análisis Del Correlograma



Gráfica 19 Correlograma Éxito

El análisis del correlograma muestra una serie cuyos valores de autocorrelación caen relativamente rápido hasta un nivel de rezago de 10, generando un Q estadístico de 296.24 y un Q calculado de la distribución χ^2 de 129.56, rechazando la hipótesis nula de la existencia de autocorrelación. Desde el punto de vista de la correlación parcial la serie configura un modelo ARMA (1,10)

El modelo autorregresivo AR (1) corrido en E-views, el cual se encuentra a continuación en la tabla 6, muestra que el mismo es significativo, ya que el valor del t-estadístico es de 3.8417, mayor que el encontrado en la tabla de una distribución t (1.99), con 90 grados de libertad, indica además, la no existencia de autocorrelación en la serie de residuos. Esta afirmación se corrobora al observar el estadístico de Durbin-Watson el cual tiene un valor muy cercano a 2(1.782656). Lo que se está demostrando es que no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

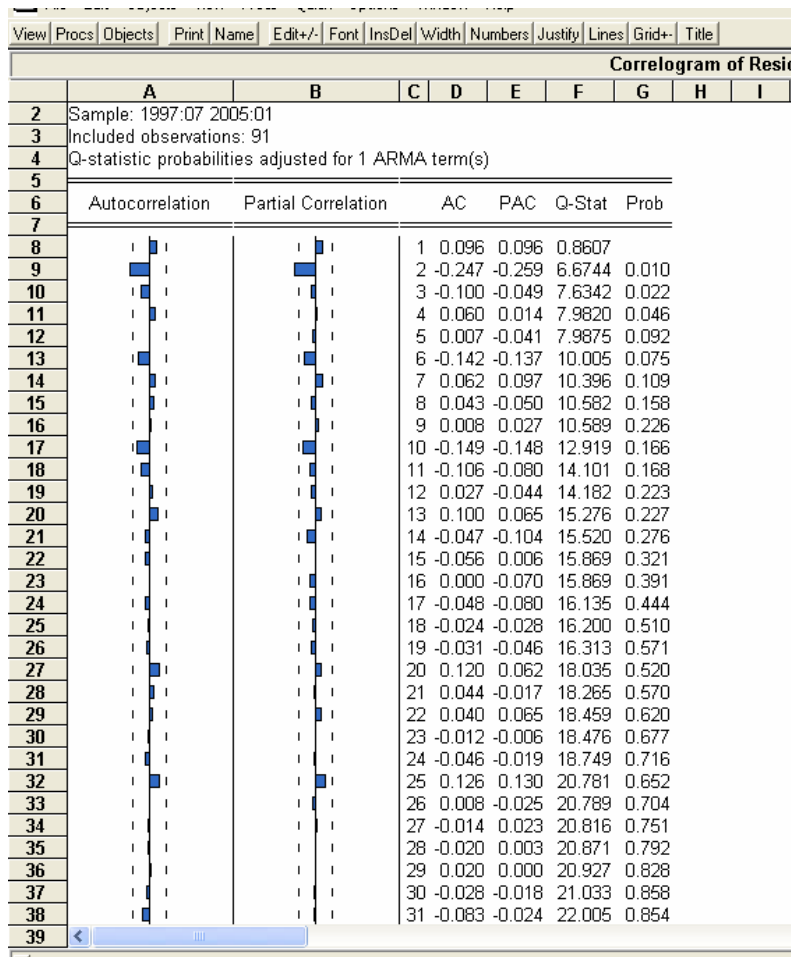
Tabla No.6 Modelo Autorregresivo AR (1)- Éxito

Dependent Variable: D(ÉXITO)
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 16:31
 Sample(adjusted): 1997:07 2005:01
 Included observations: 91 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.374199	0.098417	3.802174	0.0003
R-squared	0.128140	Mean dependent var		24.35363
Adjusted R-squared	0.128140	S.D. dependent var		224.4338
S.E. of regresión	209.5616	Akaike info criterion		13.53884
Sum squared resid	3952445.	Schwarz criterion		13.56643
Log likelihood	-615.0172	Durbin-Watson stat		1.782656
Inverted AR Roots	.37			

El correlograma correspondiente al modelo AR (1) se encuentra en la Gráfica No. 20

En él se observa que los residuos se encuentran en la banda del 95% de confianza. Sin embargo se realiza la prueba del modelo, a partir de la definición de la hipótesis nula la cual nos dice que todos los ρ_k son iguales a cero. Se utiliza el estadístico de Box y Pierce, comparando el Q calculado con el Q de la tabla de la distribución χ^2 con m grados de libertad, donde los grados de libertad corresponden al número de rezagos que en este caso son 19. El Q calculado es de 16.313, mientras que el Q crítico (de la tabla) es de 32.8523.



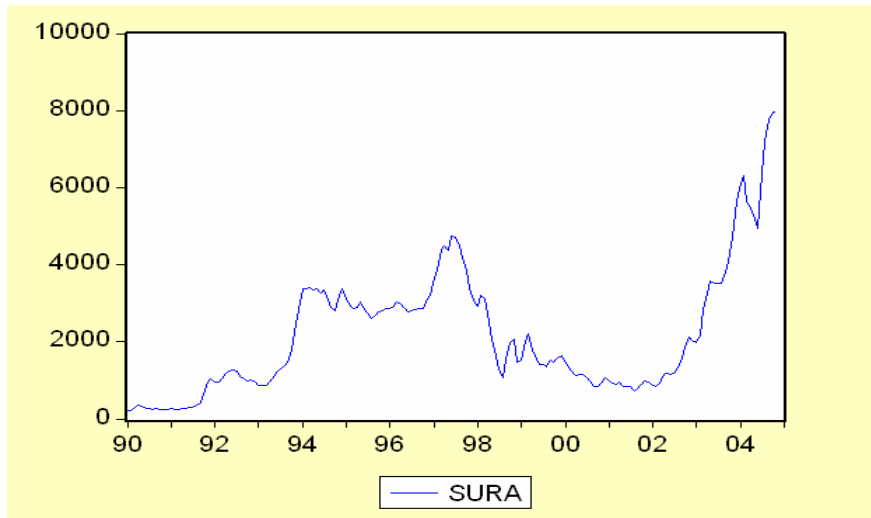
Gráfica 20 Correlograma Modelo AR(1)- Éxito

Como el Q crítico es mayor que el Q calculado se rechaza la hipótesis nula de que todos los ρ_k son iguales a cero. De acuerdo con el modelo y el correlograma en primera diferencia la serie estaría configurando un ARIMA (1, 1, 10).

5.3.3 Acción Suramericana

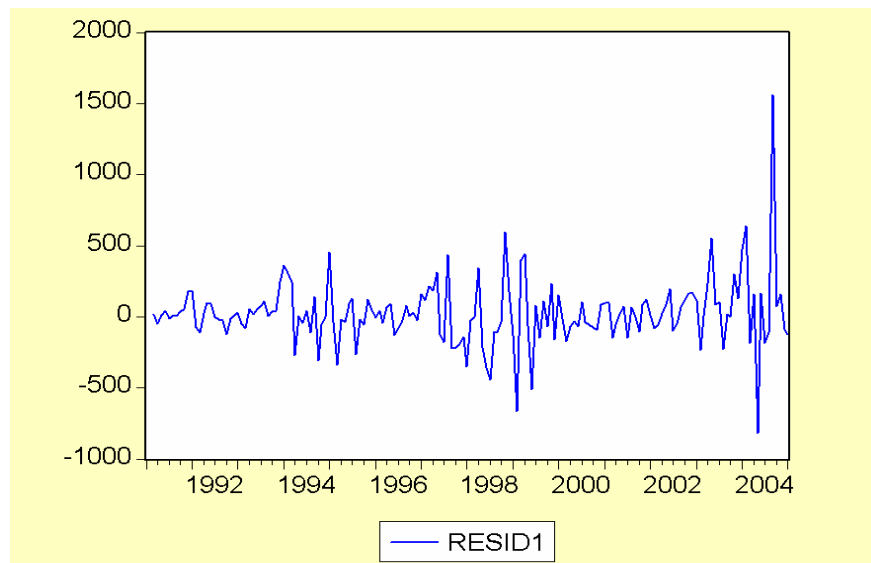
5.3.3.1 Análisis Gráfico

El precio de la acción de suramericana, el cual se muestra en la gráfica 21, presentó una tendencia creciente desde el año 1991 hasta los primeros meses del año 1997, a partir de la cual desciende hasta un valor un poco inferior a los \$1.000 por acción. A partir del año 2002 el precio se ha incrementado vertiginosamente hasta posicionarse en un valor cercano a los \$8000 pesos por acción en el año 2005. Se observa un comportamiento aleatorio estocástico con el que se supone aparentemente que la serie no sea estacionaria, ya que el comportamiento de la varianza no es constante en cada instante de tiempo.



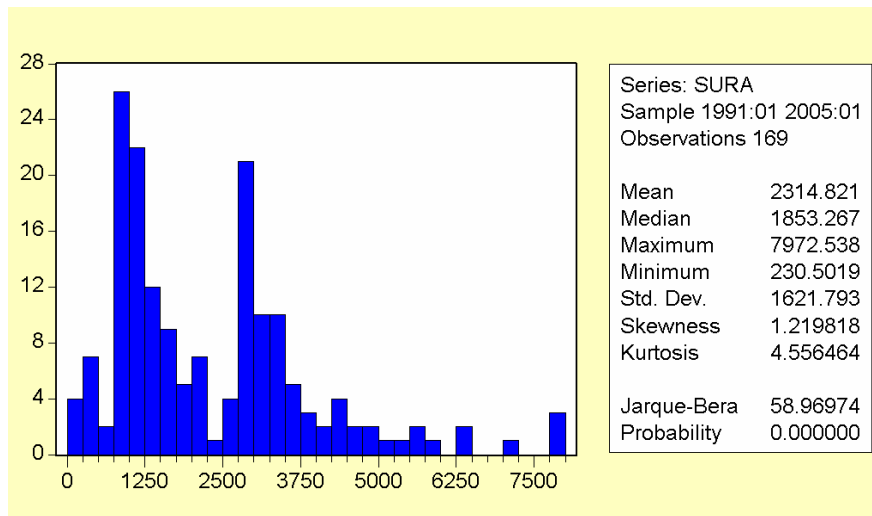
Gráfica 21 Comportamiento histórico del Precio - Suramericana

En la Gráfica 22 se observa el comportamiento de la acción en primera diferencia., en donde se pueden apreciar periodos de relativa calma, seguidos de periodos con altas volatilidades.



Gráfica 22 Primera diferencia- Suramericana

5.3.3.2 Análisis Estadística Descriptiva



Gráfica 23 Estadística Descriptiva Suramericana

La media de esta serie es de 2.314.82, con una desviación estándar de 1.621.793 y un coeficiente de asimetría de 1.2198 y una kurtosis de 4.556, valores distintos de 0 y 3 respectivamente, dejando ver una distribución asimétrica hacia la izquierda de tipo platocúrtica. Un coeficiente de Jarque-Bera de 58.96, el cual es distinto de cero.

De acuerdo con los resultados obtenidos se puede concluir que la serie no sigue un comportamiento normal, lo que puede suponer que ésta no sea estacionaria.

5.3.3.3 Prueba de Dicky-Fuller aumentada (DFA)

Tabla No.7 Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Suramericana

ADF Test Statistic	-0.491497	1% Critical Value*	-3.4706
		5% Critical Value	-2.8788
		10% Critical Value	-2.5759

*Mackinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(SURA)
 Method: Least Squares
 Date: 07/08/05 Time: 17:10
 Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
SURA(-1)	-0.005909	0.012023	-0.491497	0.6237

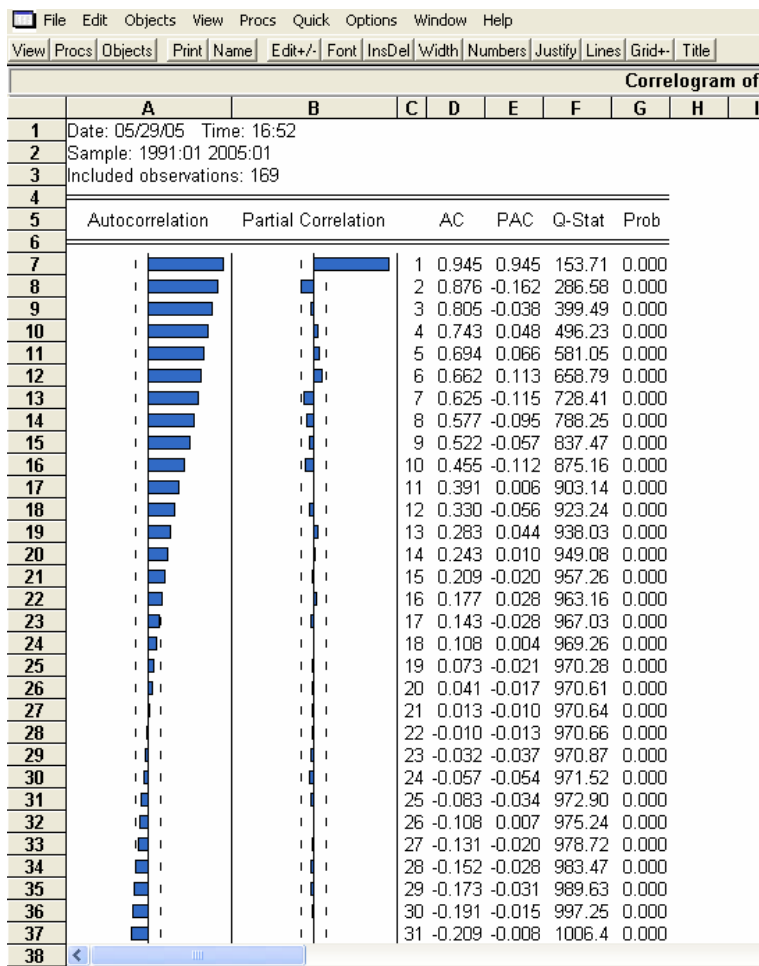
D(SURA(-1))	0.512305	0.070520	7.264653	0.0000
C	35.99022	32.25151	1.115924	0.2661
R-squared	0.253294	Mean dependent var	46.18780	
Adjusted R-squared	0.244188	S.D. dependent var	266.5169	
S.E. of regression	231.7030	Akaike info criterion	13.74659	
Sum squared resid	8804550.	Schwarz criterion	13.80260	
Log likelihood	-1144.840	F-statistic	27.81564	
Durbin-Watson stat	1.864458	Prob(F-statistic)	0.000000	

En el caso de la prueba de raíz unitaria se puede observar que el estadístico tau calculado: 0.491497 es inferior a los valores críticos tau presentados por Mackinnon para 10%, 5% y 1%, lo que hace que no se rechace la hipótesis nula y se pueda concluir que la serie es no estacionaria.

5.3.3.4 Análisis Del Correlograma

El análisis del correlograma que se encuentra en la página siguiente, muestra una serie cuyos valores de autocorrelación caen relativamente rápido hasta un nivel de rezago de 17, con un intervalo de 0.15076923, generando un Q estadístico de 967.03 y un Q calculado de la distribución χ^2 de 129.56, rechazando la hipótesis nula de la existencia de autocorrelación. Desde el punto de vista de la correlación parcial la serie configura un modelo AR (1) y un MA (17).

Cuando se plantea el modelo autorregresivo AR (1), relacionado en la tabla 8, se puede observar que el mismo es significativo, ya que el valor del t-estadístico es de 7.778549, mayor que el encontrado en la tabla de una distribución t, con 166 grados de libertad: 1.96, indicando la no existencia de auto correlación en la serie de residuos. Esta afirmación se corrobora al observar el estadístico de Durbin-Watson el cual tiene un valor muy cercano a 2(1.863505).



Grafica 24. Correlograma Suramericana

Lo que se está demostrando es que no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

Tabla No.8 Modelo Autorregresivo AR(1)-Suramericana

Dependent Variable: D(SURA)
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 16:53
 Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.516841	0.066444	7.778549	0.0000
R-squared	0.244984	Mean dependent var		46.18780
Adjusted R-squared	0.244984	S.D. dependent var		266.5169
S.E. of regression	231.5810	Akaike info criterion		13.73371
Sum squared resid	8902538.	Schwarz criterion		13.75238
Log likelihood	-1145.764	Durbin-Watson stat		1.863505
Inverted AR Roots	.52			

El correlograma correspondiente al modelo AR (1) se encuentra en la tabla No.25. En él se observa que los residuos se encuentran en la banda del 95% de confianza. Sin embargo se realiza la prueba del modelo, a partir de la definición de la hipótesis nula la cual nos dice que todos los ρ_k son iguales a cero. Se utiliza el estadístico de Box y Pierce, comparando el Q calculado con el Q de la tabla de la distribución χ^2 con m grados de libertad, donde los grados de libertad corresponden al número de rezagos que en este caso son 19. El Q calculado es de 16.286, mientras que el Q crítico (de la tabla) es de 32.8523.

Correlogram of Residuals Sq										
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Date: 05/29/05 Time: 18:32									
2	Sample: 1991:03 2005:01									
3	Included observations: 167									
4	Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)									
5										
6	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob				
7										
8					1	-0.004	-0.004	0.0033		
9					2	0.006	0.006	0.0104	0.919	
10					3	0.044	0.044	0.3390	0.844	
11					4	0.241	0.241	10.364	0.016	
12					5	0.003	0.007	10.365	0.035	
13					6	0.002	-0.003	10.365	0.066	
14					7	0.142	0.128	13.915	0.031	
15					8	0.066	0.013	14.698	0.040	
16					9	0.016	0.015	14.743	0.064	
17					10	0.026	0.020	14.869	0.095	
18					11	-0.010	-0.081	14.886	0.136	
19					12	0.015	-0.008	14.926	0.186	
20					13	0.009	0.002	14.942	0.245	
21					14	-0.012	-0.043	14.968	0.309	
22					15	-0.008	0.001	14.980	0.380	
23					16	0.083	0.083	16.261	0.365	
24					17	-0.001	-0.009	16.261	0.435	
25					18	-0.011	0.012	16.285	0.504	
26					19	-0.001	0.003	16.286	0.573	
27					20	-0.017	-0.062	16.340	0.634	
28					21	-0.014	-0.004	16.379	0.693	
29					22	-0.011	-0.007	16.401	0.747	
30					23	-0.018	-0.046	16.467	0.792	
31					24	-0.025	-0.012	16.593	0.829	
32					25	-0.025	-0.024	16.714	0.861	
33					26	-0.025	-0.030	16.838	0.888	
34					27	-0.016	0.019	16.891	0.912	
35					28	-0.028	-0.012	17.052	0.930	
36					29	-0.027	-0.017	17.205	0.944	
37					30	-0.032	-0.004	17.421	0.955	
38										

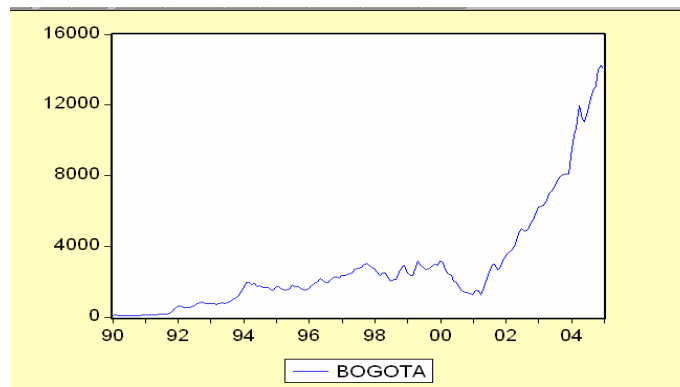
Gráfica No. 25 Correlograma Suramericana AR(1)

Como el Q crítico es mayor que el Q calculado se rechaza la hipótesis nula de que todos los ρ_k son iguales a cero. Este modelo puede catalogarse como un modelo ARIMA (1, 1,17).

5.3.4 Acción Banco De Bogota

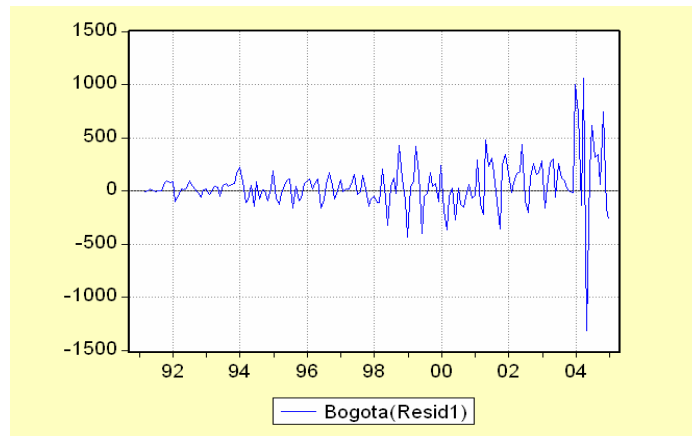
5.3.4.1 Análisis Gráfico

Como se puede observar en la gráfica 26 el precio de la acción entre el año 1992 y el año 2000 presenta una tendencia creciente manteniéndose en un nivel inferior a los \$4.000 por acción. Durante el año 2001 presenta un descenso importante para después incrementar su precio sustancialmente, pasando en menos de cuatro años a un valor superior a los \$12.000 por acción. Esto lo que muestra es un comportamiento aleatorio, que permite inferir una variación entre periodos importante presuponiéndose que la serie no es estacionaria, sino por el contrario, maneja etapas de alta y baja volatilidad.



