

Aplicación del método de Análisis de Fluctuación sin Tendencia-DFA a series financieras del mercado de valores de Colombia

BENJAMIN VALDERRAMA FORERO



INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA POLITÉCNICO GRANCOLOMBIANO
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS BÁSICAS
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS
BOGOTÁ, D.C.
JUNIO 2017

Aplicación del método de Análisis de Fluctuación sin Tendencia-DFA a series financieras del mercado de valores de Colombia

BENJAMIN VALDERRAMA FORERO

TRABAJO DE TESIS PARA OPTAR AL TÍTULO DE
MATEMÁTICO

DIRECTOR
ANDY DOMINGUEZ



INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA POLITÉCNICO GRANCOLOMBIANO
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS BÁSICAS
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS
BOGOTÁ, D.C.
JUNIO 2017

Título en español

Aplicación del método de Análisis de Fluctuación sin Tendencia-DFA a series financieras del mercado de valores de Colombia

Title in English

Application of the Detrended Fluctuation Analysis (DFA) Method to Financial Market Time Series from Colombia

Resumen: En este trabajo se sigue la metodología propuesta por Peng (1994) para caracterizar las propiedades fractales de series temporales no estacionarias. La predicción del comportamiento futuro de las series de tiempo en base a un conjunto de información histórica es de mucho interés. En este caso para Colombia analizamos el comportamiento de las principales series de tiempo financieras del mercado de valores, por medio del método de análisis de fluctuación sin tendencia DFA, utilizando elementos de la geometría fractal. La metodología convencional nos lleva a pensar que este comportamiento es completamente lineal, sin embargo la literatura científica ha mostrado con suficiente evidencia empírica que el comportamiento de las acciones en la bolsa de valores es un fenómeno complejo y requiere de metodología que asuma condiciones mas realistas, es decir no linealidad. Los resultados del presente trabajo muestran que Las acciones del mercado de Colombia presentan Anti Persistencia, es decir memoria de corto alcance, exhiben propiedades Fractales. Con estos nuevos hallazgos nos aproximamos a revelar aspectos subyacentes a la dinámica de los mercados financieros que siguen la Hipótesis del Mercado Fractal y la ineficiencia del mercado.

Abstract: In this thesis we follow the methodology developed by Peng (1994) to characterize the fractal properties of non-stationary time series. The prediction of the future behavior of the time series related with a set of historical information is one of our lively interest. In this case we analyze the behavior of the main financial time series of the Colombian financial market applying the Detrended Fluctuation Analysis (DFA), using topics from the Fractal Geometry. The conventional methodology lead us to think that behavior is completely lineal, but the scientific literature has shown with enough empirical evidence that the Stock series behavior is a complex phenomenon and it requires to be studied with another kind of methodology that assume nonlinearity. Our results suggest the presence of fractal properties for all time series analyzed and to provide an evidence that confirms the Fractal Market Hypothesis and market inefficiency. keywords: spanish

Keywords: Time series, Fractals, DFA, Financial markets, Hurst exponent, Econophysics

Nota de aceptación

Trabajo de tesis

Aprobado

Jurado

Nombre Jurado

Jurado

Nombre Jurado

Director

Andy Rafael Dominguez

Bogota, D.C., Junio de 2017

Índice general

1. Introducción	5
1.1. Geometría Fractal y Series de Tiempo	5
1.2. Teoría de los Mercados Financieros	6
1.2.1. Hipótesis del Mercado Eficiente (HME)	6
1.2.2. Hipótesis del Mercado Fractal (HMF)	6
2. Metodología	8
2.1. Análisis de Fluctiación Sin Tendencia (DFA)	8
2.2. Datos	10
3. Resultados	11
3.1. Estadística descriptiva y prueba de no-linealidad.	12
3.2. Exponente de Hurst y Dimensión Fractales	14
4. Discusión	17
5. Conclusiones y Trabajo a futuro	19
5.1. Conclusiones	19
5.2. Trabajo a futuro	19
6. Anexos	20
7. Bibliografía	24