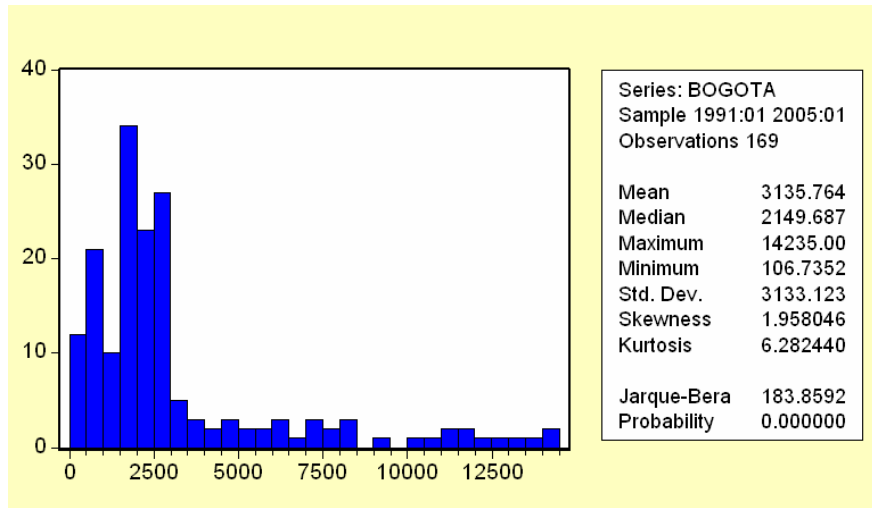
Gráfica 26 Comportamiento histórico del Precio – Banco de Bogotá

La gráfica 27, presenta el comportamiento del precio de la acción del Banco de Bogotá en primera diferencia. Se observa un comportamiento muy estable sin variaciones importantes hasta el año 98; a partir de allí la volatilidad se incrementa. No se observan ciclos ni comportamiento estacional.



Gráfica 27 Primera diferencia- Banco de Bogotá

5.3.4.2 Análisis Estadística Descriptiva



Gráfica 28 Estadística Descriptiva Banco de Bogotá

Como se puede observar en los indicadores estadísticos, la media de la serie es de 3.135,764, con una mediana de 2.149,687, presentando una desviación estándar de 3.133,123. El indicador de asimetría tiene un valor de 1.9580 y de kurtosis de 6.28. La serie presenta una distribución asimétrica platicúrtica hacia la izquierda. Tal como se ha mencionado anteriormente para que la serie se considere como una normal estos parámetros deben tener un valor entre cero y tres. Finalmente el indicador de Jarque –Bera tiene un valor de 211.04, lo que supone que la serie no tiene un comportamiento normal y se puede considerar como no estacionaria.

5.3.4.3 Análisis de la Raíz Unitaria Con Dickey Fuller

Tabla 9. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Banco de Bogotá

ADF Test Statistic	1.597129	1% Critical Value*	-4.0155
		5% Critical Value	-3.4374
		10% Critical Value	-3.1427

*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(BOGOTA)
 Method: Least Squares
 Date: 07/08/05 Time: 17:06
 Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
----------	-------------	------------	-------------	-------

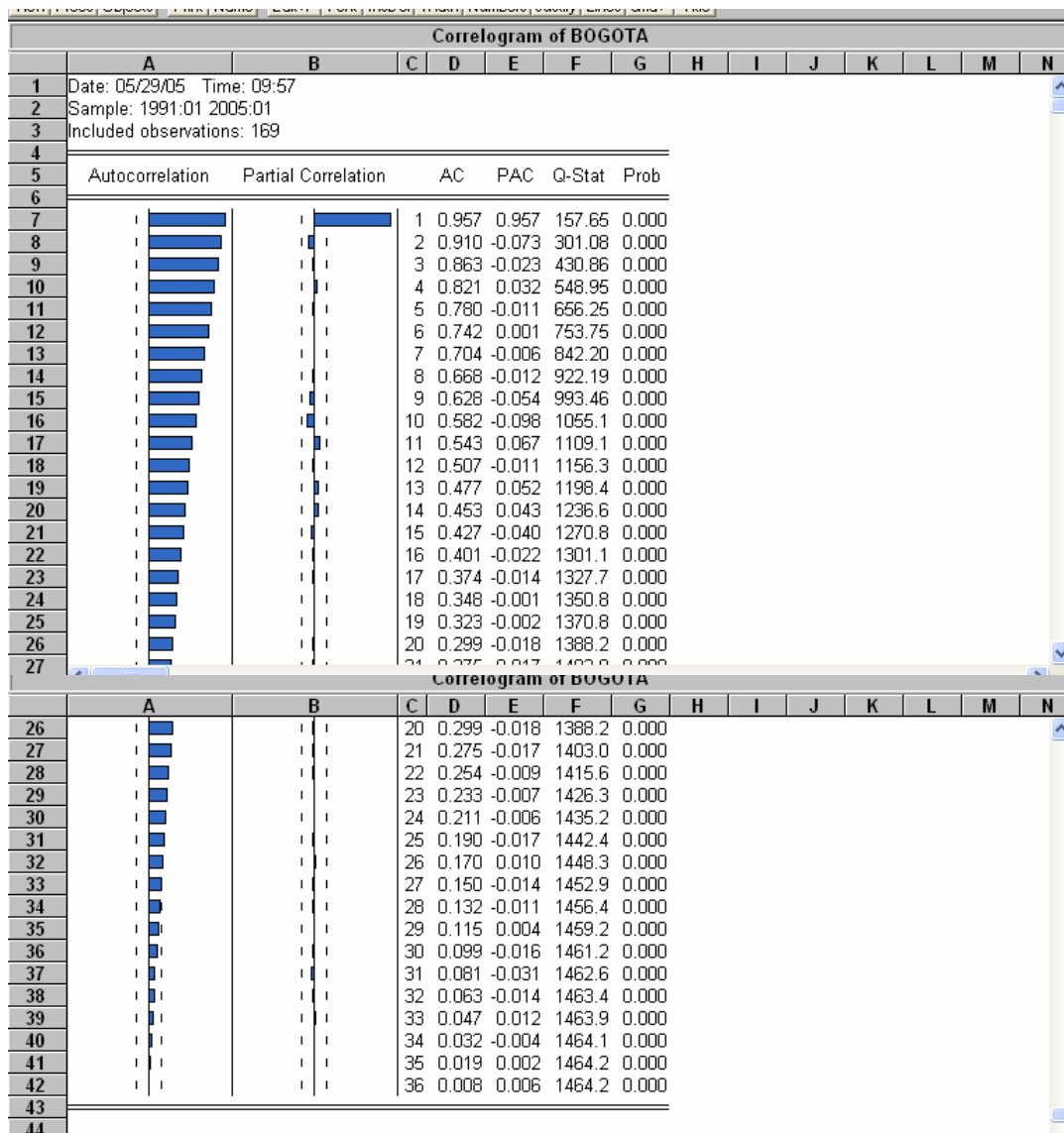
BOGOTA(-1)	0.016234	0.010165	1.597129	0.1122
D(BOGOTA(-1))	0.270789	0.081013	3.342557	0.0010
C	-26.25244	36.92490	-0.710969	0.4781
@TREND(1991:01)	0.433253	0.585149	0.740414	0.4601
R-squared	0.210647	Mean dependent var	83.61994	
Adjusted R-squared	0.196119	S.D. dependent var	252.8044	
S.E. of regression	226.6630	Akaike info criterion	13.70847	
Sum squared resid	8374305.	Schwarz criterion	13.78315	
Log likelihood	-1140.657	F-statistic	14.49937	
Durbin-Watson stat	1.908122	Prob(F-statistic)	0.000000	

El análisis de la prueba DFA parte de la definición de la hipótesis nula: H_0 : La serie presenta raíz unitaria. Hipótesis alterna H_1 : La serie Banco de Bogotá no presenta raíz unitaria.

Como se puede observar el valor absoluto del estadístico τ (τ) toma un valor de 1.597129, menor que los valores críticos τ de Mackinnon en los tres niveles de significación (10%,5% y 1%); por tanto se acepta la hipótesis nula, demostrando que la serie no es estacionaria.

5.3.4.4 Análisis del Correlograma

El correlograma muestra un descenso lento de la correlación hasta el rezago 28 en donde entra a la banda del 95% de confianza. El comportamiento descrito deja ver que la serie tiene una alta correlación entre los residuos, lo que significa que es no estacionaria. Se configura un modelo AR (1), MA (28), teniendo en cuenta la forma de la gráfica de la autocorrelación parcial.



Grafica 29. Correlograma- Banco de Bogotá

Con el modelo autorregresivo AR (1), después de realizar las pruebas respectivas, se puede observar que el mismo es significativo, puesto que el valor del t-estadístico es de 6.61036, mayor que el encontrado en la tabla de la distribución t para 166 grados de libertad y con una probabilidad de 0.025, $t = 1,96$, indicando la no existencia de autocorrelación en la serie de residuos. Así mismo esta afirmación se corrobora al observar el estadístico de Durbin-Watson el cual tiene una valor muy cercano a 2 (2.016324). Lo que se está demostrando es que no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

Tabla 10. Modelo Autorregresivo AR (1)- Banco de Bogotá

Dependent Variable: D(BOGOTA)
 Method: Least Squares
 Date: 05/28/05 Time: 23:04

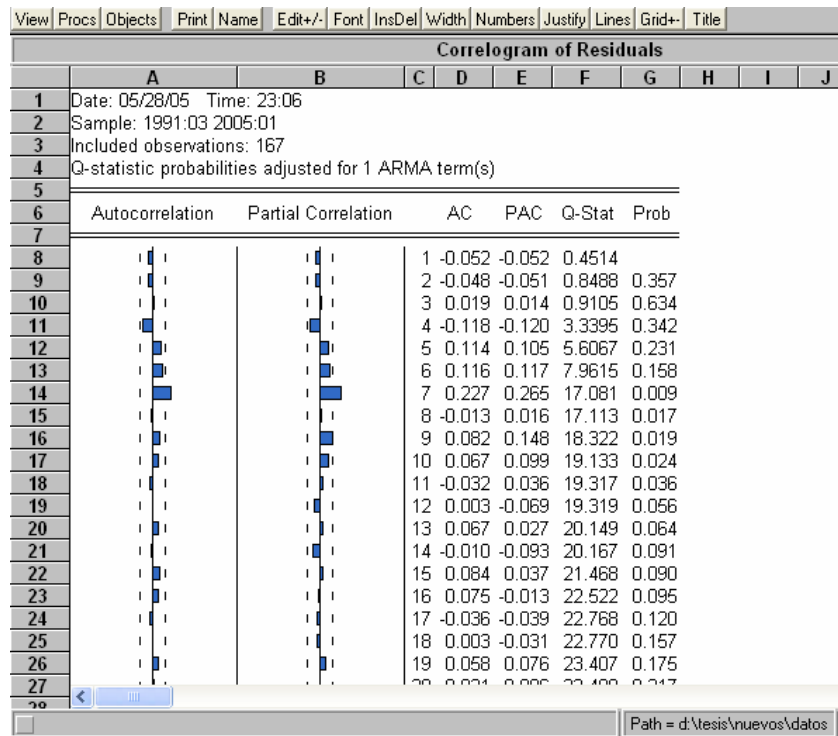
Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.456953	0.069127	6.610360	0.0000
R-squared	0.121250	Mean dependent var		83.61994
Adjusted R-squared	0.121250	S.D. dependent var		252.8044
S.E. of regression	236.9831	Akaike info criterion		13.77982
Sum squared resid	9322724.	Schwarz criterion		13.79850
Log likelihood	-1149.615	Durbin-Watson stat		2.016324
Inverted AR Roots	.46			

El correlograma correspondiente al modelo AR(1) se encuentra en la gráfica 30

En él se observa que los residuos se encuentran en la banda del 95% de confianza. Sin embargo se realiza la prueba del modelo, a partir de la definición de la hipótesis nula la cual nos dice que todos los ρ_k son iguales a cero. Se utiliza el estadístico de Box y Pierce, comparando el Q calculado con el Q de la tabla de la distribución χ^2 con m grados de libertad, donde los grados de libertad corresponden al número de rezagos que en este caso son 19. El Q calculado es de 23.407, mientras que el Q crítico (de la tabla) es de 32.8523.

Como el Q crítico es mayor que el Q calculado se rechaza la hipótesis nula de que todos los ρ_k son iguales a cero. El modelo se puede plantear como un ARIMA (1, 1,28).

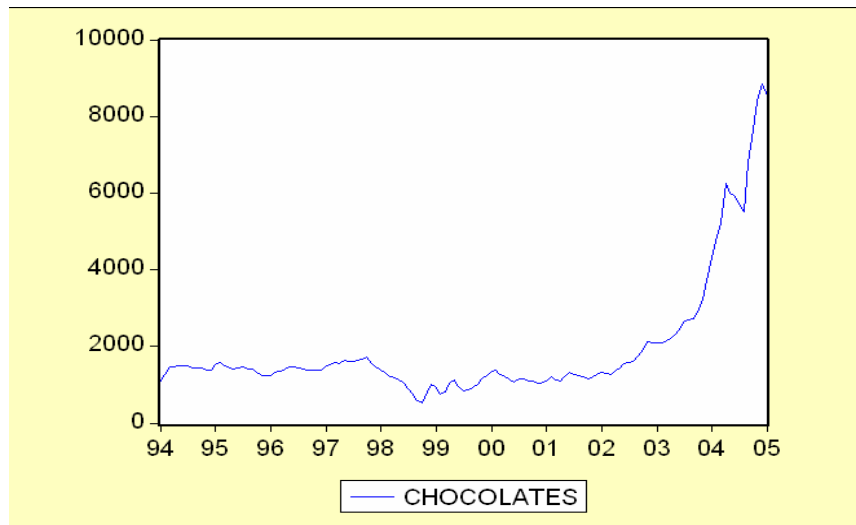


Gráfica 30. Correlograma Banco de Bogotá AR(1)

5.3.5 Acción Nacional de Chocolates

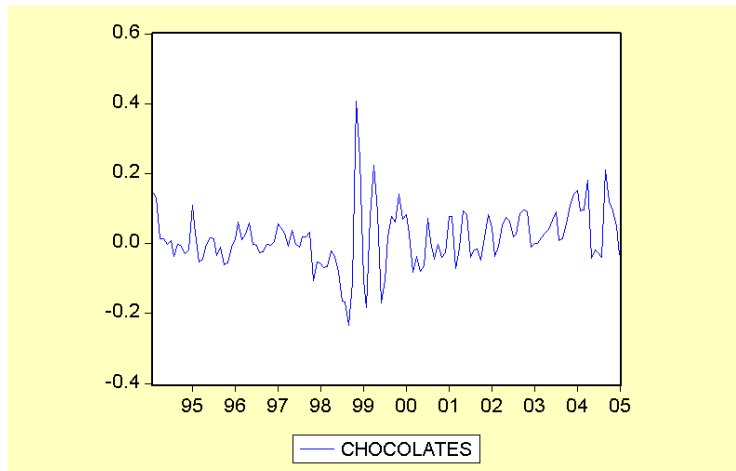
5.3.5.1 Análisis Gráfico

De la gráfica 31 se puede observar que el precio de la acción permanece en un valor más o menos constante durante el periodo de tiempo comprendido entre el año 2004 y el año 2002, con algunos movimientos entre los años 98 al 2000. A partir del año 2002 se presenta un incremento importante en el precio de la acción, pasando de \$2.000 a un valor superior a los \$8.000 en un periodo de tres años aproximadamente.



Gráfica 31 Comportamiento Histórico del Precio-Nacional de Chocolates

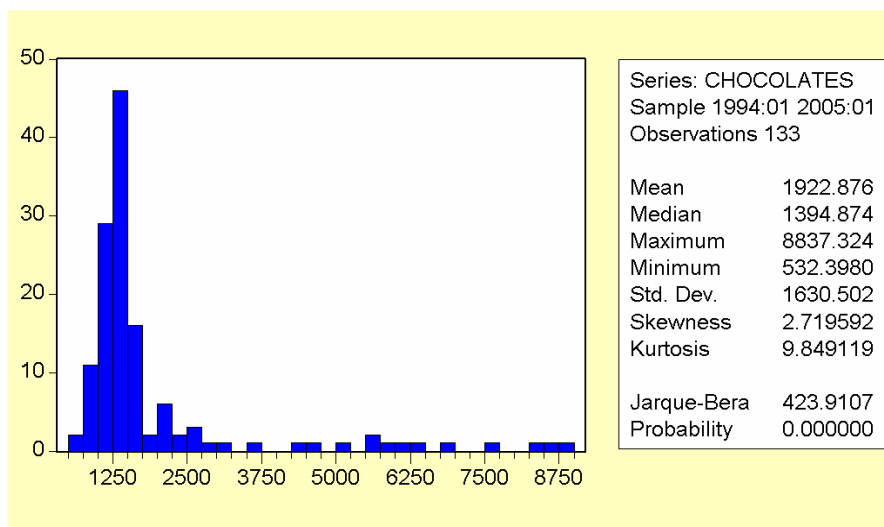
La gráfica 32 muestra el comportamiento del precio de la acción de Nacional de Chocolates en primera diferencia. Se observan variaciones importantes en la rentabilidad durante los años 99 a 2001. Se podría ver algún tipo de ciclo representado por las variaciones de rentabilidad en periodos pequeños de tiempo y a partir del año 2000.



Gráfica 32 Primera Diferencia- Nacional de Chocolates

5.3.5.2 Análisis Estadística Descriptiva

Los indicadores estadísticos de la serie de la Nacional de Chocolates muestran una media de 1.922.87, la cual se explica por la variación tan pequeña del precio en los periodos 1994 a 2002, la desviación estándar tiene un valor de 1.630.50.



Gráfica No.33 Estadística Descriptiva Nacional de Chocolates

Los indicadores de asimetría y kurtosis tienen un valor de 2.719 y 9.849 respectivamente; estos valores están por encima de 0 y 3. La serie presenta una distribución asimétrica hacia la izquierda de tipo platicúrtica. Finalmente el indicador de Jarque-Bera es de 423.91 lo que significa que la serie tiene un comportamiento no estacionario.

5.3.5.3 Análisis de la Raíz Unitaria Con Dickey Fuller

Tabla 11. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada- Nacional de Chocolates

ADF Test Statistic	2.124674	1% Critical Value*	-3.4811
		5% Critical Value	-2.8835
		10% Critical Value	-2.5783

*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

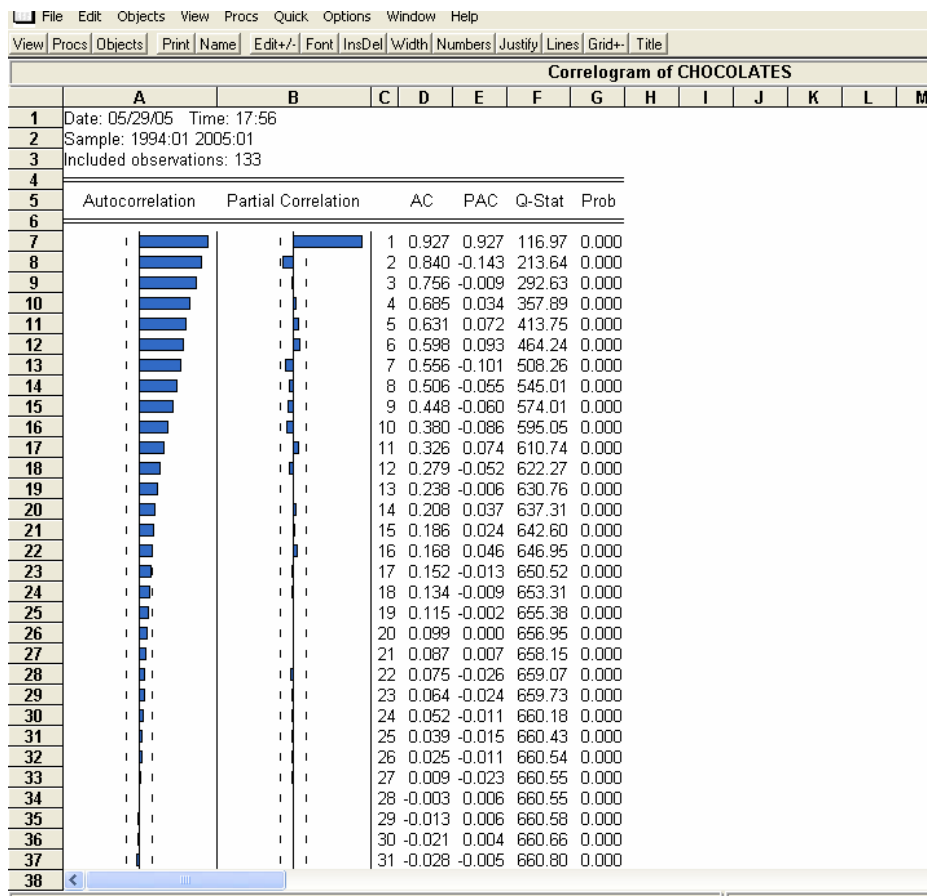
Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(CHOCOLATES)
 Method: Least Squares
 Date: 07/08/05 Time: 16:58
 Sample(adjusted): 1994:03 2005:01
 Included observations: 131 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CHOCOLATES(-1)	0.029346	0.013812	2.124674	0.0355
D(CHOCOLATES(-1))	0.360973	0.098869	3.651008	0.0004
C	-20.96653	27.95949	-0.749890	0.4547
R-squared	0.265687	Mean dependent var	55.47291	

Adjusted R-squared	0.254213	S.D. dependent var	216.3697
S.E. of regression	186.8546	Akaike info criterion	13.32117
Sum squared resid	4469075.	Schwarz criterion	13.38702
Log likelihood	-869.5369	F-statistic	23.15626
Durbin-Watson stat	1.800634	Prob(F-statistic)	0.000000

La prueba de Dicky-Fuller aumentada está demostrando que el estadístico tau, tiene un valor superior a los indicadores críticos establecidos por Mackinnon a nivel del 1% y el 5%; para el 10% no se cumple esta condición. Debido a la anterior situación se utiliza el estadístico t para probar la hipótesis nula que $\delta=0$. El t calculado es de 2.124674, mientras que el t obtenido de la tabla de la distribución t, con 127 grados de libertad es de 1.96. Se comprueba entonces que la serie no sigue un proceso estacionario.