Índice de cuadros

2.1.	Principales compañías de acuerdo al nivel más alto de busatilidad y capitalización en la BVC . . .	10
3.1.	Estadística descriptiva y prueba de no-linealidad de las series de los rendimientos en escala logarítmica. $H_0 = 0$ (Se rechaza la Hipótesis de que la serie exhibe estacionareidad); $H_1 = 1$ (se acepta la Hipótesis alterna)	13
3.2.	Exponente de Hurst y Dimensión fractal.	14

Índice de figuras

3.1. Serie precio de Avianca	11
3.2. Serie precio Banco de Bogotá	11
3.3. Serie precio Bancolombia	11
3.4. Serie precio Davivienda	11
3.5. Serie precio Ecopetrol	11
3.6. Serie Log Retorno Avianca	12
3.7. Serie Log Retorno Banco de Bogotá	12
3.8. Serie Log Retorno Bancolombia Preferencial	12
3.9. Serie Log Retorno COLCAP	12
3.10. Serie Log Retorno Davivienda Preferencial	12
3.11. Histograma Log Retorno Avianca	13
3.12. Histograma Log Retorno Banco Bogot/'a	13
3.13. Histograma Log Retorno Bancolombia	13
3.14. Histograma Log Retorno COLCAP	13
3.15. Histograma Log Retorno Davivienda	13
3.16. Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ COLCAP	14
3.17. Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ Davivienda	15
3.18. Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ Avianca	15
3.19. Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ Bancolombia	16
3.20. Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ Banco de Bogotá	16
6.1. Serie precio Exito	20
6.2. Serie precio G. Aval	20
6.3. Serie precio G. Sura	20
6.4. Serie precio IGBC	20
6.5. Serie COLCAP	20
6.6. Serie Log Retorno Ecopetrol	21
6.7. Serie Log Retorno Exito	21
6.8. Serie Log Retorno G. Aval	21
6.9. Serie Log Retorno G. Sura	21
6.10. Serie Log Retorno IGBC	21
6.11. Histograma Log Retorno Exito	21
6.12. Histograma Log Retorno G. Aval	21
6.13. Histograma Log Retorno G. Sura	21
6.14. Histograma Log Retorno IGBC	21
6.15. Histograma Log Retorno Ecopetrol	22
6.16. Ajuste $ln(n)$ vs. $ln(F(n))$ Ecopetrol	22
6.17. Ajuste $ln(n)$ vs. $ln(F(n))$ Exito	22

6.18. Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ G. Aval	23
6.19. Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ G. Sura	23
6.20. Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ IGBC	23

Capítulo 1

Introducción

1.1. Geometría Fractal y Series de Tiempo

La geometría fractal ofrece modelos alternativos que permiten estudiar y estructurar objetivamente fenómenos dinámicos complejos en diferentes escalas. Aún siendo una aproximación teórica, no se pierden la perspectiva global del objeto y la perspectiva de cada escala de observación. La fractalidad es exhibida por un objeto o la dinámica de un fenómeno, cuando el comportamiento de este en cada una de sus escalas, es invariante o estadísticamente invariante, siendo estos, fractales matemáticos y naturales respectivamente, y la manera de cuantificar este tipo de comportamientos es por medio de una medida matemática denominada dimensión fractal.

Uno de los temas de mucho interés y objeto de estudio científico en la actualidad son los sistemas complejos. Estos se caracterizan porque a partir de la interacción de sus componentes surgen propiedades no capaces de ser explicadas por el simple aislamiento y estudio de sus partes. La emergencia de nuevas propiedades en dichos sistemas sugiere necesariamente el uso de herramientas analíticas tales que nos permitan caracterizar, describir y cuantificar los observables, y en esa medida objetivar hacia una explicación de la complejidad subyacente de los sistemas. Un sistema complejo de interés que revela interesantes propiedades emergentes son los mercados financieros. La interacción a pequeña y gran escala de factores internos y externos entre agentes financieros, agentes institucionales del establecimiento políticos, medios masivos de información, normas regulatorias, condiciones climáticas, alarmas de terrorismo e incluso propagación de rumores a través de redes sociales, podría dar lugar desde caídas y alzas súbitas e inesperadas de activos hasta crashes-crisis en empresas, fondos de inversión y en el mercado mismo. Es común encontrar la información de los sistemas complejos en representación de series temporales y sea entonces una forma de estudiar su estructura y dinámica a partir de los registros temporales de sus atributos- variables- principales. Una herramienta novedosa venida de la física estadística y de la geometría fractal para caracterizar la estructura y el tipo de series temporales es el Detrended Fluctuation Analysis DFA, propuesto por el físico de la Universidad de Harvard Chung-Kang Peng (1994) originalmente para medir propiedades fractales en señales fisiológicas y desde entonces se ha extendido a diversas disciplinas según lo expuesto por Bryce y Sprague (2012). Teniendo en cuenta esto último en este proyecto de grado de fin de carrera se propone aplicar el DFA y conceptos de geometría fractal a series temporales de interés en el mercado de valores de Colombia, con fines de ahondar en nuevos elementos interpretativos de la dinámica misma del mercado.