5.3.5.4 Análisis Correlograma



Gráfica 34 Correlograma- Nacional de Chocolates

El correlograma muestra un descenso lento de la correlación hasta el rezago 17 en donde entra a la banda del 95% de confianza. El comportamiento descrito deja

ver que la serie tiene una alta correlación entre los residuos, lo que significa que es no estacionaria. Se configura un modelo AR (1), teniendo en cuenta la forma de la gráfica de la autocorrelación parcial.

Cuando se plantea un modelo autorregresivo AR (1), el cual se encuentra en la tabla 12, se puede observar que el mismo es significativo, ya que el valor del t-estadístico es de 7.005, mayor que el encontrado en la tabla de la distribución t para 131 grados de libertad y con una probabilidad de 0.025, $t = 1.96$, indicando la no existencia de autocorrelación en la serie de residuos. Así mismo esta afirmación se corrobora al observar el estadístico de Durbin-Watson el cual tiene un valor muy cercano a 2 (1.9118722). Lo que se está demostrando es que no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

Tabla 12 Modelo Autorregresivo AR(1)-Nacional de Chocolates

Dependent Variable: D(CHOCOLATES)
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 17:58
 Sample(adjusted): 1994:03 2005:01
 Included observations: 131 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.525822	0.075060	7.005328	0.0000
R-squared	0.225961	Mean dependent var		55.47291
Adjusted R-squared	0.225961	S.D. dependent var		216.3697
S.E. of regresión	190.3610	Akaike info criterion		13.34333
Sum squared resid	4710848.	Schwarz criterion		13.36527
Log likelihood	-872.9878	Durbin-Watson stat		1.918722
Inverted AR Roots	.53			

El correlograma correspondiente al modelo AR (1) se encuentra en la tabla 35

En él se observa que los residuos se encuentran en la banda del 95% de confianza. De todas maneras se realiza la prueba del modelo, a partir de la definición de la hipótesis nula que establece que todos los ρ_k son iguales a cero. Se utiliza el estadístico de Box y Pierce, comparando el Q calculado con el Q de la tabla de la distribución χ^2 con m grados de libertad, donde los grados de libertad corresponden al número de rezagos que en este caso son 19. El Q calculado es de 41.755, mientras que el Q crítico (de la tabla) es de 32.8523.

Correlogram of Residuals												
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Date: 05/29/05 Time: 17:59											
2	Sample: 1994:03 2005:01											
3	Included observations: 131											
4	Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)											
5												
6	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob						
7												
8					1	-0.009	-0.009	0.0106				
9					2	-0.004	-0.004	0.0132	0.909			
10					3	0.028	0.028	0.1215	0.941			
11	■	■			4	-0.418	-0.418	24.048	0.000			
12	■	■			5	0.230	0.276	31.352	0.000			
13					6	0.054	0.028	31.762	0.000			
14					7	0.035	0.070	31.939	0.000			
15	■				8	0.207	0.013	38.018	0.000			
16		■			9	0.054	0.314	38.429	0.000			
17					10	0.074	0.019	39.215	0.000			
18					11	0.061	0.107	39.751	0.000			
19					12	-0.025	0.025	39.844	0.000			
20					13	-0.075	0.008	40.667	0.000			
21					14	0.024	-0.039	40.754	0.000			
22					15	0.032	0.045	40.903	0.000			
23					16	0.011	-0.082	40.922	0.000			
24					17	0.073	-0.041	41.741	0.000			
25					18	0.000	-0.020	41.741	0.001			
26					19	0.010	0.000	41.755	0.001			
27					20	-0.011	-0.117	41.774	0.002			
28					21	-0.046	-0.012	42.115	0.003			
29					22	0.024	0.029	42.208	0.004			
30					23	0.016	0.019	42.251	0.006			
31					24	0.023	-0.020	42.338	0.008			
32					25	0.041	0.074	42.615	0.011			
33					26	-0.004	0.023	42.618	0.015			
34					27	0.007	0.035	42.627	0.021			
35					28	0.002	0.019	42.627	0.029			
36					29	-0.001	0.056	42.627	0.038			
37					30	0.007	-0.017	42.635	0.049			

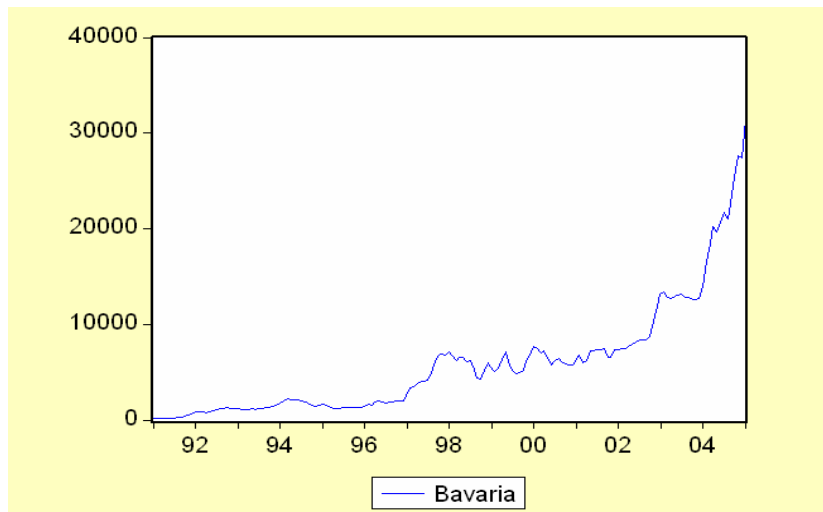
Gráfica 35. Correlograma Nacional de Chocolates AR(1)

Como el Q crítico es mayor que el Q calculado se rechaza la hipótesis nula de que todos los ρ_k son iguales a cero. El modelo se identifica como un modelo ARIMA (1, 1,17)

5.3.6 Bavaria

5.3.6.1 Análisis Gráfico

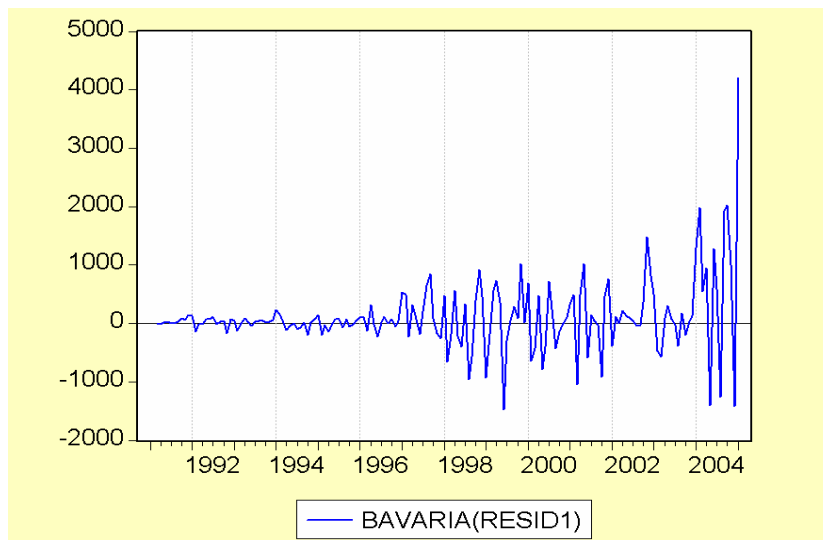
De la gráfica 36 se puede observar el comportamiento de los precios de la acción de Bavaria a partir del año 1992. Se presenta una tendencia de crecimiento suave hasta el año 1996, iniciando un proceso importante de crecimiento hasta incrementar cerca de tres veces su valor en el año 2005.



Gráfica 36 Comportamiento del Precio-Bavaria

La gráfica 37 muestra la rentabilidad de la acción para el mismo periodo de tiempo analizado en la gráfica anterior. Se puede observar que hasta el año 1998 aproximadamente la volatilidad de la rentabilidad fue casi nula, mientras que a partir de esa fecha se presentan variaciones importantes las cuales se van incrementando en la medida en que avanza el tiempo, explicadas tal vez por los movimientos que se presentan por el incremento del precio de la acción.

La Gráfica permite inferir que la serie financiera no se comporta estacionariamente.

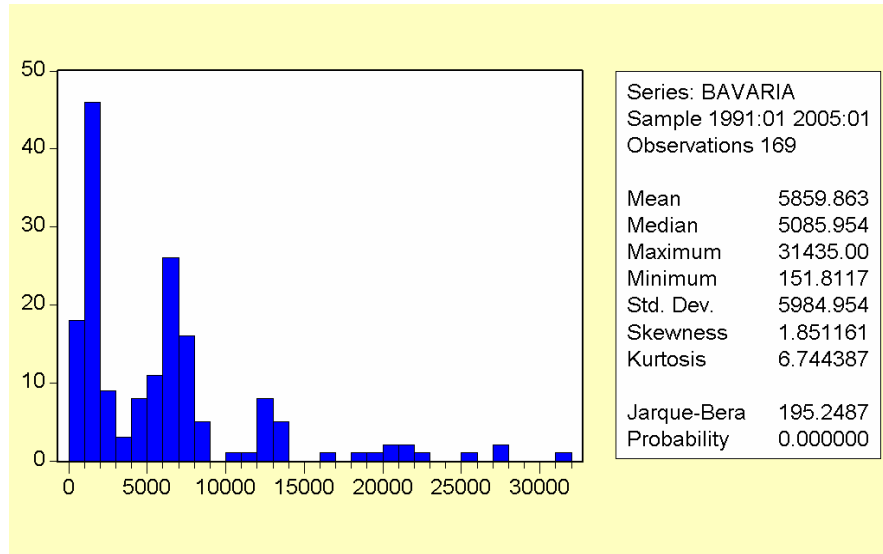


Gráfica 37 Primera Diferencia-Bavaria

5.3.6.2 Análisis Estadística Descriptiva

Los indicadores estadísticos de la serie de Bavaria muestran una media de 5.859,86, una mediana de 5.085.95 y una desviación estándar de 5.984.95.

El indicador de asimetría tiene un valor de 1.8511, valor y un coeficiente de kurtosis de 6.744, los que significa que la serie sigue una distribución asimétrica izquierda de tipo leptocúrtica. Finalmente el indicador de Jarque-Bera es de 195.24 lo que significa que la serie tendría un comportamiento no estacionario.



Gráfica 38. Estadística Descriptiva- Bavaria

5.3.6.3 Análisis de la Raíz Unitaria Con Dickey Fuller

Tabla 13. Prueba de Dicky-Fuller Aumentada-Bavaria

ADF Test Statistic	4.445988	1% Critical Value*	-3.4706
		5% Critical Value	-2.8788
		10% Critical Value	-2.5759

*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(BAVARIA)

Method: Least Squares

Date: 07/08/05 Time: 17:37

Sample(adjusted): 1991:03 2005:01

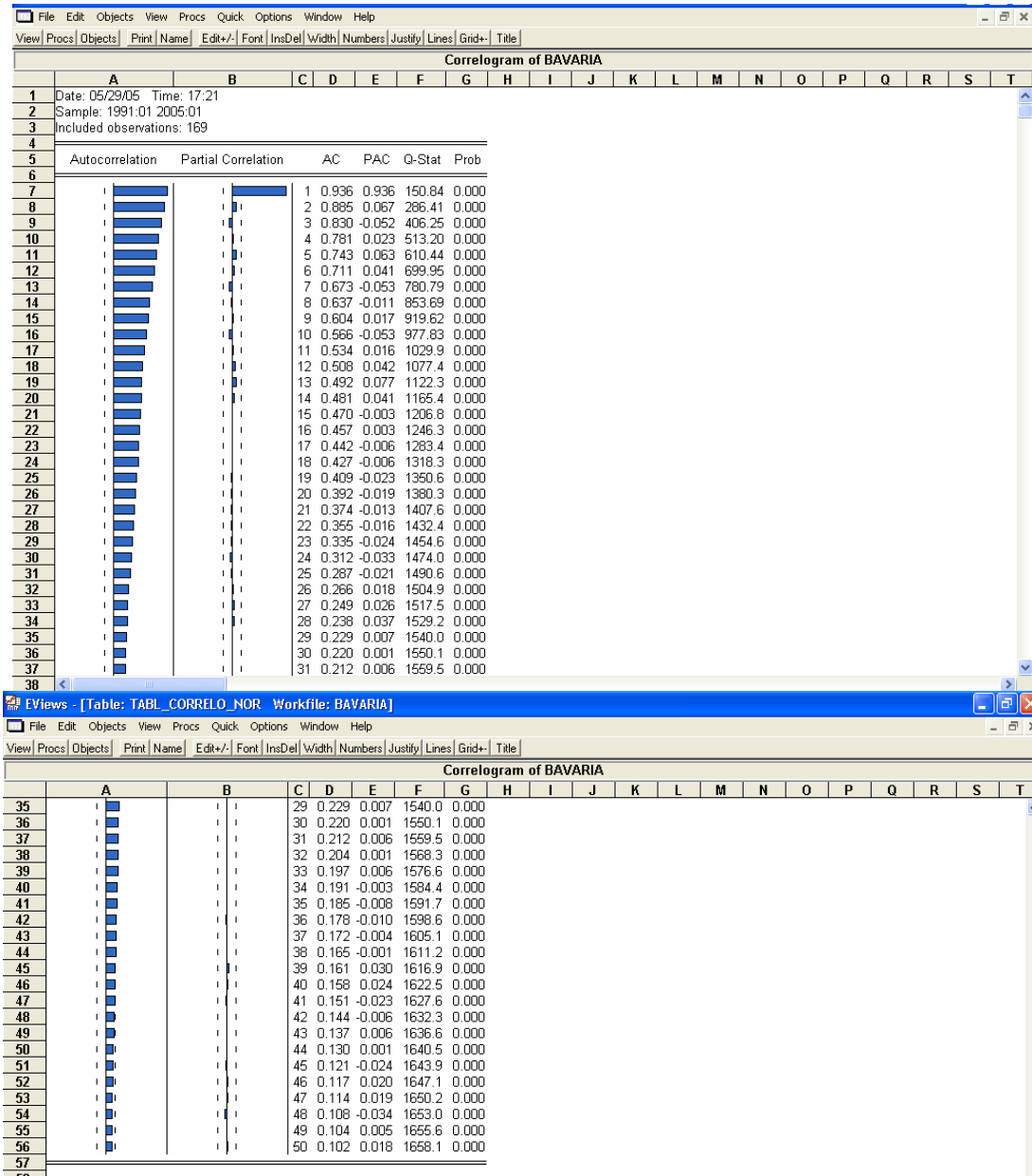
Included observations: 167 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BAVARIA(-1)	0.039683	0.008925	4.445988	0.0000
D(BAVARIA(-1))	0.255450	0.085760	2.978653	0.0033
C	-82.18252	64.83130	-1.267636	0.2067

R-squared	0.236729	Mean dependent var	187.2822
Adjusted R-squared	0.227420	S.D. dependent var	661.9303
S.E. of regression	581.8136	Akaike info criterion	15.58798
Sum squared resid	55515164	Schwarz criterion	15.64399

Log likelihood -1298.596 F-statistic 25.43229
 Durbin-Watson stat 1.767721 Prob(F-statistic) 0.000000

La prueba de Dicky-Fuller aumentada está demostrando que el estadístico tau, tiene un valor superior a los indicadores críticos establecidos por Mackinnon a nivel del 1% y el 5%; para el 10% no se cumple esta condición. Debido a la anterior situación se utiliza el estadístico t para probar la hipótesis nula que $\delta=0$. El t calculado es de 4.445988, mientras que el t obtenido de la tabla de la distribución t, con 127 grados de libertad es de 1.96. Se comprueba entonces que la serie no sigue un proceso estacionario.



Gráfica 39 Correlograma- Bavaria

El correlograma muestra un descenso lento de la correlación hasta el rezago 42 en donde entra a la banda del 95% de confianza, con una longitud de 0.150769. El comportamiento descrito deja ver que la serie tiene una alta correlación entre los residuos, lo que significa que es no estacionaria. Se configura un modelo AR (1) y MA (42), teniendo en cuenta la forma de la gráfica de la autocorrelación parcial.

Se conformó el modelo autorregresivo AR (1), mostrado en la tabla 14, se puede observar que el mismo es significativo, ya que el valor del t-estadístico es de 6.060286, mayor que el encontrado en la tabla de la distribución t para 166 grados de libertad y con una probabilidad de 0.025, $t = 1.96$, indicando la no existencia de autocorrelación en la serie de residuos. Así mismo esta afirmación se corrobora al observar el estadístico de Durbin-Watson el cual tiene un valor muy cercano a 2 (1.761377). Lo que se está demostrando es que no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

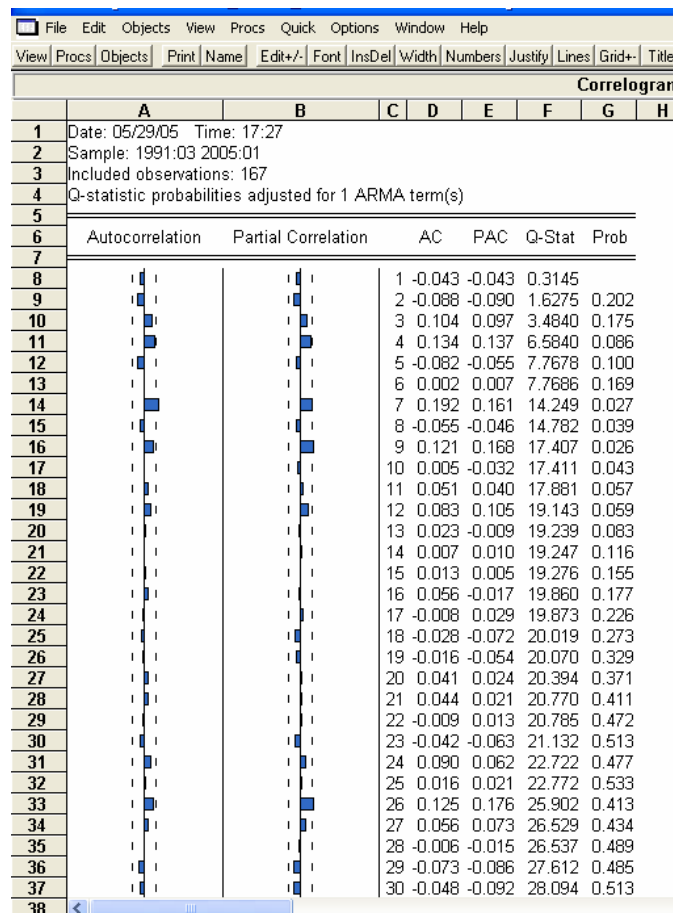
Tabla 14 Modelo AR (1)- Bavaria

Dependent Variable: D(BAVARIA)
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 17:23
 Simple(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.478604	0.078974	6.060286	0.0000
R-squared	0.115221	Mean dependent var		187.2822
Adjusted R-squared	0.115221	S.D. dependent var		661.9303
S.E. of regression	622.6293	Akaike info criterion		15.71175
Sum squared resid	64352766	Schwarz criterion		15.73042
Log likelihood	-1310.931	Durbin-Watson stat		1.761377
Inverted AR Roots	.48			

La gráfica 40 muestra el correlograma respectivo. En él se observa que los residuos se encuentran en la banda del 95% de confianza. El modelo es probado a partir de la definición de la hipótesis nula la cual dice que todos los ρ_k son iguales a cero. Se utiliza el estadístico de Box y Pierce, comparando el Q calculado con el Q de la tabla de la distribución χ^2 con m grados de libertad, donde los grados de libertad corresponden al número de rezagos que en este caso son 19. El Q calculado es de 20.070, mientras que el Q crítico (de la tabla) es de 32.8523.

Como el Q crítico es mayor que el Q calculado se rechaza la hipótesis nula de que todos los ρ_k son iguales a cero. La serie se define como una ARIMA (1, 1, 42).



Gráfica 40 Correlograma Modelo AR(1)-Bavaria

5.3.7 Conclusiones del Análisis de Estacionariedad

Después de haber realizado los distintos análisis: gráfico del comportamiento del precio en el tiempo, en primera diferencia, y análisis de la estadística descriptiva utilizando los coeficientes de simetría y kurtosis y el indicador de Jarque –Bera, se pudo constatar que las series no presentan una distribución normal, lo que supone que las mismas están siguiendo un comportamiento no estacionario.

Así mismo los resultados de la prueba de Dickey-Fuller indican que hay presencia de raíz unitaria en las series analizadas, lo que confirmaría el hecho de la no estacionariedad de las mismas.

Finalmente los correlogramas elaborados muestran existencia de autocorrelación entre los datos pasados y con niveles de rezago que van desde 10 hasta 42, esto significa que la varianza no es constante a lo largo del tiempo y entre los periodos analizados.

Cuando se analizaron los modelos autorregresivos se pudo demostrar que en ellos no existe una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo anterior.

En consecuencia, todas las series han pasado las pruebas y se consideran no estacionarias para el análisis.

5.4 CONTRASTE DE HETEROCEDASTICIDAD

Se realiza ahora el contraste de Heterocedasticidad, con el propósito de establecer para cada una de las series financieras analizadas si su varianza o dispersión permanecen constantes en el tiempo. A partir del modelo AR (1) se realiza una regresión del residuo con su retardo como variable explicativa.

5.4.1 Acción Argos

Tabla 15 Modelo Resid1(-1)- Argos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID1(-1)	0.045152	0.081083	0.556864	0.5784
R-squared	-0.014150	Mean dependent var		64.55790
Adjusted R-squared	-0.014150	S.D. dependent var		511.0335
S.E. of regresión	514.6362	Akaike info criterion		15.33080
Sum squared resid	43700323	Schwarz criterion		15.34955
Log likelihood	-1271.457	Durbin-Watson stat		1.917493

Para verificar la significancia del modelo realizado se compara el t calculado (0.5568) con la prueba y el t obtenido de la distribución t de student para 166 grados de libertad (1.96). Como el t calculado es menor que el t de la tabla, el modelo no es significativo, lo que indica que resid1 no puede explicarse en función de resid (-1).

Se realiza entonces otra regresión, esta vez con los valores de los residuos al cuadrado y su correspondiente primer retardo. Esta prueba se conoce como Test ARCH LM.

Tabla 16 Test de efectos Arch- Argos

ARCH Test:

F-statistic	24.03564	Probability	0.000000
Obs*R-squared	37.75747	Probability	0.000000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 05/28/05 Time: 22:01

Sample(adjusted): 1991:05 2005:01

Included observations: 165 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	129161.6	57052.52	2.263908	0.0249
RESID^2(-1)	0.069335	0.073725	0.940459	0.3484
RESID^2(-2)	0.495434	0.073748	6.717978	0.0000
R-squared	0.228833	Mean dependent var	265344.3	
Adjusted R-squared	0.219313	S.D. dependent var	753813.7	
S.E. of regresión	666043.6	Akaike info criterion	29.67411	
Sum squared resid	7.19E+13	Schwarz criterion	29.73058	
Log likelihood	-2445.114	F-statistic	24.03564	
Durbin-Watson stat	2.085571	Prob(F-statistic)	0.000000	

Lo que se pretende con este Test es evidenciar la presencia de comportamientos ARCH, mediante la determinación de autocorrelación de los residuos al cuadrado.

El modelo se prueba utilizando el Test de White, planteando, como se mencionó anteriormente, como hipótesis nula de que no hay heterocedasticidad.

Si $nR^2 > \chi^2_{gl}$ se rechaza la hipótesis nula, lo que implica existencia de heterocedasticidad.

En este caso el parámetro $nR^2 = 37.299$, mientras que el valor obtenido de la distribución χ^2 con 2 grados de libertad es de 7.37.

El resultado muestra que las variables son significativas estadísticamente entre el cuadrado del residuo y sus valores retardados. Con lo anterior se puede probar que la serie contiene un proceso ARCH, o sea que la varianza del error cambia en el tiempo.

5.4.2 Acción Éxito

Tabla 17 Modelo Resid1 (-1)- Éxito

Dependent Variable: RESID1
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 16:39
 Sample(adjusted): 1997:08 2005:01
 Included observations: 90 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID1(-1)	0.102056	0.106065	0.962202	0.3386
R-squared	0.003363	Mean dependent var	17.45839	
Adjusted R-squared	0.003363	S.D. dependent var	209.7618	
S.E. of regresión	209.4088	Akaike info criterion	13.53750	
Sum squared resid	3902831.	Schwarz criterion	13.56528	
Log likelihood	-608.1876	Durbin-Watson stat	1.911020	

Parámetros de la prueba:

t-estadístico: 0.962202

t-Tabla distribución t-Student, para ochenta y nueve grados de libertad: 1.9903.

Como el t calculado es menor que el t de la tabla, el modelo no es significativo.

Se realiza entonces el Test ARCH:

Tabla 18 Test de Efectos Arch- Éxito

ARCH Test:

F-statistic	7.533743	Probability	0.000972	
Obs*R-squared	13.25045	Probability	0.001326	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 05/29/05 Time: 17:08				
Sample(adjusted): 1997:10 2005:01				
Included observations: 88 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	27712.56	13028.63	2.127052	0.0363
RESID^2(-1)	-0.016406	0.099981	-0.164093	0.8700
RESID^2(-2)	0.387171	0.099981	3.872433	0.0002
R-squared	0.150573	Mean dependent var	43705.84	
Adjusted R-squared	0.130587	S.D. dependent var	115383.3	

S.E. of regresión	107586.1	Akaike info criterion	26.04347
Sum squared resid	9.84E+11	Schwarz criterion	26.12792
Log likelihood	-1142.913	F-statistic	7.533743
Durbin-Watson stat	1.971113	Prob(F-statistic)	0.000972

Parámetros de la prueba:

$$nR^2 = 86 \cdot (0.150573) = 12.94$$

χ^2 con 2 grados de libertad, tabla distribución $\chi^2 = 7.3776$.

El resultado muestra que las variables son significativas estadísticamente entre el cuadrado del residuo y sus valores retardados. Con lo anterior se puede probar que la serie contiene un proceso ARCH, o sea que la varianza del error cambia en el tiempo.

5.4.3 Acción Suramericana

Tabla 19 Modelo Resid1 (-1)- Suramericana

Dependent Variable: RESID1
Method: Least Squares
Date: 05/29/05 Time: 16:55
Sample(adjusted): 1991:04 2005:01
Included observations: 166 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID1(-1)	0.067519	0.077735	0.868579	0.3863
R-squared	-0.004727	Mean dependent var	22.25407	
Adjusted R-squared	-0.004727	S.D. dependent var	231.2025	
S.E. of regresión	231.7483	Akaike info criterion	13.73519	
Sum squared resid	8861703.	Schwarz criterion	13.75393	
Log likelihood	-1139.021	Durbin-Watson stat	1.993755	

Parámetros de la prueba:

t-estadístico: 0.868579

t-Tabla distribución t-Student: para ciento sesenta y cinco grados de libertad: 1.96

Como el t calculado es menor que el t de la tabla, el modelo no es significativo.

Se realiza entonces el Test ARCH:

Tabla 20 Test de Efectos Arch- Suramericana

ARCH Test:

F-statistic	0.002395	Probability	0.961024
Obs*R-squared	0.002425	Probability	0.960726

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/08/05 Time: 17:23

Sample(adjusted): 1991:05 2005:01

Included observations: 165 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	53898.14	16752.17	3.217383	0.0016
RESID^2(-1)	-0.003833	0.078320	-0.048944	0.9610
R-squared	0.000015	Mean dependent var	53692.58	
Adjusted R-squared	-0.006120	S.D. dependent var	207678.0	
S.E. of regression	208312.5	Akaike info criterion	27.34351	
Sum squared resid	7.07E+12	Schwarz criterion	27.38116	
Log likelihood	-2253.840	F-statistic	0.002395	
Durbin-Watson stat	2.000089	Prob(F-statistic)	0.961024	

Parámetros de la prueba:

$$nR^2 = 162 * (0.000015) = 0.0024300$$

χ^2 con 2 grados de libertad, tabla distribución $\chi^2 = 7.3776$.

Como $nR^2 < \chi^2$ la serie no presenta efectos de heterocedasticidad, por el contrario su comportamiento se supone homocedástico.

5.4.4 Acción Banco de Bogotá

Tabla 21 Modelo Resid1 (-1)-Banco de Bogotá

Dependent Variable: RESID1

Method: Least Squares

Date: 05/28/05 Time: 23:07

Simple(adjusted): 1991:04 2005:01

Included observations: 166 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID1(-1)	-0.012012	0.078138	-0.153728	0.8780

R-squared	-0.037734	Mean dependent var	45.27548
Adjusted R-squared	-0.037734	S.D. dependent var	233.3211
S.E. of regresión	237.6825	Akaike info criterion	13.78575
Sum squared resid	9321338.	Schwarz criterion	13.80450
Log likelihood	-1143.218	Durbin-Watson stat	1.992557

Parámetros de la prueba:

t-estadístico: 0.153728

t-Tabla distribución t-Student:, para ciento sesenta y cinco grados de libertad: 1.96

Como el t calculado es menor que el t de la tabla, el modelo no es significativo.

Se realiza entonces el Test ARCH:

Tabla 22 Test de efectos Arch-Banco de Bogotá

ARCH Test:

F-statistic	27.89278	Probability	0.000000
Obs*R-squared	24.10939	Probability	0.000001

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/08/05 Time: 17:27

Sample(adjusted): 1991:05 2005:01

Included observations: 165 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	35068.58	14137.42	2.480549	0.0141
RESID^2(-1)	0.382156	0.072359	5.281361	0.0000

R-squared	0.146118	Mean dependent var	56492.94
Adjusted R-squared	0.140879	S.D. dependent var	187684.0
S.E. of regression	173962.0	Akaike info criterion	26.98311
Sum squared resid	4.93E+12	Schwarz criterion	27.02076
Log likelihood	-2224.106	F-statistic	27.89278
Durbin-Watson stat	2.040993	Prob(F-statistic)	0.000000

Parámetros de la prueba:

$$nR^2 = 162 \cdot (0.146118) = 23.6711$$

χ^2 con 2 grados de libertad, tabla distribución $\chi^2 = 7.3776$.

El resultado muestra que las variables son significativas estadísticamente entre el cuadrado del residuo y sus valores retardados. Con lo anterior se puede probar que la serie contiene un proceso ARCH, o sea que la varianza del error cambia en el tiempo.

5.4.5 Acción Nacional de Chocolates

Tabla 23 Modelo Resid1(-1)-Nacional de Chocolates

Dependent Variable: RESID1
 Method: Least Squares
 Date: 05/29/05 Time: 18:03
 Sample(adjusted): 1994:04 2005:01
 Included observations: 130 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID1(-1)	0.010887	0.090692	0.120043	0.9046
R-squared	-0.015988	Mean dependent var		23.94337
Adjusted R-squared	-0.015988	S.D. dependent var		189.4223
S.E. of regresión	190.9305	Akaike info criterion		13.34936
Sum squared resid	4702627.	Schwarz criterion		13.37142
Log likelihood	-866.7083	Durbin-Watson stat		1.937057

Parámetros de la prueba:

t-estadístico: 0.120043

t-Tabla distribución t-Student, para ciento sesenta y cinco grados de libertad: 1.96

Como el t calculado es menor que el t de la tabla, el modelo no es significativo.

Se realiza entonces el Test ARCH:

Tabla 24 Test de Efectos Arch- Nacional de Chocolates

ARCH Test:

F-statistic	0.934564	Probability	0.335517
Obs*R-squared	0.942347	Probability	0.331675

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/08/05 Time: 17:30

Sample(adjusted): 1994:05 2005:01

Included observations: 129 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	33463.36	16976.92	1.971109	0.0509
RESID^2(-1)	0.086019	0.088979	0.966728	0.3355
R-squared	0.007305	Mean dependent var	36412.89	
Adjusted R-squared	-0.000511	S.D. dependent var	189632.8	
S.E. of regression	189681.3	Akaike info criterion	27.15946	
Sum squared resid	4.57E+12	Schwarz criterion	27.20380	
Log likelihood	-1749.785	F-statistic	0.934564	
Durbin-Watson stat	1.990907	Prob(F-statistic)	0.335517	

Parámetros de la prueba:

$$nR^2 = 128 \cdot (0.007305) = 0.935040$$

χ^2 con 2 grados de libertad, tabla distribución $\chi^2 = 7.3776$.

Como $nR^2 < \chi^2$ la serie no presenta efectos de heterocedasticidad, por el contrario su comportamiento se supone homocedástico.

5.4.6 Acción Bavaria

Tabla 25 Modelo Resid1 (-1)-Bavaria

Dependent Variable: RESID1
Method: Least Squares
Date: 05/29/05 Time: 17:25
Sample(adjusted): 1991:04 2005:01
Included observations: 166 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID1(-1)	-0.024310	0.091343	-0.266135	0.7905
R-squared	-0.031710	Mean dependent var	109.8927	
Adjusted R-squared	-0.031710	S.D. dependent var	614.7090	
S.E. of regression	624.3792	Akaike info criterion	15.71740	
Sum squared resid	64325150	Schwarz criterion	15.73615	
Log likelihood	-1303.544	Durbin-Watson stat	1.733180	

Parámetros de la prueba:

t-estadístico: 0.266135

t-Tabla distribución t-Student: para ciento sesenta y cinco grados de libertad: 1.96

Como el t calculado es menor que el t de la tabla, el modelo no es significativo.
Se realiza entonces el Test ARCH:

Tabla 26 Test de Efectos Arch-Bavaria

ARCH Test:

F-statistic	31.47949	Probability	0.000000
Obs*R-squared	26.73219	Probability	0.000000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/08/05 Time: 17:36

Sample(adjusted): 1991:04 2005:01

Included observations: 166 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	129511.8	116236.5	1.114209	0.2668
RESID^2(-1)	0.917150	0.163466	5.610659	0.0000
R-squared	0.161037	Mean dependent var	387667.2	
Adjusted R-squared	0.155922	S.D. dependent var	1496919.	
S.E. of regression	1375275.	Akaike info criterion	31.11818	
Sum squared resid	3.10E+14	Schwarz criterion	31.15567	
Log likelihood	-2580.809	F-statistic	31.47949	
Durbin-Watson stat	1.236895	Prob(F-statistic)	0.000000	

Parámetros de la prueba:

$$nR^2 = 162 \cdot (0.161037) = 26.087$$

χ^2 con 2 grados de libertad, tabla distribución $\chi^2 = 7.3776$.

El resultado muestra que las variables son significativas estadísticamente entre el cuadrado del residuo y sus valores retardados. Con lo anterior se puede probar que la serie contiene un proceso ARCH, o sea que la varianza del error cambia en el tiempo.

5.4.7 Conclusiones Generales del Contrate de Heterocedasticidad

Las pruebas de heterocedasticidad realizadas a las series mostraron que las acciones de Argos, Bavaria, Bogota, y Éxito presentan un comportamiento heterocedástico, es decir, su varianza no es constante en el tiempo.

En los cuatro casos se rechazó la hipótesis nula de homocedasticidad dado que la probabilidad asociada a cada uno de los estadísticos fue inferior al 5%.

Las series que representan el comportamiento de la acción de Suramericana y Nacional de Chocolates que no pasaron las pruebas de heterocedasticidad, con lo se puede concluir que son series homocedásticas y no presentan los efectos Arch.

Para los casos de Suramericana y Nacional de Chocolates, fue aceptada la hipótesis nula de homocedasticidad debido a que la probabilidad asociada a c/u de los estadísticos fue superior al 5%. En el caso de Suramericana la probabilidad era superior al 99%, mientras que en el caso de nacional de Chocolates la probabilidad fue superior al 60%.

5.5 Estimación de Modelos ARCH y GARCH

Una vez se ha determinado que las series se ajustan a los parámetros definidos por Engle para la aplicación de un modelo Arch o Garch, se procederá a la estimación de estos utilizando el software Econométrico EViews con el apoyo de diversos manuales escritos sobre el tema.

El análisis a partir de ahora se centra en la determinación del coeficiente beta para que pueda ser utilizado en la ecuación del Modelo CAPM con la cual se calcula la rentabilidad de una acción.

El procedimiento es definir la ecuación que relaciona cada una de las acciones con la rentabilidad del mercado (IGBC), aplicando los coeficientes ARCH-GARCH. E-views genera inmediatamente la ecuación, la cual depende de los parámetros p y q que se le deseen incluir en la ecuación.

El mejor modelo a utilizar, el más significativo estadísticamente será el que presente el mayor R^2 o el que presente los menores indicadores Akaike y/o Schwarz.

El análisis se hizo de dos formas, el primero de ellos utilizando como beta el coeficiente que acompaña a la variable independiente del modelo y el segundo utilizando la ecuación generada por E-views para determinar la rentabilidad estimada de la acción.

5.5.1 Estimación del Beta para Argos a partir del modelo ARCH – GARCH

Tabla 27 Parámetros Modelo Arch-Garch- Argos

Dependent Variable: DLOG(ARGOS)
 Method: ML – ARCH
 Date: 05/30/05 Time: 21:58
 Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 36 iterations

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
DLOG(IGBC)	1.081799	0.060317	17.93529	0.0000
C	-0.001987	0.009081	-0.218782	0.8268
AR(1)	0.498670	0.110626	4.507726	0.0000
Variance Equation				
C	0.001004	0.000337	2.977075	0.0029
ARCH(1)	0.514531	0.178089	2.889174	0.0039
GARCH(1)	0.278992	0.145912	1.912060	0.0559
R-squared	0.623836	Mean dependent var		0.020289
Adjusted R-squared	0.612153	S.D. dependent var		0.112756
S.E. of regression	0.070222	Akaike info criterion		-2.877529
Sum squared resid	0.793902	Schwarz criterion		-2.765506
Log likelihood	246.2737	F-statistic		53.40087
Durbin-Watson stat	2.297940	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.50			

Para la acción de Argos el modelo utilizado de acuerdo con los parámetros fue un Arch (1) y Garch (1) con los siguientes resultados:

$$R^2 = 0.623836$$

$$\text{Akaike} = -2.877529$$

$$\text{Schwarz} = -2765506$$

Como el modelo Arch (1) Garch (1) fue el mejor significativamente, este se utiliza como base para estimar el beta de la acción de Argos.

El beta a utilizar es 1.081799

Utilizando la ecuación generada por E-views:

Ecuación

=====

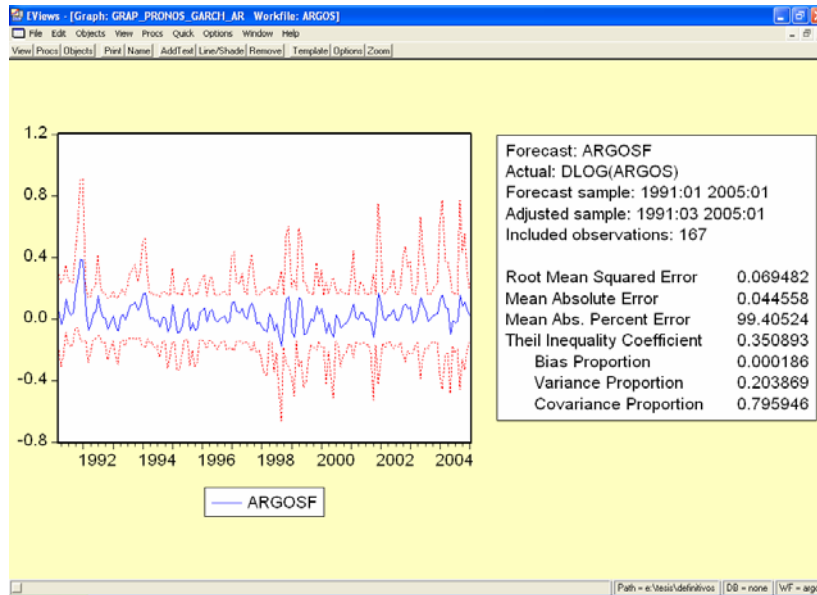
$$\text{DLOG}(\text{ARGOS}) = \text{C}(1) * \text{DLOG}(\text{IGBC}) + \text{C}(2) + [\text{AR}(1) = \text{C}(3)]$$

Sustituyendo los coeficientes:

=====

$$\text{DLOG}(\text{ARGOS}) = 1.081798966 * \text{DLOG}(\text{IGBC}) - 0.001986658816 + [\text{AR}(1) = 0.4986703915]$$

La gráfica 41 muestra el comportamiento de la serie utilizando el modelo propuesto. La gráfica incluye una vista de +/- 2 desviaciones estándar del modelo.



Gráfica 41 Comportamiento Argos con Modelo Ach- Garch

5.5.2 Estimación del Beta de Exito a partir del modelo ARCH – GARCH

Tabla 28 Parámetros Modelo Arch-Garch – Éxito

Dependent Variable: DLOG(ÉXITO)
 Method: ML – ARCH
 Date: 05/30/05 Time: 22:15
 Sample(adjusted): 1997:07 2005:01
 Included observations: 91 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 59 iterations

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
DLOG(IGBC)	0.783299	0.089433	8.758505	0.0000
C	-0.005790	0.011635	-0.497654	0.6187
AR(1)	0.383510	0.140245	2.734576	0.0062

Variance Equation

C	0.000532	0.000811	0.656106	0.5118
ARCH(1)	0.041041	0.050872	0.806761	0.4198
GARCH(1)	0.782995	0.307627	2.545270	0.0109
R-squared	0.530725	Mean dependent var	0.006878	
Adjusted R-squared	0.503121	S.D. dependent var	0.079189	
S.E. of regression	0.055820	Akaike info criterion	-2.895836	
Sum squared resid	0.264851	Schwarz criterion	-2.730285	
Log likelihood	137.7606	F-statistic	19.22611	
Durbin-Watson stat	1.932535	Prob(F-statistic)	0.000000	
Inverted AR Roots	.38			

Con la acción de Éxito se realizó el mismo procedimiento para determinar cual era el mejor modelo Arch y Garch.

Es así como se estableció que el modelo Arch (1) y Garch (1) era el de mayor significancia estadística porque según su $R^2 = 0.503121$ fue el mas alto de todos los demás ensayados, igualmente para verificar la significancia de este modelo se analizaron los indicadores Akaike = -2.895836 y el Schwarz = -2.730285 los cuales fueron los de menor resultado.