El presente documento se organiza de la siguiente manera: en el Capítulo 1 presentamos una introducción acerca del significado de la geometría fractal y la utilidad que tiene especialmente en el estudio de series de tiempo. Por otro lado presentamos una breve introducción a dos de las principales corrientes en el estudio de mercados financieros, la Hipótesis del Mercado Eficiente y la Hipótesis del Mercado Fractal, mostrándose las diferencias en términos estadísticos en lo que supone cada una. En el Capítulo 2 se presenta la metodología puesta en práctica en el presente trabajo, detallando cada uno de los pasos a realizar y cómo interpretar los resultados que se obtienen.

En el Capítulo 3 se describen los hallazgos empíricos obtenidos luego de aplicar el análisis fractal aplicados a las series de tiempo que son objeto de estudio en el presente trabajo. En el Capítulo 4 se realiza la discusión de los resultados derivados del análisis fractal: el comportamiento de la ley de escala de los retornos logarítmicos y los hechos estilizados de cada una de las series estudiadas. Por otro lado, se hace un análisis de las implicaciones de estos nuevos resultados en el modelamiento del riesgo y en la dinámica de los mercados, en especial en el mercado financiero de Colombia. En el Capítulo 6 se presentan las conclusiones de la investigación.

1.2. Teoría de los Mercados Financieros

La Teoría de los Mercados Financieros tiene como motivación la toma de decisiones en el campo en cuanto a inversión y financiación, es por esto que uno de sus enfoques es estudiar el comportamiento de los precios de los activos financieros tales como acciones, bonos y futuros, entre otros, ya que es precisamente en los mercados financieros donde éstos se fijan, se negocian e intercambian entre diversos agentes económicos.

Dentro de las aproximaciones teóricas más relevantes, encontramos **La hipótesis del Mercado Eficiente** y **La hipótesis del Mercado Fractal**, las cuales se fundamentan en construir modelos que puedan predecir el comportamiento de los activos financieros considerando la estadística subyacente en la información presentada por las series de tiempo de cada acción.

1.2.1. Hipótesis del Mercado Eficiente (HME)

Esta teoría fue desarrollada por el profesor Eugene Fama de la Escuela de Negocios de la Universidad de Chicago. Esta teoría se basa en el hecho de que en el historial de los precios de los activos ya se encuentra contenida toda la información necesaria para la anticipación a futuros acontecimientos y basado en esto, señala que las fluctuaciones en los precios de los activos son generadas solamente por eventos inesperados debidos al azar.

Esta teoría presenta las siguientes consideraciones estadísticas:

- La evolución de los activos financieros sigue una distribución normal, es decir, presenta un movimiento browniano simple sin importar el horizonte de inversión
- La variación en los precios de los activos financieros es independiente y no es influida por los precios registrados tanto el día inmediatamente anterior, como en los días anteriores. Es decir que la serie no presenta una memoria a corto ni a largo plazo.
- La desviación estandar es la medida del riesgo. Por otro lado el comportamiento presentado por la desviación estandar es proporcional al tiempo.