Con la certeza de utilizar el modelo más adecuado se determina que el beta para la acción de éxito es 0.783299, valor que será utilizado para pronosticar la rentabilidad de la acción por el modelo CAPM

De la misma manera se presenta la ecuación generada por el software econométrico:

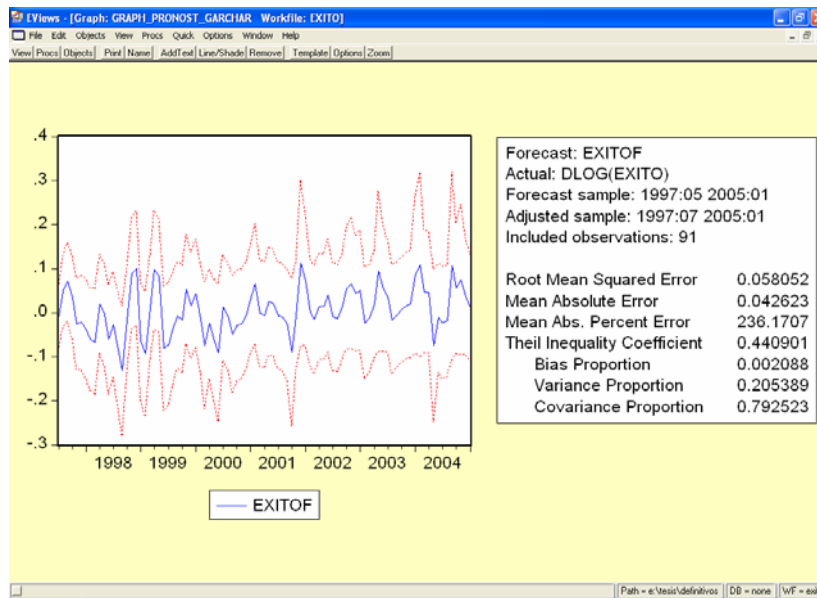
Ecuación

$$\text{DLOG(ÉXITO)} = \text{C(1)*DLOG(IGBC)} + \text{C(2)} + [\text{AR(1)=C(3)}]$$

Sustituyendo los coeficientes:

$$\text{DLOG(ÉXITO)} = 0.7832993054*\text{DLOG(IGBC)} - 0.005790375527 + [\text{AR(1)=0.3835095517}]$$

La gráfica 42 presenta el comportamiento de la rentabilidad de la acción utilizando la anterior ecuación.



Gráfica 42 Comportamiento Éxito con modelo Arch-Garch

5.5.3 Estimación del Beta de Suramericana a partir del modelo ARMA

Tabla No. 29 Parámetros modelo ARMA Suramericana

Dependent Variable: DLOG(SURA)
 Method: Least Squares
 Date: 05/31/05 Time: 22:17
 Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 6 iterations
 Backcast: 1991:02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLOG(IGBC)	1.285242	0.069883	18.39140	0.0000
C	-0.006686	0.005829	-1.146952	0.2531
AR(1)	6.43E-05	0.402939	0.000160	0.9999
MA(1)	0.189964	0.395395	0.480442	0.6316
R-squared	0.723960	Mean dependent var		0.020804
Adjusted R-squared	0.718879	S.D. dependent var		0.115458
S.E. of regression	0.061217	Akaike info criterion		-2.725124
Sum squared resid	0.610845	Schwarz criterion		-2.650442
Log likelihood	231.5479	F-statistic		142.4979
Durbin-Watson stat	1.993033	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.00			
Inverted MA Roots	-.19			

Para la acción de Suramericana se tomo un modelo ARMA (1,1) ya que como se evidencio anteriormente esta solo presento autocorrelación y no heterocedasticidad.

En este modelo igualmente se tomo como parámetro de confiabilidad del mismo los indicadores de $R^2 = 0.723960$ y los de Akaike = -2.725124 y el Schwarz = 2.650442 . El R^2 fue el mayor de todos los modelos probados y los otros dos fueron los menores cumpliéndose así el criterio de selección de modelo ARMA (1,1). El beta calculado para esta acción según el modelo fue de 1.285242 , el cual se utilizara para proyectar la rentabilidad por el modelo CAPM.

Con este modelo también se planteo una ecuación que puede ayudar a calcular la rentabilidad esperada de la acción de Suramericana así:

Ecuación

=====

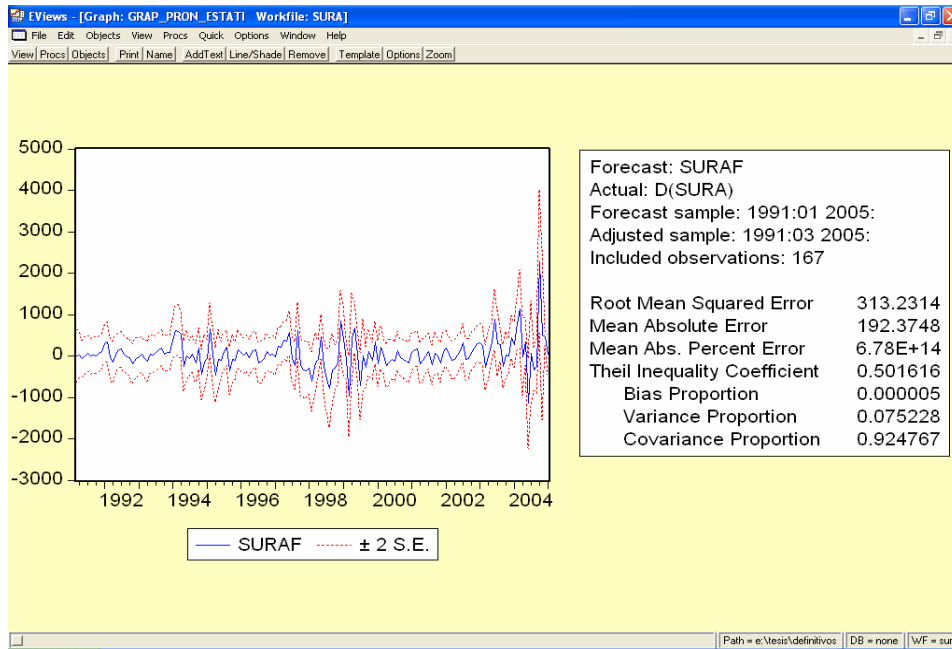
$$\text{DLOG(SURA)} = \text{C}(1) * \text{DLOG(IGBC)} + \text{C}(2) + [\text{AR}(1)=\text{C}(3), \text{MA}(1)=\text{C}(4), \text{BACKCAST}=1991:03]$$

Sustituyendo los coeficientes:

=====

$$\text{DLOG(SURA)} = 1.28524192 * \text{DLOG(IGBC)} - 0.006685578394 + [\text{AR}(1)=6.433138471\text{e}-05, \text{MA}(1)=0.1899642376, \text{BACKCAST}=1991:03]$$

A continuación se presenta el grafico del pronóstico en el cual se puede observar que si se tomara la ecuación anterior para realizar una estimación de la rentabilidad esperada de Suramericana seria de una alta confiabilidad.



Gráfica 43 Comportamiento Suramericana con modelo ARMA

5.5.4 Estimación del Beta Nacional de Chocolates a partir del modelo ARCH-GARCH

Tabla 30 Parámetros modelo ARCH-GARCH – Nacional de Chocolates

Dependent Variable: DLOG(CHOCOLATES)
 Method: Least Squares
 Date: 06/05/05 Time: 21:01
 Sample(adjusted): 1994:03 2005:01
 Included observations: 131 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 12 iterations
 Backcast: 1994:02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DLOG(IGBC)	1.004243	0.078143	12.85131	0.0000
C	0.003578	0.005766	0.620484	0.5361
AR(1)	-0.204756	0.162960	-1.256480	0.2112
MA(1)	0.666760	0.122696	5.434264	0.0000
R-squared	0.693311	Mean dependent var		0.014517
Adjusted R-squared	0.686067	S.D. dependent var		0.084333
S.E. of regression	0.047251	Akaike info criterion		-3.236613
Sum squared resid	0.283551	Schwarz criterion		-3.148821
Log likelihood	215.9982	F-statistic		95.70015
Durbin-Watson stat	1.989420	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	-20			

Para la acción de Nacional de Chocolates se tomo un modelo ARMA (1,1) ya que como se evidencio anteriormente esta solo presento autocorrelación y no heterocedasticidad.

En este modelo igualmente se tomo como parámetro de confiabilidad del mismo los indicadores de $R^2 = 0.723960$ y los de Akaike = -3.236613 y el Schwarz = -3.148821 . El R^2 fue el mayor de todos los modelos probados y los otros dos fueron los menores cumpliéndose así el criterio de selección de modelo ARMA (1,1). El beta calculado para esta acción según el modelo fue de 1.004243 , el cual se utilizara para proyectar la rentabilidad por el modelo CAPM.

Con este modelo también se planteo una ecuación que puede ayudar a calcular la rentabilidad esperada de la acción de Nacional de Chocolates así:

Estimation Equation:

=====

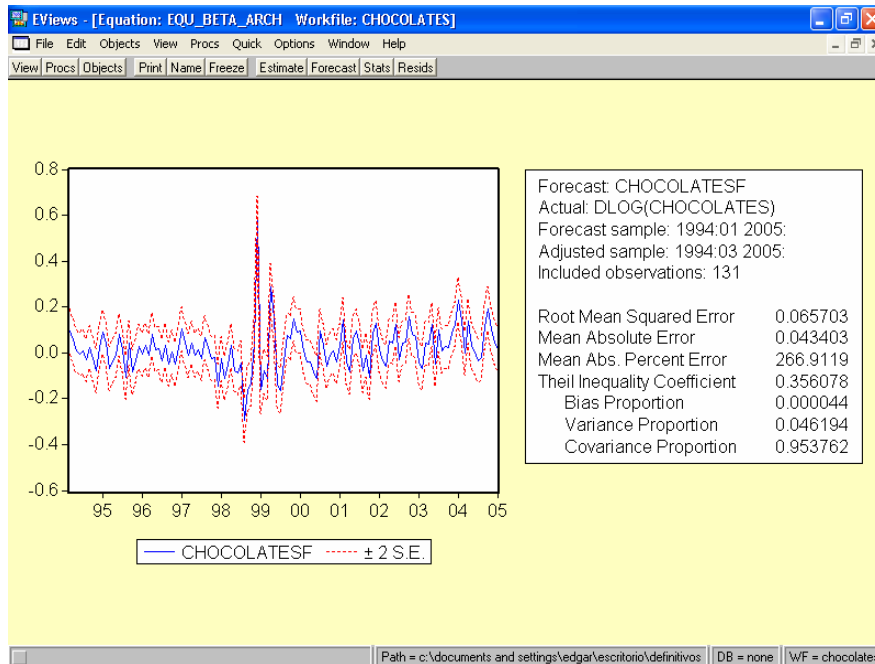
$$\text{DLOG(CHOCOLATES)} = \text{C(1)*DLOG(IGBC)} + \text{C(2)} + [\text{AR(1)=C(3),MA(1)=C(4),BACKCAST=1994:03}]$$

Substituted Coefficients:

=====

$$\text{DLOG(CHOCOLATES)} = 1.004242704*\text{DLOG(IGBC)} + 0.003577936632 + [\text{AR(1)=-0.2047556023,MA(1)=0.6667602676,BACKCAST=1994:03}]$$

A continuación se presenta el grafico del pronóstico de la rentabilidad de la acción en el cual se observa que el pronóstico puede ser altamente confiable.



Gráfica 44 Comportamiento Suramericana con modelo Arch - Garch

5.5.5 Estimación del Beta Banco de Bogota a partir del modelo Arch – Garch

Tabla 31 Parámetros Modelo Arch-Garch – Banco de Bogotá

Dependent Variable: DLOG(BOGOTA)
 Method: ML – ARCH
 Date: 05/30/05 Time: 22:10
 Sample(adjusted): 1991:03 2005:01
 Included observations: 167 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 25 iterations

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
DLOG(IGBC)	0.881669	0.050730	17.37963	0.0000
C	0.009042	0.005491	1.646684	0.0996
AR(1)	0.460665	0.087462	5.267055	0.0000
Variance Equation				
C	0.000211	7.72E-05	2.732608	0.0063
ARCH(1)	0.312303	0.096311	3.242656	0.0012
GARCH(1)	0.640984	0.054830	11.69037	0.0000
R-squared	0.629405	Mean dependent var		0.028763
Adjusted R-squared	0.617895	S.D. dependent var		0.093823
S.E. of regression	0.057997	Akaike info criterion		-3.197511
Sum squared resid	0.541539	Schwarz criterion		-3.085487
Log likelihood	272.9922	F-statistic		54.68721
Durbin-Watson stat	1.833236	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.46			

El modelo propuesto para la acción fue un Arch y Garch; Arch (1) y Garch (1) porque según su $R^2 = 0.6294051$ fue el mas alto de todos los demás ensayados, igualmente los indicadores Akaike = -3.197511 y el Schwarz = -3.085487 fueron los que arrojaron un menor resultado en su coeficiente.

El beta con el cual se pronosticará la rentabilidad de la acción del banco de bogota es de 0.881669.

Como se hizo con las anteriores acciones se tuvo en cuenta el modelo planteado para determinar una ecuación que puede servir para pronosticar la rentabilidad de la acción de Banco de Bogota a través de una simple regresión lineal así:

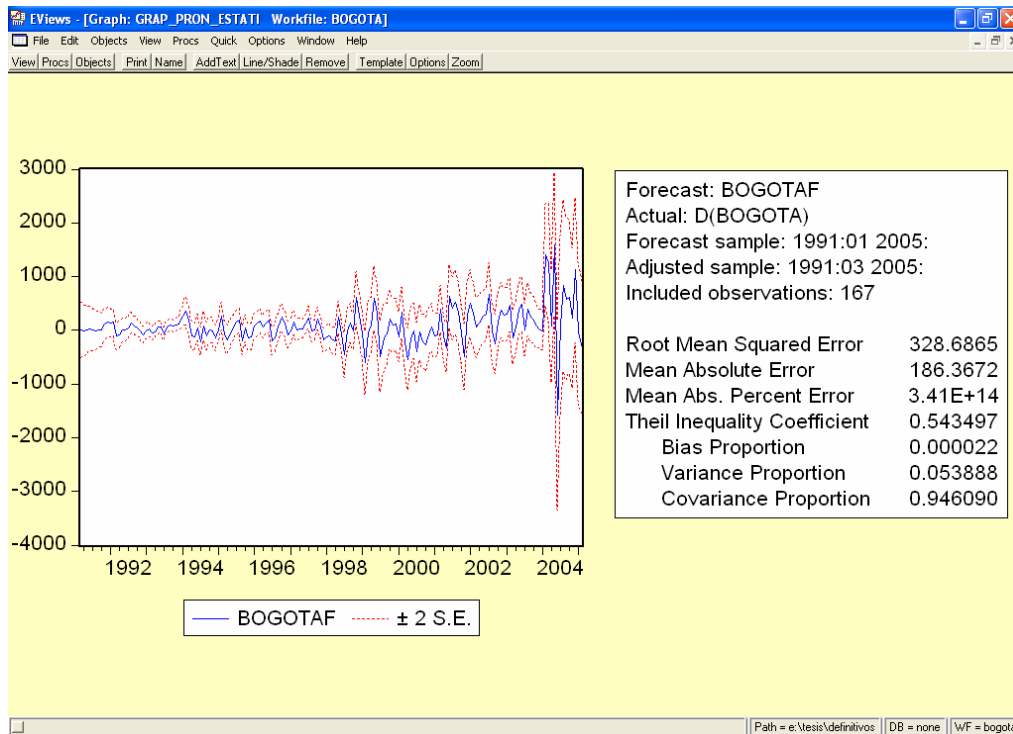
Ecuación

$$\text{DLOG(BOGOTA)} = C(1)*\text{DLOG(IGBC)} + C(2) + [\text{AR}(1)=C(3)]$$

Sustituyendo los coeficientes:

$$\text{DLOG(BOGOTA)} = 0.8816692252*\text{DLOG(IGBC)} + 0.009042307849 + [\text{AR}(1)=0.4606647745]$$

En la gráfica que se muestra a continuación, se observa el pronóstico de la rentabilidad pero usando la ecuación generada por E-views.



Gráfica 45 Comportamiento Bogotá con modelo Arch-Garch

5.5.6 Beta Bavaria con el modelo ARCH-GARCH

Tabla 32 Parámetros Modelo Arch-Garch - Bavaria

Dependent Variable: DLOG(BAVARIA)

Method: ML – ARCH

Date: 05/30/05 Time: 22:06

Sample(adjusted): 1991:03 2005:01

Included observations: 167 after adjusting endpoints

Convergence achieved after 39 iterations

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
DLOG(IGBC)	1.126771	0.049550	22.74010	0.0000
C	0.011153	0.006206	1.797016	0.0723
AR(1)	0.428725	0.081193	5.280331	0.0000
Variance Equation				
C	0.001584	0.000497	3.186937	0.0014
ARCH(1)	0.402194	0.206833	1.944534	0.0518
GARCH(1)	-0.037220	0.259148	-0.143624	0.8858
R-squared	0.734131	Mean dependent var		0.031662
Adjusted R-squared	0.725874	S.D. dependent var		0.092907
S.E. of regression	0.048643	Akaike info criterion		-3.226374
Sum squared resid	0.380951	Schwarz criterion		-3.114350
Log likelihood	275.4022	F-statistic		88.91222
Durbin-Watson stat	2.067306	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.43			

Para la acción de Bavaria el modelo que se planteo también fue un Arch (1) y Garch (1) ya que el $R^2 = 0.734131$ fue el mayor de todos los demás ensayados, igualmente para verificar la significancia de este modelo se analizaron los indicadores Akaike = -3.226374 y el Schwarz = -3.114350 los cuales fueron los de menor resultado. La teoría establece que para determinar la mejor significancia de estos modelos hay que tomar el de mayor R^2 y aquellos que presenten los menores indicadores de Akaike y Schwarz.

De acuerdo con el modelo se estableció un Beta para esta acción igual a 1.126771 que será utilizado en el cálculo de la rentabilidad esperada para Bavaria según el modelo CAPM

Similar al análisis anterior se muestra la ecuación generada por E-views con la cual también se puede pronosticar la rentabilidad de la acción de Bavaria a través de una simple regresión lineal:

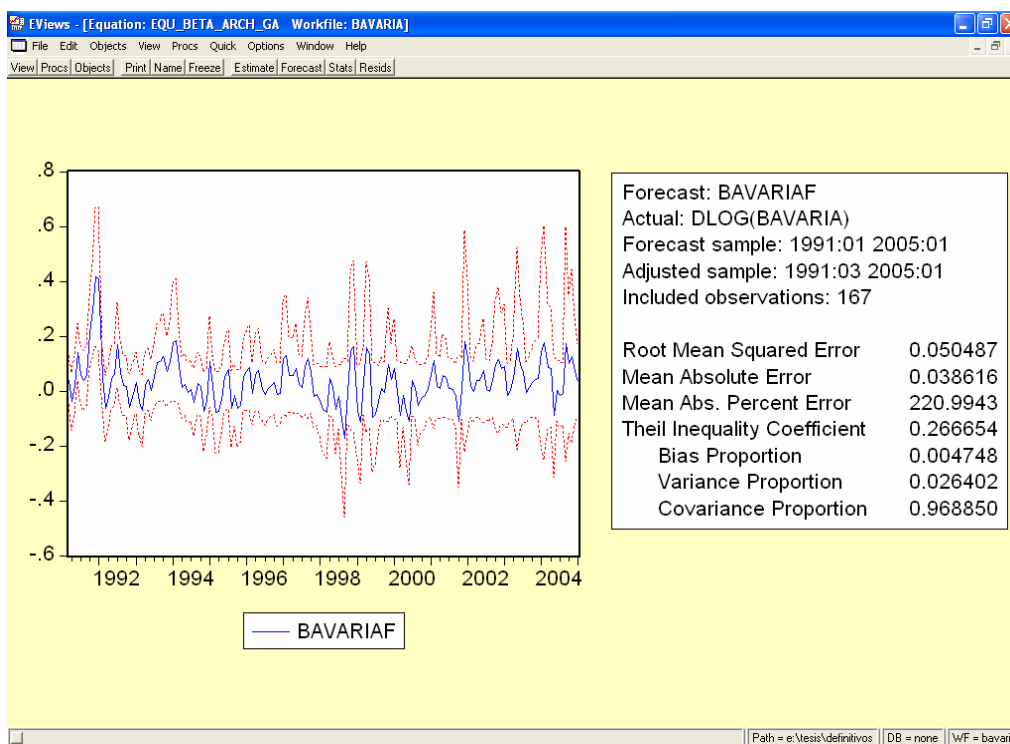
Ecuación

$$\text{DLOG(BAVARIA)} = C(1)*\text{DLOG(IGBC)} + C(2) + [\text{AR}(1)=C(3)]$$

Sustituyendo los coeficientes:

$$\text{DLOG(BAVARIA)} = 1.126770778*\text{DLOG(IGBC)} + 0.01115251697 + [\text{AR}(1)=0.428724591]$$

A continuación se presenta el grafico del pronóstico de la acción teniendo en cuenta la anterior ecuación:



Gráfica 46 Comportamiento de Bavaria con modelo Arch-Garch

5.6 Rentabilidad esperada de las acciones teniendo en cuenta los betas calculados por la metodología tradicional y los modelos Arch y Garch.

Hasta el momento por una parte, se tienen calculados los betas utilizando la metodología tradicional, esto es, haciendo una regresión lineal de las

rentabilidades observadas en el pasado y calculando la pendiente de la línea recta o por medio de la división entre la covarianza mercado acción y la varianza del mercado.

Por otra parte se tiene el beta obtenido de la conformación de los modelos teniendo en cuenta los efectos Arch, o sea los efectos autorregresivos y Heterocedásticos de las series.

Lo que queda entonces es realizar los estimativos de rentabilidad de las acciones analizadas, con un horizonte de un mes, específicamente para el mes de febrero de 2005.

El pronóstico se realiza en términos mensuales porque así están conformadas las series financieras.

Se determinó que la tasa libre de riesgo era la equivalente a los TES con vencimiento mas próximo a la fecha del pronóstico o sea los que tuvieron el vencimiento en el mes de marzo del 2005.

La rentabilidad del mercado del mes de febrero fue igualmente estimada y para ello se utilizo un promedio de todo el periodo analizado. Los datos de la tasa libre de riesgo y la rentabilidad estimada del mercado son similares e igualmente aplicables para el cálculo de la rentabilidad de todas las acciones.

Los resultados fueron los siguientes:

5.6.1 Rentabilidad esperada y real acción Argos

Los datos que se utilizaron para determinar la rentabilidad esperada de la acción de Argos son los siguientes:

Datos	
Beta Tradicional	1,1848
Beta Arch Garch	1,0818
Tasa Libre de Riesgo	0,5427%
Rentabilidad IGBC	0,02118183

	Beta Tradicional	Beta Arch
Rentabilidad Esperada	2,41%	2,25%
Rentabilidad Real	-2,89%	

Como se puede observar las dos rentabilidades esperadas son muy similares, ya que los betas no presentaron una diferencia sustancial o representativa. El beta normal fue 1,1848 y el calculado por los modelos autorregresivos fue de 1,0818.

Las rentabilidades estimadas según estos betas fueron entonces de 2.41% y 2.25% respectivamente.

Al comparar la rentabilidad esperada por ambos métodos con la rentabilidad real se observa que no se presentó un incremento sino por el contrario una disminución del 2.89% en el mes de febrero.

5.6.2 Rentabilidad esperada y real acción Éxito

Datos	
Beta Tradicional	0,7956
Beta Arch Garch	0,7833
Tasa Libre de Riesgo	0,5427%
Rentabilidad IGBC	0,02118183

	Beta Tradicional	Beta Arch
Rentabilidad Esperada	1,80%	1,78%
Rentabilidad Real	7,92%	

En el caso de la acción de almacenes Éxito, la rentabilidades esperadas utilizando los dos modelos fueron muy similares: 1.80% y 1.78%, desde luego esto se debe a que los betas tuvieron también un valor muy parecido: el beta tradicional fue de 0.7956 y el determinado por los modelos arch. y Garch fue de 0.7833.

La rentabilidad real fue del 7.92%, valor que estuvo muy lejos de la pronosticada o estimada de 1.80%, teniendo en cuenta el beta tradicional y 1.78% para el beta por los modelos autorregresivos.

Como se puede ver, los pronósticos no han sido certeros ni para el caso de argos ni para Éxito; por ello y de manera complementaria, se realizará un análisis de las volatilidades diarias de los últimos dos años con el objetivo de establecer si para estos periodos de comienzos de año las acciones presentan grandes volatilidades que expliquen los datos hasta ahora encontrados. Este análisis será presentado posteriormente.

5.6.3 Rentabilidad esperada y real acción Suramericana

Datos	
Beta Tradicional	1,2981
Beta ARMA	1,2852
Tasa Libre de Riesgo	0,5427%
Rentabilidad IGBC	0,02118183

	BETA TRADICIONAL	BETA ARMA
Rentabilidad Esperada	2,59%	2,57%
Rentabilidad Real	14,10%	

En la acción de Suramericana no se utilizó un modelo Arch y Garch ya que la serie no presentó efectos Heterocedásticos, se corrió entonces un modelo ARMA el cual arrojó un beta de 1.285242 también muy parecido al calculado por la metodología tradicional 1.2981, lo anterior llevó a que las rentabilidades estimadas estuvieran muy cercanas; la del beta normal estuvo en 2.59% y la del modelo ARMA estuvo en un 2.57%.

La rentabilidad real de esta acción para el mes de febrero fue de 14.10%, valor muy lejano a las proyecciones realizadas por ambos métodos.

Posteriormente se intentará realizar un análisis de las volatilidades para explicar el resultado real obtenido con el proyectado.

5.6.4 Rentabilidad esperada y real acción Banco de Bogotá

Datos	
Beta Tradicional	0,9249
Beta Arch Garch	0,8817
Tasa Libre de Riesgo	0,5427%
Rentabilidad IGBC	0,02118183

	BETA TRADICIONAL	BETA ARCH
Rentabilidad Esperada	2,00%	1,93%
Rentabilidad Real	9,64%	

La rentabilidad pronosticada de la acción del Banco de Bogotá fue del 2% y con el modelo Arch. fue de 1.93%. De nuevo unas rentabilidades esperadas muy cercanas ya que los betas no presentaron una gran diferencia, el beta tradicional fue de 0.9249 mientras que el calculado por el modelo Arch. y Garch estuvo en 0.8817.

La rentabilidad real para el mes de febrero fue de 9.64%, como se observa estuvo muy por encima de las estimadas por el modelo CAPM según el beta utilizado; esta acción también presentó gran discrepancia entre lo pronosticado y lo real lo cual será evaluado y analizado a través del análisis de la volatilidad diaria que se hará más adelante.

5.6.5 Rentabilidad esperada y real acción Nacional de Chocolates

Datos	
Beta Tradicional	1,06450
Beta AMA	1,00424
Tasa Libre de Riesgo	0,5427%
Rentabilidad IGBC	0,02118183

	BETA TRADICIONAL	BETA ARMA
Rentabilidad Esperada	2,22%	2,12%
Rentabilidad Real	10,45%	

El beta por la metodología tradicional de Chocolates tradicional fue de 1.06450 y el beta por el modelo ARMA fue de 1.00424, las diferencias entonces de la rentabilidad esperada son muy pocas: con metodología tradicional: 2.22% y con el modelo ARMA 2.12%.

De nuevo en esta acción se presentó una gran diferencia con la rentabilidad real para el mes de febrero ya que se esperaba que estuviera en 2.22% o 2.12% según el beta utilizado y esta se ubicó en un 10.45% muy lejos de los pronósticos establecidos. Entonces habrá que observar que ha pasado con la volatilidad de la acción de chocolates y tratar de dar una explicación a estas discrepancias.

5.6.6 Rentabilidad esperada y real acción Bavaria

Datos	
Beta Tradicional	1,0402
Beta Arch Garch	1,1268
Tasa Libre de Riesgo	0,5427%
Rentabilidad IGBC	0,02118183

	BETA TRADICIONAL	BETA ARCH
Rentabilidad Esperada	2,18%	2,32%
Rentabilidad Real	17,92%	

Los betas de la acción de Bavaria fueron de 1.0402 utilizando la metodología tradicional y el calculado por los modelos autorregresivos estuvo en 1.1268; la rentabilidad pronosticada utilizando el beta tradicional fue de 2.18% y la del beta con efectos arch y Garch fue de 2.32%.

Como se puede observar en la tabla, la rentabilidad real para el mes de febrero estuvo muy por encima de lo pronosticado ya que se situó en un 17.92%.

En esta acción la diferencia entre lo pronosticado y lo real fue muy evidente y habrá que establecer que pudo haber sucedido con el precio de la acción en el mes de febrero.

5.7 Análisis de la volatilidad Diaria de las acciones

Una vez realizados los pronósticos y comparados con las rentabilidades reales, se observan diferencias sustanciales que obligan a estudiar adicionalmente la volatilidad diaria de las acciones, de tal forma que se pueda dar una explicación a los resultados obtenidos en la investigación.

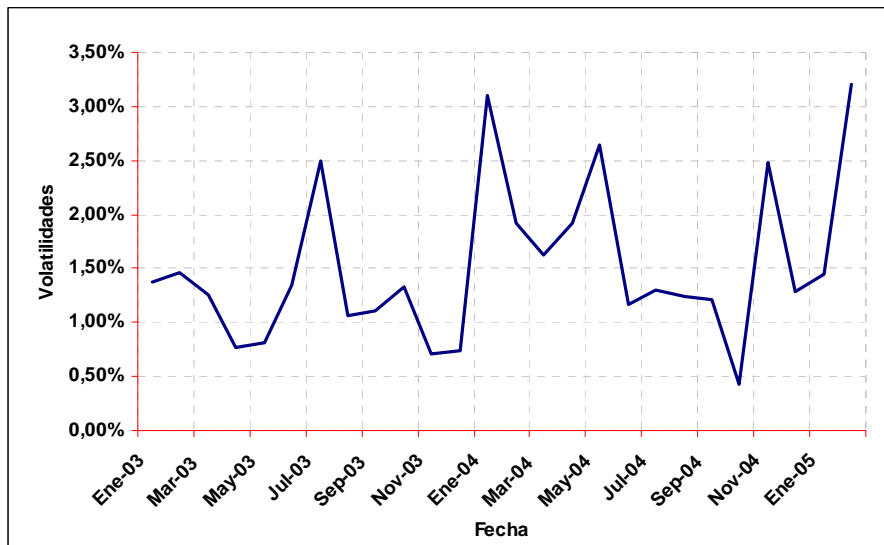
Parte del análisis consiste en establecer si durante los primeros meses del año es frecuente tener periodos de alta volatilidad que disparen o eleven las rentabilidades de las acciones, o si por el contrario se presentaron eventos atípicos en el mercado accionario Colombiano.

A continuación se presenta un cuadro resumen de las volatilidades diarias de las acciones escogidas y además se presentará de una manera grafica como fue el comportamiento de las volatilidades en el 2003, 2004 y comienzos del 2005.

Tabla 33 Volatilidad diaria de las acciones analizadas

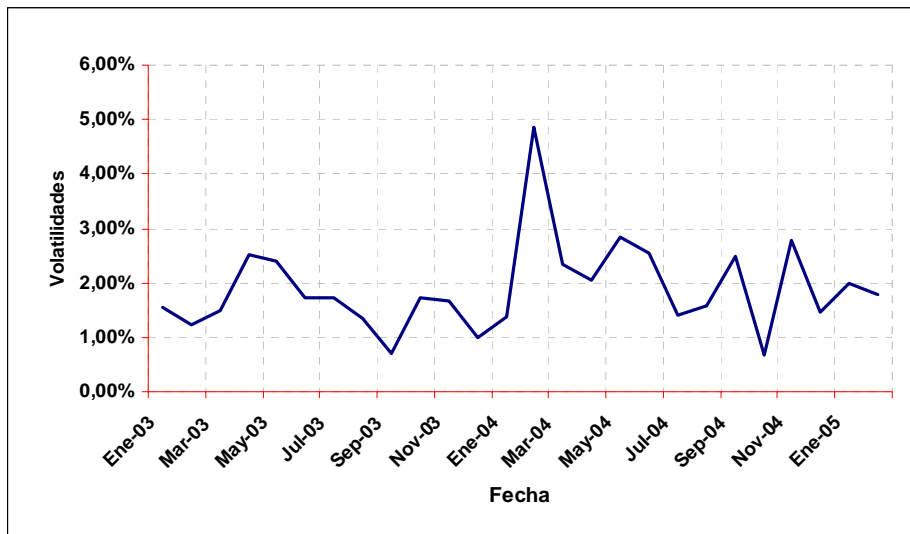
	Argos	Bogota	Bavaria	Éxito	Sura	Chocolates
Ene-03	1,37%	1,80%	1,83%	1,55%	2,55%	1,14%
Feb-03	1,47%	0,94%	0,82%	1,24%	1,97%	1,03%
Mar-03	1,25%	0,59%	0,80%	1,49%	1,48%	0,59%
Abr-03	0,76%	0,52%	0,67%	2,51%	1,40%	0,79%
May-03	0,81%	1,11%	0,76%	2,41%	1,97%	0,75%
Jun-03	1,34%	0,76%	1,14%	1,72%	3,57%	1,19%
Jul-03	2,49%	1,06%	1,42%	1,71%	1,82%	1,90%
Ago-03	1,06%	0,62%	0,54%	1,35%	1,04%	0,72%
Sep-03	1,11%	0,71%	0,94%	0,71%	1,04%	0,60%
Oct-03	1,33%	0,62%	0,67%	1,73%	1,21%	1,04%
Nov-03	0,70%	0,27%	0,37%	1,66%	0,75%	1,15%
Dic-03	0,74%	0,62%	1,90%	1,01%	0,61%	3,96%
Ene-04	3,10%	1,46%	1,39%	1,39%	1,69%	1,33%
Feb-04	1,92%	1,92%	1,98%	4,86%	2,87%	2,79%
Mar-04	1,63%	1,38%	1,18%	2,34%	1,91%	3,65%
Abr-04	1,92%	1,02%	1,45%	2,05%	1,19%	29,16%
May-04	2,64%	4,29%	1,37%	2,83%	3,47%	3,45%
Jun-04	1,17%	1,39%	1,16%	2,53%	1,66%	1,06%
Jul-04	1,29%	0,70%	1,84%	1,40%	1,31%	0,71%
Ago-04	1,24%	0,87%	1,89%	1,57%	1,78%	1,52%

	Argos	Bogota	Bavaria	Éxito	Sura	Chocolates
Sep-04	1,21%	0,82%	1,58%	2,49%	2,79%	2,95%
Oct-04	0,42%	1,11%	1,71%	0,66%	0,97%	1,22%
Nov-04	2,48%	1,20%	2,22%	2,77%	1,02%	1,27%
Dic-04	1,28%	0,73%	0,75%	1,48%	1,58%	1,11%
Ene-05	1,45%	0,84%	4,71%	1,98%	0,66%	1,58%
Feb-05	3,21%	1,59%	3,72%	1,78%	2,37%	3,27%



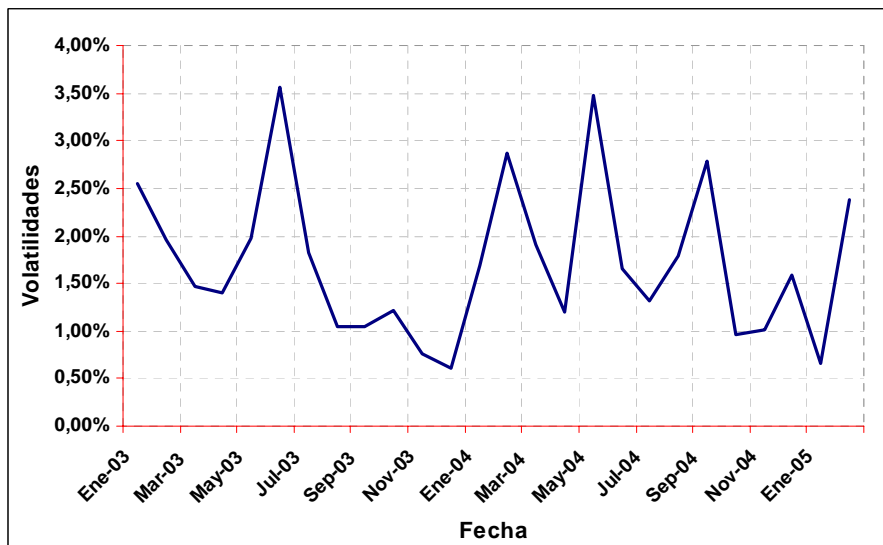
Gráfica 47 Volatilidad diaria Argos Enero de 2003-Enero 2005

De acuerdo con la grafica 47 y la tabla 33 se puede observar que la acción presentó altas volatilidades a comienzos del año, sobre todo a comienzos del 2004 y del 2005. Eventos especiales como distribución de dividendos pueden afectar los estimativos del precio de la acción, haciendo que muchas veces se sobre valore o por el contrario tenga un precio inferior al que debería tener.



Gráfica 48 Volatilidad Diaria Éxito Enero 2003- Enero 2005

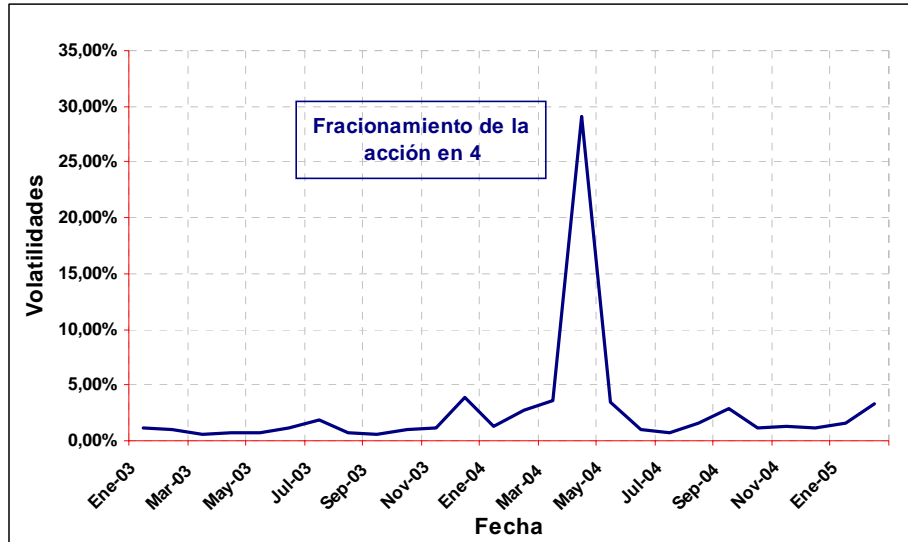
La volatilidad promedio diaria de la acción de Éxito se encuentra en 1.89%, aunque se han presentado valores superiores, no existe evidencia alguna que muestre una tendencia alcista específicamente en los primeros meses del año, aunque en el de febrero del año 2004 la volatilidad estuvo en 4.86%.



Gráfica 49 Volatilidad Diaria Suramericana Enero 2003- Enero de 2005

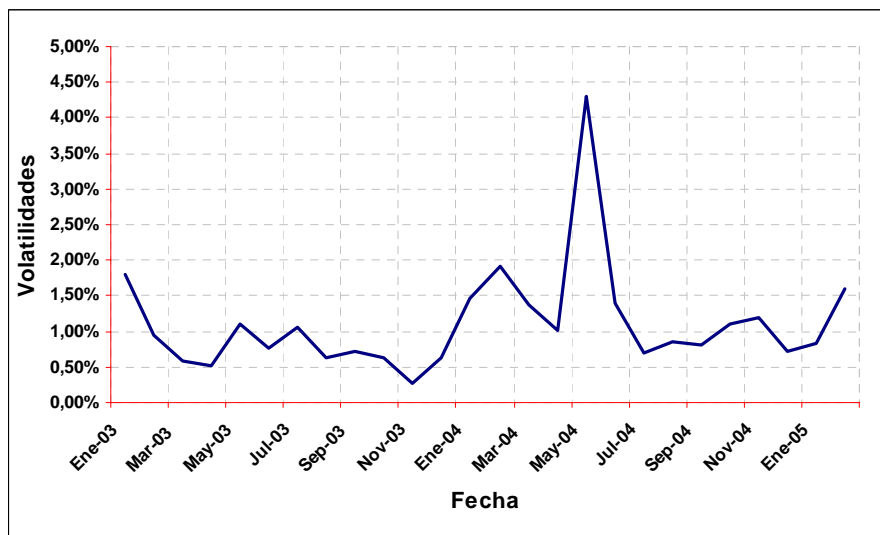
La acción de Suramericana también evidencia una alta volatilidad en los meses de enero y febrero, esto como se menciono anteriormente puede ser a que los operadores del mercado accionario en Colombia están esperando pagos de dividendos de las acciones lo cual hace que esto aumente los precios de las mismas. De nuevo se observa una alta volatilidad diaria para el periodo de

comienzos de año, aparentemente esta puede ser una explicación del porque en la diferencia de los pronósticos con la rentabilidad real.



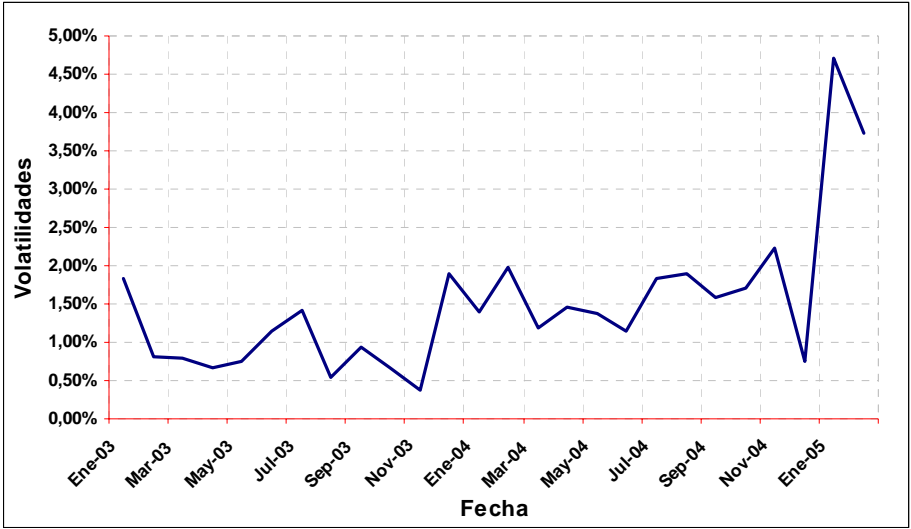
Gráfica 50 Volatilidad Diaria Nacional de Chocolates Enero de 2003- Enero de 2005

La acción de nacional de chocolates presenta un pico alto en el mes de mayo del 2004 causado por la fracción de la acción lo que llevo a que el precio se aumentara en gran porcentaje. De todas maneras a comienzos del año se han incrementado las volatilidades especialmente en los años 2004 y 2005. Por ejemplo en el año 2004 pasó de 1.33% en enero al 3.65% en marzo; en el año 2005 la volatilidad de enero fue de 1.58% y paso a 3.27% en febrero.



Gráfica 51 Volatilidad diaria Banco de Bogotá Enero 2003- Enero 2005

En la acción del Banco de Bogotá no es muy claro el problema, porque durante los años 2003 y 2004 la volatilidad ha disminuido en los comienzos del año, en cambio en el 2005 se incrementó, pasando de 0.84% a 1.59%. Aparentemente el incremento o la disminución no es una constante, de todas maneras el hecho de incrementarse la volatilidad puede explicar la diferencia en la proyección.



Gráfica 52 Volatilidad diaria Bavaria Enero de 2003- Enero de 2005

La acción de Bavaria presento una gran volatilidad diaria en su precio a comienzos del año 2005, esto fue causado por noticias que se dieron entorno a una venta posible de la compañía lo que hizo que la acción se dispara y tuviera precios que jamás algún inversionista pudo pensar. La acción presenta una volatilidad diaria del 4.71% para enero y del 3.71% para febrero que en términos generales es muy alta para una acción.

5.7.1 Resumen Comparativo de Resultados

A continuación se presenta una tabla que contiene un resumen comparativo de los resultados obtenidos durante la investigación, en él se contrasta para cada acción analizada el beta obtenido utilizando la metodología tradicional, con el beta obtenido después de aplicar los modelos ARCH y GARCH.

De la misma manera se realiza el contraste entre la rentabilidad esperada calculada a partir del modelo CAPM y la rentabilidad obtenida con la aplicación de los modelos Heterocedásticos autorregresivos, la comparación incluye la rentabilidad real obtenida por cada acción en una proyección al mes de febrero de 2005.

COMPARATIVO DE RESULTADOS	Argos	Éxito	Suramericana	Nacional de Chocolates	Banco de Bogotá	Bavaria
Beta (Metodología Tradicional)	1,1848	0,7956	1,2981	1,0645	0,9249	1,0402
Rentabilidad Esperada	2,409%	1,796%	2,588%	2,220%	2,000%	2,181%
Beta (Efectos ARCH-GARCH)	1,0818	0,7833	1,2852	1,00424	0,8817	1,1268
Rentabilidad Esperada	2,247%	1,777%	2,567%	2,125%	1,932%	2,318%
Rentabilidad Real	-2,890%	7,920%	14,100%	10,450%	9,640%	17,920%
Tasa Libre de Riesgo (R_f)	0,543%	0,543%	0,543%	0,543%	0,543%	0,543%
Rentabilidad del mercado (R_m)	2,118%	2,118%	2,118%	2,118%	2,118%	2,118%

Tabla 34. Resumen Comparativo de Resultados

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Las acciones analizadas en el presente estudio fueron clasificadas por la Superintendencia de Valores como de alta bursatilidad y a partir del índice IBA, calculado por la mencionada entidad. Ellas fueron: Argos, Bavaria, Éxito Suramericana, Banco de Bogota y Nacional de Chocolates. Se observó que Bavaria, Banco de Bogota y Argos fueron unas de las mas transadas en los últimos años ya que en los informes de la Supervalores siempre estuvieron en los primeros cinco lugares. El criterio de selección obedeció además del requisito de alta bursatilidad, a una representatividad de los sectores productivos del país.

A partir de la elaboración de una regresión lineal se calcularon los betas de las series financieras con los siguientes resultados: La acción que presento un mayor beta fue la de Suramericana cuyo valor fue de 1.2981, esto quiere decir que es la acción de mas alto riesgo sistemático. A esta acción le siguió Argos con un 1.1848 en su beta, mientras la acción que presento un menor valor fue la de Éxito con 0.7956, el beta de banco de Bogotá fue de 0.9249, el de Bavaria 1.0402 y finalmente Nacional de Chocolates con un beta de 1.0645.

De lo anterior se concluye que la acción que es mas sensible al mercado es la acción de Suramericana y la que presento una relación inversa con el IGBC fue la acción de Éxito.

La acción que presento mayor R^2 fue la acción de Suramericana con 0.7141 lo que indica que una proporción del 71% del riesgo de esta acción puede ser explicada por el mercado. Los otros R^2 para las acciones fueron de 0.7089 para Bavaria, 0.6326 para Nacional de Chocolates, 0.6237 para Argos, 0.5486 Banco de Bogota y por ultimo el R^2 de Éxito que se estableció en un 0.4575. Como se puede observar la acción que presento el mayor beta fue la que también presento mayor R^2 lo cual reafirma que es la más sensible de todas las estudiadas.

Tal como se mencionó en su momento, las series financieras seleccionadas presentaron un comportamiento no estacionario, con distribuciones que no se ajustan a una forma normal, la mayoría de ellas con asimetría hacia la izquierda y del tipo leptocúrticas o platicúrticas.

La presencia de raíz unitaria, detectada con la prueba de Dicky –Fuller fue evidente en todas las series, corroborándose el hecho de la no estacionariedad de las mismas. Durante el análisis se pudo demostrar que el coeficiente $\rho=1$ o que $\delta=0$, lo que convierte los modelos en procesos de caminata aleatoria sin variaciones, del cual se sabe que son procesos estocásticos no estacionarios.

Los correlogramas demostraron que todas las series presentaban altas correlaciones, términos autorregresivos y términos de medias móviles, de tal forma que estas pudieron ser modeladas a través de procesos ARMA (p,q).

Corridos los modelos autorregresivos del tipo AR (1) se pudo observar la significancia de los mismos y la falta de una relación de dependencia entre el residuo y su valor en el periodo precedente.

Las pruebas de heterocedasticidad se realizaron para confirmar el hecho que la varianza de las series financieras se modifica con el tiempo. Las pruebas de heterocedasticidad fueron realizadas utilizando la herramienta Test Arch del Eviews.

Cuatro de las seis acciones seleccionadas presentaron efectos de heterocedasticidad: Argos, Éxito, Banco de Bogotá y Bavaria. Las otras dos: Suramericana y Nacional de Chocolates por el contrario mostraron un comportamiento homocedástico.

Cumplidas las características de un proceso heterocedástico autorregresivo se modelaron las series teniendo en cuenta los efectos Arch y Garch obteniéndose los betas ajustados a ésta metodología. Los betas calculados fueron Suramericana 1.2852, Bavaria con 1.1268, le siguen Argos con 1.0818, Nacional de Chocolates con 1.00424, Banco de Bogotá con 0.8817 y finalmente Éxito con 0.7833.

Los pronósticos de rentabilidad utilizando la metodología tradicional fueron los siguientes (se comparan de una vez con la rentabilidad real): Argos 2.41% y en realidad estuvo en un -2.89%, Éxito fue de 1.80% y alcanzó una rentabilidad real de 7.92%, Suramericana 2.59% en el pronóstico y alcanzo un 14.10% realmente, Banco de Bogota se estimaba en un 2% y alcanzo un 9.64%, Nacional de Chocolates fue pronosticada con un 2.22% y realmente alcanzo un 10.45% y por ultimo para la acción de Bavaria se esperaba un 2.18% y realmente alcanzo un 17.92%.

Los pronósticos de rentabilidad utilizando los betas calculados con los efectos Arch y Garch fueron muy similares a los obtenidos por la metodología tradicional, en razón a la poca variación del beta. Por ejemplo Argos 2.25%, Éxito 1.78%, Suramericana 2.57%, Nacional de Chocolates 10.45%, Banco de Bogotá 9.64% y Bavaria con 17.92%.

En ambos casos, utilizando la metodología tradicional y teniendo en cuenta los efectos Arch y Garch, los pronósticos estuvieron muy alejados de la realidad por esto fue necesario plantear un análisis de volatilidad diaria que ayudara a determinar el porque de esa diferencia tan grande entre lo pronosticado y lo real.

El estudio de la volatilidad mostró que las acciones a comienzos de año presentan una volatilidad muy alta debido muy posiblemente a que en esas épocas del año existen muchas expectativas en cuanto a nuevos proyectos de las empresas, y en cuanto a las posibles distribuciones de dividendos lo que hace que el precio de las acciones suba significativamente como se observó en el análisis.

La acción que presentó mayor volatilidad diaria fue la acción de Bavaria con un valor de 4.71% en enero del 2005 y en febrero del mismo año de 3.72% muy por encima de la volatilidad promedio para los otros meses del año que estuvo en un 1.5% aproximadamente. Este cambio en la volatilidad fue principalmente ocasionado por los rumores a comienzos de este año que decían que la empresa se vendería a nuevos inversionistas.

Las otras acciones también presentaron grandes cambios en su volatilidad diaria; Argos mostró una volatilidad del 3.21% en el mes de febrero en contra de un 1.45% presentada en el mes de enero del mismo año. Nacional de chocolates fue otra de las acciones que presentó gran incremento en su volatilidad ya que en enero y finales del año pasado estaba en un promedio 1.3% y pasó a un 3.27% para febrero, lo cual indica un cambio alto en este indicador. Suramericana pasó de una volatilidad del 0.66% de enero a un 2.37% en febrero del 2005.

Por último las acciones que presentaron un leve aumento en volatilidades diarias fueron las de Banco de Bogotá y Éxito que pasaron de un 0.84% a un 1.59% y de un 1.98% a un 1.78% de los meses de enero a febrero del 2005 respectivamente.

El mercado accionario Colombiano es un mercado que se encuentra en pleno desarrollo, presenta todavía muchas imperfecciones que hacen que la rentabilidad de una acción pueda cambiar sustancialmente de un día para otro, motivado por eventos que en otros mercados no serían tan significativos.

Estas imperfecciones hacen que eventualmente el modelo CAPM no sea la mejor herramienta de cálculo de una rentabilidad esperada; eventos como por ejemplo las expectativas de distribución de dividendos o los planes de expansión de las empresas no pueden ser modelados, y los efectos generados no se pueden observar adecuadamente, prueba de ello son las diferencias tan grandes entre los pronósticos realizados y los resultados realmente obtenidos.

A pesar de la consideración anteriormente hecha, los modelos ARCH y GARCH efectivamente pueden ser una alternativa para calcular la rentabilidad esperada de las acciones especialmente en el mercado Colombiano, ya que ellos tienen en cuenta precisamente las posibles diferencias que se observan cuando la varianza no es constante en el tiempo.

De una muestra de seis acciones, cuatro de ellas cumplieron con las características de no estacionariedad, heterocedasticidad y autorregresión propuestas por Engle en su modelo ARCH y el generalizado GARCH, pudiéndose calcular un beta y estimar una rentabilidad con los resultados comentados anteriormente.

Después de analizar las diferencias entre las rentabilidades proyectadas y las reales y una vez realizado el estudio de volatilidad diaria, podemos concluir que las series se deben analizar con un periodo de tiempo menor, es decir diariamente, de tal forma que las variaciones generadas por los mercados Colombianos puedan ser captadas por los modelos ARCH y GARCH.

La familia ARCH es muy grande y se pueden analizar otras variaciones a los modelos planteados, de tal manera que otros pudieran ajustarse más a la realidad Colombiana. Variaciones como ARCH-M, ARCH Multivar, podrían aplicarse y pueden ser objeto de una segunda parte de ésta investigación

Los mercados son cada vez más dinámicos, pensamos que modelos demasiado rígidos no sean muy confiables para estimar la rentabilidad de las acciones, se puede pensar en modelos dinámicos que puedan capturar las volatilidades y generar resultados más confiables. Modelos como T-Garch podrían ser igualmente objeto de una siguiente investigación.

BIBLIOGRAFÍA

ARRANZ, JM, ZAMORA MM, Análisis de Autocorrelación. Universidad de Zaragoza. Recuperado 2 de junio de 2005.

<http://www.ciberconta.unizar.es/LECCION/autocorrelacion/analisis%20de%20autocorrelacion.PDF>

DE ARCE Rafael, Conceptos básicos sobre la Heterocedasticidad en el modelo básico de regresión lineal. Tratamiento con Eviews, Universidad Autónoma de Madrid, Instituto de Predicción Económica L.R. Klein. Recuperado 31 de mayo de 2005. <http://www.uam.es/departamentos/economicas/econapli/pdf/heterocedasticidad.pdf>

(_____), Introducción a los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional (ARCH), Universidad Autónoma de Madrid, Instituto de Predicción Económica L.R. Klein. Recuperado 28 de junio de 2004. <http://www.uam.es/otroscentros/klein/doctras/doctra9806.pdf>

DE LARA HARO, Alfonso. Medición y Control de Riesgos Financieros. 2 ed. México: Editorial Limusa. 2002.

GUJARATI, Damodar N. Econometría. Cuarta Edición. México: Editorial Mc GrawHill, 2003.

GUZMÁN PLATA, María Paula, Los Modelos CAPM y ARCH-M. Obtención de los coeficientes beta para una muestra de 33 acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores. Recuperado en Junio 27 de 2004, de Universidad Autónoma Metropolitana, Azcapotzalco México, Web site: <http://www.azc.uam.mx/publicaciones/etp/num9/a6.htm>

MOYER, R.C., Mcguigan J.R., y KRETLOW W.J., Administración Financiera Contemporánea. Séptima Edición. México: Thompson Editores. 2000

ROSS, S.A., WESTERFIELD, R.W. y JAFFE J.F., Finanzas Corporativas. Quinta Edición. México: Editorial Mc GrawHill. 1.999.

TAGLIAFICHI, Ricardo A. Betas calculated with GARCH models provides new parameters for a Portfolio selection with an Efficient Frontier. Documento presentado en el coloquio ASTIN del año 2002 en Cancún.

VAN HORNE, James C. Financial Management and Policy. Twelfth Edition. New Jersey: Editorial Prentice Hall, 2002.

VÉLEZ PAREJA, Ignacio. Decisiones de Inversión, una aproximación al análisis de alternativas, Centro Editorial Javeriano, 1.998

ANEXOS

Anexo A.- SERIES DE TIEMPO

Fecha	Argos	Éxito	Suramericana	Bogota	Bavaria	Chocolates
Ene-91	\$ 659,21		\$ 230,50	\$ 106,74	\$ 151,81	
Feb-91	\$ 707,64		\$ 246,64	\$ 115,47	\$ 158,87	
Mar-91	\$ 637,15		\$ 272,76	\$ 112,31	\$ 164,11	
Abr-91	\$ 631,41		\$ 238,19	\$ 112,31	\$ 159,90	
May-91	\$ 620,64		\$ 230,50	\$ 132,87	\$ 173,15	
Jun-91	\$ 795,22		\$ 268,92	\$ 145,64	\$ 206,60	
Jul-91	\$ 683,43		\$ 276,60	\$ 144,47	\$ 223,27	
Ago-91	\$ 739,03		\$ 291,97	\$ 145,35	\$ 236,18	
Sep-91	\$ 717,51		\$ 303,49	\$ 149,46	\$ 265,27	
Oct-91	\$ 927,92		\$ 347,77	\$ 227,86	\$ 364,01	
Nov-91	\$ 1.179,40		\$ 426,43	\$ 355,44	\$ 472,36	
Dic-91	\$ 1.829,15		\$ 647,32	\$ 492,13	\$ 665,38	
Ene-92	\$ 2.481,27		\$ 946,98	\$ 636,81	\$ 886,54	
Feb-92	\$ 2.426,97		\$ 1.028,17	\$ 599,72	\$ 846,91	
Mar-92	\$ 2.349,84		\$ 957,72	\$ 531,47	\$ 808,36	
Abr-92	\$ 2.349,84		\$ 946,98	\$ 514,96	\$ 775,62	
May-92	\$ 2.663,75		\$ 1.037,26	\$ 518,99	\$ 832,71	
Jun-92	\$ 3.417,13		\$ 1.175,56	\$ 550,56	\$ 927,96	
Jul-92	\$ 4.360,65		\$ 1.248,55	\$ 655,75	\$ 1.091,05	
Ago-92	\$ 4.816,27		\$ 1.263,92	\$ 749,13	\$ 1.155,21	
Sep-92	\$ 4.861,83		\$ 1.244,71	\$ 811,89	\$ 1.211,33	
Oct-92	\$ 4.609,99		\$ 1.110,25	\$ 826,57	\$ 1.286,81	
Nov-92	\$ 4.304,33		\$ 1.029,58	\$ 774,45	\$ 1.148,02	
Dic-92	\$ 4.102,35		\$ 995,00	\$ 756,10	\$ 1.148,02	
Ene-93	\$ 4.387,56		\$ 1.006,52	\$ 766,38	\$ 1.198,55	
Feb-93	\$ 4.057,33		\$ 964,19	\$ 737,38	\$ 1.099,94	
Mar-93	\$ 3.964,41		\$ 864,38	\$ 711,97	\$ 1.046,98	
Abr-93	\$ 3.991,13		\$ 864,38	\$ 744,56	\$ 1.105,41	
May-93	\$ 3.210,85		\$ 881,67	\$ 794,27	\$ 1.153,50	
Jun-93	\$ 1.982,11		\$ 943,14	\$ 765,24	\$ 1.136,34	
Jul-93	\$ 2.071,80		\$ 1.055,51	\$ 801,61	\$ 1.157,88	
Ago-93	\$ 2.352,17		\$ 1.220,51	\$ 886,59	\$ 1.216,32	
Sep-93	\$ 2.574,06		\$ 1.310,02	\$ 965,40	\$ 1.300,81	
Oct-93	\$ 2.799,89		\$ 1.393,77	\$ 1.064,70	\$ 1.350,24	
Nov-93	\$ 2.934,61		\$ 1.479,02	\$ 1.179,48	\$ 1.400,64	
Dic-93	\$ 3.274,52		\$ 1.766,41	\$ 1.397,57	\$ 1.485,25	
Ene-94	\$ 3.836,87		\$ 2.274,29	\$ 1.718,17	\$ 1.760,69	\$ 1.103,56
Feb-94	\$ 4.566,40		\$ 2.842,93	\$ 1.951,85	\$ 2.048,55	\$ 1.275,55
Mar-94	\$ 5.041,57		\$ 3.380,70	\$ 1.951,45	\$ 2.198,17	\$ 1.453,71
Abr-94	\$ 5.198,44		\$ 3.388,38	\$ 1.863,75	\$ 2.152,63	\$ 1.475,11
May-94	\$ 5.774,68		\$ 3.395,83	\$ 1.871,97	\$ 2.094,08	\$ 1.494,45
Jun-94	\$ 6.176,75		\$ 3.357,53	\$ 1.727,91	\$ 2.072,78	\$ 1.490,75
Jul-94	\$ 6.728,43		\$ 3.376,85	\$ 1.748,71	\$ 1.966,25	\$ 1.503,91
Ago-94	\$ 6.525,72		\$ 3.273,13	\$ 1.679,91	\$ 1.842,87	\$ 1.450,42
Sep-94	\$ 6.287,16		\$ 3.361,49	\$ 1.659,12	\$ 1.796,91	\$ 1.448,37
Oct-94	\$ 5.973,25		\$ 3.096,37	\$ 1.647,04	\$ 1.570,47	\$ 1.436,02

Nov-94	\$ 5.422,76		\$ 2.904,32	\$ 1.543,84	\$ 1.471,98	\$ 1.394,87
Dic-94	\$ 5.370,54		\$ 2.804,44	\$ 1.519,35	\$ 1.497,30	\$ 1.370,19
Ene-95	\$ 5.940,96		\$ 3.205,90	\$ 1.699,45	\$ 1.654,66	\$ 1.526,96
Feb-95	\$ 6.138,28		\$ 3.373,01	\$ 1.711,00	\$ 1.531,44	\$ 1.571,81
Mar-95	\$ 5.679,07		\$ 3.123,30	\$ 1.591,25	\$ 1.437,84	\$ 1.491,57
Abr-95	\$ 5.207,13		\$ 2.977,32	\$ 1.511,58	\$ 1.247,71	\$ 1.425,73
May-95	\$ 5.126,59		\$ 2.862,07	\$ 1.523,12	\$ 1.163,32	\$ 1.424,09
Jun-95	\$ 5.305,97		\$ 2.892,80	\$ 1.631,11	\$ 1.197,59	\$ 1.447,95
Jul-95	\$ 5.686,25		\$ 3.038,78	\$ 1.793,81	\$ 1.293,39	\$ 1.469,35
Ago-95	\$ 5.067,04		\$ 2.850,54	\$ 1.705,82	\$ 1.265,14	\$ 1.420,80
Sep-95	\$ 5.058,43		\$ 2.735,29	\$ 1.706,74	\$ 1.320,42	\$ 1.405,16
Oct-95	\$ 4.592,05		\$ 2.620,04	\$ 1.613,91	\$ 1.292,17	\$ 1.322,87
Nov-95	\$ 4.071,86		\$ 2.685,35	\$ 1.505,86	\$ 1.271,29	\$ 1.252,92
Dic-95	\$ 4.192,04		\$ 2.766,02	\$ 1.527,29	\$ 1.321,65	\$ 1.239,34
Ene-96	\$ 4.270,07		\$ 2.800,60	\$ 1.627,63	\$ 1.449,39	\$ 1.251,68
Feb-96	\$ 4.358,86		\$ 2.862,07	\$ 1.781,56	\$ 1.627,49	\$ 1.329,86
Mar-96	\$ 4.101,34		\$ 2.851,39	\$ 1.871,72	\$ 1.589,41	\$ 1.343,03
Abr-96	\$ 4.037,79		\$ 2.915,40	\$ 1.997,98	\$ 1.892,80	\$ 1.380,06
May-96	\$ 4.336,25		\$ 3.038,95	\$ 2.165,14	\$ 2.028,15	\$ 1.462,77
Jun-96	\$ 4.250,95		\$ 2.970,95	\$ 2.075,38	\$ 1.858,25	\$ 1.459,06
Jul-96	\$ 4.154,14		\$ 2.857,63	\$ 1.951,70	\$ 1.791,26	\$ 1.452,69
Ago-96	\$ 3.913,74		\$ 2.772,11	\$ 1.952,63	\$ 1.881,82	\$ 1.415,24
Sep-96	\$ 3.873,39		\$ 2.806,52	\$ 2.124,41	\$ 1.919,58	\$ 1.382,00
Oct-96	\$ 3.985,75		\$ 2.829,30	\$ 2.258,42	\$ 2.011,82	\$ 1.378,46
Nov-96	\$ 3.930,44		\$ 2.871,45	\$ 2.243,02	\$ 1.998,78	\$ 1.372,74
Dic-96	\$ 3.866,72		\$ 2.868,26	\$ 2.232,91	\$ 2.031,13	\$ 1.382,12
Ene-97	\$ 4.444,13		\$ 3.023,11	\$ 2.333,02	\$ 2.572,90	\$ 1.460,34
Feb-97	\$ 5.353,83		\$ 3.215,98	\$ 2.369,81	\$ 3.324,28	\$ 1.530,29
Mar-97	\$ 5.815,10		\$ 3.531,11	\$ 2.400,14	\$ 3.450,85	\$ 1.575,92
Abr-97	\$ 6.107,97		\$ 3.877,79	\$ 2.432,49	\$ 3.834,46	\$ 1.563,58
May-97	\$ 6.584,14	\$ 2.555,53	\$ 4.366,65	\$ 2.532,24	\$ 4.085,94	\$ 1.624,27
Jun-97	\$ 6.467,17	\$ 2.547,57	\$ 4.495,20	\$ 2.728,24	\$ 4.018,39	\$ 1.621,59
Jul-97	\$ 6.380,51	\$ 2.449,65	\$ 4.381,85	\$ 2.779,53	\$ 4.188,99	\$ 1.604,43
Ago-97	\$ 6.413,59	\$ 2.609,44	\$ 4.756,58	\$ 2.795,16	\$ 4.913,49	\$ 1.635,13
Sep-97	\$ 6.615,00	\$ 2.808,58	\$ 4.725,02	\$ 2.951,11	\$ 6.103,14	\$ 1.665,21
Oct-97	\$ 6.491,01	\$ 2.913,69	\$ 4.491,69	\$ 3.041,72	\$ 6.763,88	\$ 1.719,11
Nov-97	\$ 5.950,54	\$ 2.857,31	\$ 4.177,34	\$ 2.942,02	\$ 6.912,12	\$ 1.545,47
Dic-97	\$ 5.698,50	\$ 2.870,16	\$ 3.873,90	\$ 2.820,51	\$ 6.730,87	\$ 1.464,04
Ene-98	\$ 5.077,28	\$ 2.607,34	\$ 3.364,00	\$ 2.713,37	\$ 7.111,58	\$ 1.382,53
Feb-98	\$ 4.157,47	\$ 2.318,84	\$ 3.077,30	\$ 2.551,93	\$ 6.629,18	\$ 1.292,01
Mar-98	\$ 3.714,01	\$ 2.200,38	\$ 2.930,45	\$ 2.370,25	\$ 6.212,70	\$ 1.209,67
Abr-98	\$ 3.893,98	\$ 2.202,54	\$ 3.194,86	\$ 2.493,02	\$ 6.569,04	\$ 1.183,34
May-98	\$ 3.892,50	\$ 2.141,76	\$ 3.116,42	\$ 2.479,52	\$ 6.528,01	\$ 1.139,15
Jun-98	\$ 3.553,62	\$ 1.893,63	\$ 2.717,30	\$ 2.149,69	\$ 6.113,40	\$ 1.049,24
Jul-98	\$ 3.283,85	\$ 1.605,66	\$ 2.068,35	\$ 2.040,31	\$ 6.246,63	\$ 888,81
Ago-98	\$ 2.895,45	\$ 1.407,74	\$ 1.628,23	\$ 2.108,72	\$ 5.343,89	\$ 750,93
Sep-98	\$ 2.360,70	\$ 1.295,29	\$ 1.289,88	\$ 2.114,28	\$ 4.336,82	\$ 594,41
Oct-98	\$ 1.976,18	\$ 1.391,18	\$ 1.077,54	\$ 2.543,49	\$ 4.247,10	\$ 532,40
Nov-98	\$ 2.235,79	\$ 1.805,23	\$ 1.562,14	\$ 2.860,64	\$ 5.130,38	\$ 800,78
Dic-98	\$ 3.186,65	\$ 2.106,98	\$ 1.989,04	\$ 2.916,57	\$ 6.018,35	\$ 1.020,43
Ene-99	\$ 2.863,85	\$ 2.090,09	\$ 2.076,50	\$ 2.502,26	\$ 5.509,33	\$ 917,45
Feb-99	\$ 2.420,57	\$ 1.966,70	\$ 1.459,42	\$ 2.348,98	\$ 5.085,95	\$ 763,23
Mar-99	\$ 2.706,97	\$ 2.061,93	\$ 1.537,16	\$ 2.369,95	\$ 5.438,60	\$ 825,65
Abr-99	\$ 3.738,91	\$ 2.739,03	\$ 2.016,96	\$ 2.800,82	\$ 6.345,73	\$ 1.031,71

May-99	\$ 4.338,80	\$ 3.160,05	\$ 2.199,61	\$ 3.156,54	\$ 7.142,98	\$ 1.125,38
Jun-99	\$ 3.639,90	\$ 3.248,31	\$ 1.781,81	\$ 2.916,34	\$ 6.045,14	\$ 950,65
Jul-99	\$ 3.306,26	\$ 3.209,40	\$ 1.645,42	\$ 2.752,09	\$ 5.217,53	\$ 854,34
Ago-99	\$ 3.156,81	\$ 3.010,36	\$ 1.424,10	\$ 2.650,79	\$ 4.868,57	\$ 869,78
Sep-99	\$ 3.225,75	\$ 2.988,32	\$ 1.416,68	\$ 2.771,75	\$ 4.993,84	\$ 939,69
Oct-99	\$ 3.259,64	\$ 2.831,16	\$ 1.343,96	\$ 2.870,78	\$ 5.145,40	\$ 998,50
Nov-99	\$ 3.628,02	\$ 3.053,75	\$ 1.537,09	\$ 2.982,10	\$ 6.232,83	\$ 1.150,45
Dic-99	\$ 3.759,42	\$ 3.043,76	\$ 1.474,49	\$ 2.933,04	\$ 6.770,97	\$ 1.231,63
Ene-00	\$ 4.320,82	\$ 3.245,68	\$ 1.594,83	\$ 3.153,23	\$ 7.715,33	\$ 1.338,23
Feb-00	\$ 4.118,85	\$ 3.313,25	\$ 1.645,54	\$ 3.062,37	\$ 7.516,61	\$ 1.376,24
Mar-00	\$ 3.547,53	\$ 2.977,04	\$ 1.501,56	\$ 2.656,05	\$ 6.993,95	\$ 1.267,99
Abr-00	\$ 3.470,60	\$ 2.790,82	\$ 1.356,33	\$ 2.419,56	\$ 7.220,31	\$ 1.222,84
May-00	\$ 3.269,85	\$ 2.580,87	\$ 1.249,42	\$ 2.341,25	\$ 6.535,51	\$ 1.130,64
Jun-00	\$ 3.104,52	\$ 2.334,37	\$ 1.124,76	\$ 2.035,05	\$ 5.807,03	\$ 1.062,13
Jul-00	\$ 3.431,05	\$ 2.427,91	\$ 1.161,55	\$ 1.921,70	\$ 6.180,38	\$ 1.142,21
Ago-00	\$ 3.404,44	\$ 2.484,26	\$ 1.145,46	\$ 1.741,38	\$ 6.441,33	\$ 1.147,88
Sep-00	\$ 3.246,04	\$ 2.476,22	\$ 1.078,80	\$ 1.503,96	\$ 6.143,51	\$ 1.098,13
Oct-00	\$ 3.154,61	\$ 2.431,83	\$ 972,50	\$ 1.375,89	\$ 5.865,16	\$ 1.096,35
Nov-00	\$ 3.170,03	\$ 2.621,22	\$ 827,09	\$ 1.379,25	\$ 5.732,64	\$ 1.053,41
Dic-00	\$ 3.210,65	\$ 2.716,93	\$ 833,94	\$ 1.310,29	\$ 5.777,15	\$ 1.026,34
Ene-01	\$ 3.550,61	\$ 2.589,34	\$ 933,46	\$ 1.232,11	\$ 6.120,51	\$ 1.109,36
Feb-01	\$ 4.141,62	\$ 2.867,53	\$ 1.081,81	\$ 1.490,94	\$ 6.767,89	\$ 1.200,08
Mar-01	\$ 3.941,15	\$ 2.986,67	\$ 1.009,73	\$ 1.491,71	\$ 6.038,12	\$ 1.116,18
Abr-01	\$ 4.124,04	\$ 2.959,62	\$ 918,42	\$ 1.266,72	\$ 6.179,15	\$ 1.100,72
May-01	\$ 4.714,94	\$ 3.150,58	\$ 891,14	\$ 1.646,57	\$ 7.263,51	\$ 1.208,59
Jun-01	\$ 5.116,75	\$ 3.184,83	\$ 952,17	\$ 2.047,21	\$ 7.196,48	\$ 1.312,81
Jul-01	\$ 5.022,55	\$ 3.179,42	\$ 832,45	\$ 2.538,26	\$ 7.308,12	\$ 1.261,70
Ago-01	\$ 4.872,30	\$ 3.226,66	\$ 840,13	\$ 2.922,00	\$ 7.404,36	\$ 1.234,08
Sep-01	\$ 4.534,81	\$ 3.185,49	\$ 843,36	\$ 2.997,45	\$ 7.426,47	\$ 1.215,88
Oct-01	\$ 4.084,03	\$ 2.992,96	\$ 738,45	\$ 2.676,73	\$ 6.513,69	\$ 1.158,97
Nov-01	\$ 4.512,56	\$ 2.748,80	\$ 769,81	\$ 2.779,74	\$ 6.542,99	\$ 1.176,46
Dic-01	\$ 5.320,86	\$ 2.712,05	\$ 905,15	\$ 3.168,85	\$ 7.322,09	\$ 1.276,26
Ene-02	\$ 6.125,14	\$ 2.749,07	\$ 984,32	\$ 3.505,18	\$ 7.311,95	\$ 1.334,86
Feb-02	\$ 6.161,02	\$ 2.704,73	\$ 945,03	\$ 3.641,90	\$ 7.419,11	\$ 1.285,72
Mar-02	\$ 5.756,44	\$ 2.699,41	\$ 871,07	\$ 3.780,45	\$ 7.473,84	\$ 1.274,97
Abr-02	\$ 5.926,39	\$ 2.606,95	\$ 853,37	\$ 4.005,62	\$ 7.722,31	\$ 1.340,12
May-02	\$ 5.988,58	\$ 2.688,70	\$ 926,89	\$ 4.285,20	\$ 7.968,64	\$ 1.444,19
Jun-02	\$ 6.167,60	\$ 2.727,89	\$ 1.159,08	\$ 4.844,62	\$ 8.189,12	\$ 1.538,65
Jul-02	\$ 6.203,68	\$ 2.517,31	\$ 1.177,43	\$ 5.003,99	\$ 8.339,90	\$ 1.569,76
Ago-02	\$ 6.261,55	\$ 2.440,55	\$ 1.139,79	\$ 4.874,20	\$ 8.370,04	\$ 1.613,66
Sep-02	\$ 6.631,65	\$ 2.476,69	\$ 1.188,21	\$ 4.939,59	\$ 8.352,54	\$ 1.758,38
Oct-02	\$ 7.516,50	\$ 2.667,81	\$ 1.330,40	\$ 5.223,03	\$ 8.696,88	\$ 1.937,21
Nov-02	\$ 8.305,52	\$ 2.655,81	\$ 1.568,12	\$ 5.503,87	\$ 10.344,33	\$ 2.119,02
Dic-02	\$ 8.451,19	\$ 2.743,79	\$ 1.853,27	\$ 5.804,48	\$ 11.945,60	\$ 2.099,46
Ene-03	\$ 8.552,79	\$ 2.935,95	\$ 2.119,17	\$ 6.226,01	\$ 13.211,36	\$ 2.098,38
Feb-03	\$ 8.136,24	\$ 2.927,74	\$ 2.024,40	\$ 6.256,14	\$ 13.346,95	\$ 2.101,14
Mar-03	\$ 8.239,22	\$ 2.957,10	\$ 1.980,71	\$ 6.302,46	\$ 12.840,29	\$ 2.133,63
Abr-03	\$ 8.476,35	\$ 2.879,05	\$ 2.188,13	\$ 6.586,20	\$ 12.683,99	\$ 2.196,42
May-03	\$ 9.229,22	\$ 2.915,51	\$ 2.846,09	\$ 7.014,68	\$ 12.909,94	\$ 2.285,68
Jun-03	\$ 9.821,03	\$ 2.924,15	\$ 3.269,37	\$ 7.146,55	\$ 13.095,02	\$ 2.440,58
Jul-03	\$ 10.502,52	\$ 2.977,44	\$ 3.588,66	\$ 7.464,93	\$ 13.155,11	\$ 2.675,16
Ago-03	\$ 10.392,29	\$ 2.770,60	\$ 3.527,17	\$ 7.727,67	\$ 12.796,61	\$ 2.697,39
Sep-03	\$ 10.675,31	\$ 2.742,16	\$ 3.515,80	\$ 7.943,24	\$ 12.798,33	\$ 2.731,42

Oct-03	\$ 11.121,82	\$ 2.895,85	\$ 3.510,96	\$ 8.066,22	\$ 12.606,51	\$ 2.887,08
Nov-03	\$ 11.813,45	\$ 2.940,94	\$ 3.808,01	\$ 8.110,73	\$ 12.550,67	\$ 3.221,51
Dic-03	\$ 12.388,97	\$ 3.100,42	\$ 4.089,60	\$ 8.111,90	\$ 12.657,74	\$ 3.707,85
Ene-04	\$ 14.278,69	\$ 3.409,29	\$ 4.704,82	\$ 9.111,45	\$ 13.994,26	\$ 4.321,13
Feb-04	\$ 15.239,54	\$ 4.474,94	\$ 5.662,80	\$ 10.290,67	\$ 16.609,60	\$ 4.747,52
Mar-04	\$ 15.656,56	\$ 4.813,97	\$ 5.975,22	\$ 10.696,73	\$ 18.405,49	\$ 5.224,65
Abr-04	\$ 17.518,06	\$ 4.198,86	\$ 6.297,68	\$ 11.945,80	\$ 20.208,09	\$ 6.258,00
May-04	\$ 16.564,76	\$ 3.829,81	\$ 5.644,84	\$ 11.198,79	\$ 19.668,01	\$ 6.001,75
Jun-04	\$ 16.277,33	\$ 4.053,38	\$ 5.470,10	\$ 11.049,51	\$ 20.680,81	\$ 5.897,54
Jul-04	\$ 15.468,55	\$ 4.013,07	\$ 5.193,87	\$ 11.594,37	\$ 21.757,83	\$ 5.724,95
Ago-04	\$ 15.893,70	\$ 3.857,73	\$ 4.939,25	\$ 12.163,35	\$ 21.013,50	\$ 5.507,52
Sep-04	\$ 17.771,57	\$ 4.016,37	\$ 6.370,80	\$ 12.765,00	\$ 22.580,64	\$ 6.791,50
Oct-04	\$ 18.802,97	\$ 4.103,11	\$ 7.185,70	\$ 13.100,00	\$ 25.355,97	\$ 7.651,69
Nov-04	\$ 21.931,82	\$ 4.538,60	\$ 7.762,74	\$ 13.995,00	\$ 27.683,67	\$ 8.394,05
Dic-04	\$ 22.554,04	\$ 4.532,73	\$ 7.972,54	\$ 14.235,00	\$ 27.381,21	\$ 8.837,32
Ene-05	\$ 20.955,00	\$ 4.763,75	\$ 7.960,00	\$ 14.080,00	\$ 31.435,00	\$ 8.542,50

ANEXO B. SERIE INDICE GENERAL DE LA BOLSA DE COLOMBIA

Fecha	Valor
Ene-91	\$ 114,51
Feb-91	\$ 121,63
Mar-91	\$ 126,30
Abr-91	\$ 121,60
May-91	\$ 123,03
Jun-91	\$ 138,29
Jul-91	\$ 144,68
Ago-91	\$ 148,12
Sep-91	\$ 153,98
Oct-91	\$ 184,06
Nov-91	\$ 236,68
Dic-91	\$ 338,72
Ene-92	\$ 481,61
Feb-92	\$ 497,51
Mar-92	\$ 464,83
Abr-92	\$ 451,12
May-92	\$ 465,46
Jun-92	\$ 485,47
Jul-92	\$ 558,88
Ago-92	\$ 587,54
Sep-92	\$ 591,93
Oct-92	\$ 594,53
Nov-92	\$ 559,05
Dic-92	\$ 549,80
Ene-93	\$ 559,03
Feb-93	\$ 532,84
Mar-93	\$ 494,95
Abr-93	\$ 499,36
May-93	\$ 513,44
Jun-93	\$ 509,58
Jul-93	\$ 528,91
Ago-93	\$ 574,11
Sep-93	\$ 625,94
Oct-93	\$ 692,08
Nov-93	\$ 730,88
Dic-93	\$ 795,41
Ene-94	\$ 920,51
Feb-94	\$ 1.072,57
Mar-94	\$ 1.149,36
Abr-94	\$ 1.149,95
May-94	\$ 1.162,87
Jun-94	\$ 1.144,92
Jul-94	\$ 1.137,47

Fecha	Valor
Jul-95	\$ 968,51
Ago-95	\$ 905,73
Sep-95	\$ 883,98
Oct-95	\$ 826,15
Nov-95	\$ 779,88
Dic-95	\$ 809,20
Ene-96	\$ 854,47
Feb-96	\$ 911,92
Mar-96	\$ 894,97
Abr-96	\$ 935,69
May-96	\$ 991,35
Jun-96	\$ 985,38
Jul-96	\$ 964,25
Ago-96	\$ 962,63
Sep-96	\$ 969,70
Oct-96	\$ 988,01
Nov-96	\$ 966,18
Dic-96	\$ 950,48
Ene-97	\$ 1.045,20
Feb-97	\$ 1.158,84
Mar-97	\$ 1.206,82
Abr-97	\$ 1.254,62
May-97	\$ 1.336,13
Jun-97	\$ 1.352,46
Jul-97	\$ 1.354,34
Ago-97	\$ 1.451,27
Sep-97	\$ 1.597,88
Oct-97	\$ 1.681,84
Nov-97	\$ 1.636,70
Dic-97	\$ 1.601,55
Ene-98	\$ 1.535,78
Feb-98	\$ 1.432,05
Mar-98	\$ 1.323,58
Abr-98	\$ 1.366,66
May-98	\$ 1.368,22
Jun-98	\$ 1.275,02
Jul-98	\$ 1.238,79
Ago-98	\$ 1.119,27
Sep-98	\$ 952,04
Oct-98	\$ 937,59
Nov-98	\$ 1.058,33
Dic-98	\$ 1.211,34
Ene-99	\$ 1.123,07

Fecha	Valor
Abr-00	\$ 1.067,55
May-00	\$ 990,01
Jun-00	\$ 887,11
Jul-00	\$ 908,11
Ago-00	\$ 906,06
Sep-00	\$ 857,01
Oct-00	\$ 830,07
Nov-00	\$ 809,06
Dic-00	\$ 807,62
Ene-01	\$ 843,82
Feb-01	\$ 922,73
Mar-01	\$ 926,12
Abr-01	\$ 925,88
May-01	\$ 963,04
Jun-01	\$ 994,68
Jul-01	\$ 991,51
Ago-01	\$ 985,91
Sep-01	\$ 960,04
Oct-01	\$ 861,19
Nov-01	\$ 858,44
Dic-01	\$ 998,30
Ene-02	\$ 1.102,86
Feb-02	\$ 1.109,05
Mar-02	\$ 1.095,49
Abr-02	\$ 1.121,83
May-02	\$ 1.150,31
Jun-02	\$ 1.217,83
Jul-02	\$ 1.211,44
Ago-02	\$ 1.198,76
Sep-02	\$ 1.228,68
Oct-02	\$ 1.325,41
Nov-02	\$ 1.450,89
Dic-02	\$ 1.544,02
Ene-03	\$ 1.657,21
Feb-03	\$ 1.617,75
Mar-03	\$ 1.604,05
Abr-03	\$ 1.655,97
May-03	\$ 1.881,34
Jun-03	\$ 2.031,95
Jul-03	\$ 2.137,65
Ago-03	\$ 2.107,31
Sep-03	\$ 2.107,36
Oct-03	\$ 2.142,34

Ago-94	\$ 1.084,80
Sep-94	\$ 1.101,61
Oct-94	\$ 1.105,71
Nov-94	\$ 1.024,01
Dic-94	\$ 978,68
Ene-95	\$ 1.065,17
Feb-95	\$ 1.071,68
Mar-95	\$ 989,21
Abr-95	\$ 915,55
May-95	\$ 880,63
Jun-95	\$ 912,51

Feb-99	\$ 1.003,20
Mar-99	\$ 1.024,12
Abr-99	\$ 1.167,67
May-99	\$ 1.306,00
Jun-99	\$ 1.186,32
Jul-99	\$ 1.088,96
Ago-99	\$ 1.043,90
Sep-99	\$ 1.041,88
Oct-99	\$ 1.027,72
Nov-99	\$ 1.107,34
Dic-99	\$ 1.137,51
Ene-00	\$ 1.209,72
Feb-00	\$ 1.195,87
Mar-00	\$ 1.094,52

Nov-03	\$ 2.202,63
Dic-03	\$ 2.273,74
Ene-04	\$ 2.554,24
Feb-04	\$ 2.954,65
Mar-04	\$ 3.160,45
Abr-04	\$ 3.369,37
May-04	\$ 3.079,12
Jun-04	\$ 3.052,57
Jul-04	\$ 2.982,32
Ago-04	\$ 2.931,13
Sep-04	\$ 3.379,48
Oct-04	\$ 3.652,26
Nov-04	\$ 4.043,68
Dic-04	\$ 4.264,10
Ene-05	\$ 4.353,32