1.2.2. Hipótesis del Mercado Fractal (HMF)

Los precios de los activos reflejarían una estructura fractal. En consecuencia, habrían eventos previsibles en función de los horizontes temporales de inversión. (Peters E. 1991, 1994; Mandelbrot B. 1982)

Esta teoría presenta las siguientes consideraciones estadísticas:

-
- Dentro de algunos horizontes de inversión, el supuesto de Normalidad en los rendimientos de los activos no se cumple.
 - La presencia de propiedades fractales en las series de tiempo, en este caso financieras, sugiere la existencia de una memoria a corto o largo plazo.
 - La medida del riesgo sigue una distribución estocástica.

Capítulo 2

Metodología

Los pasos metodológicos que se siguen en esta investigación, en resumen, son los siguientes:

1. **Selección de las series de tiempo financieras y sus rendimientos en una escala logarítmica (log-retorno) dentro del mercado de valores de Colombia:** Se seleccionaron las 10 principales series financieras en el mercado de Colombia con base en su bursatilidad y además la capitalización de las empresas que conforman el mercado.
2. **Análisis Estadístico descriptivo de las series:** Se analizan las propiedades estadísticas de las series financieras a partir de mediciones descriptivas como la media, desviación estandar, curtosis y asimetría.
3. **Prueba de no-linealidad a las series:** Se aplica la prueba de Dickey-Fuller para evaluar la no-linealidad de las series.
4. **Aplicación del DFA:** Se evalúa la fractalidad para cada una de las series. En este análisis de fractalidad se obtiene el Exponente de Hurst y a partir de este se determina la dimensión fractal de cada una de las series.

2.1. Análisis de Fluctuación Sin Tendencia (DFA)

Uno de los métodos que permite estudiar de manera objetiva la fractalidad de una serie no estacionaria es el Análisis de Fluctuación sin tendencia (*Detrended Fluctuation Analysis DFA*) propuesto por C.K. Peng (Peng C.K.,1994).

El algoritmo del DFA propuesto en (Peng C.K., 1994) consta de los siguientes pasos:

Considere la serie de tiempo $X = X_t : t = 1, 2, \dots, N$.

- **Paso 1:** Calcular el Log retorno

$$r_t = \text{Ln}\left(\frac{X_{t+1}}{X_t}\right) \quad (2.1)$$

- **Paso 2:** Se integra la serie r_t con respecto a la media

$$Y = \sum_{t=1}^N r_t - \langle r_t \rangle \quad (2.2)$$

Donde $\langle r_t \rangle$ es la media aritmética asociada a la serie r_t .

- **Paso 3:** Fraccionar la serie de datos en particiones de tamaño n
- **Paso 4:** Calcular la fluctuación en la serie integrada en cada ventana.

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (Y(k) - Y_n(k))^2} \quad (2.3)$$

Donde Y_n es el polinomio de ajuste de primer orden de cada partición, esto debido a que experimentalmente se evidenció que el grado de polinomio que mejor ajusta los datos, es el primer grado.

- **Paso 6:** Variamos la escala n (Longitud de las particiones) y repetimos el algoritmo.
- **Paso 7:** Empíricamente se ha evidenciado (Peng K 1999) que la serie exhibe fractalidad, esta se encuentra y sigue una ley de potencia.

$$F(n) = c \times n^\alpha \quad (2.4)$$

Donde c es una constante independiente a n (Weron, 2002).

Aplicamos una regresión lineal a los logaritmos de la ecuación anterior y estimamos el coeficiente de Hurst.

$$\text{Ln}(F(n)) = \text{Ln}(c \times n^\alpha) \quad (2.5)$$

$$\text{Ln}(F(n)) = \text{Ln}(c) + \alpha \times \text{Ln}(n) \quad (2.6)$$

El exponente de escala α , se relaciona con el exponente de Hurst H , de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$\alpha = 2 \times H \quad (2.7)$$

$$H = \frac{\alpha}{2} \quad (2.8)$$

- **Paso 9:** Hallamos la dimensión fractal por medio de la siguiente ecuación planteada por Voss (1985):

$$2 \times H + 1 = 5 - 2 \times D \quad (2.9)$$

Simplificamos la anterior ecuación y obtenemos la relación directa entre la dimensión fractal y el exponente de Hurst.

$$D = 2 - H \quad (2.10)$$

Donde D es la dimensión fractal y H es el exponente de Hurst.

Dentro del método del DFA este coeficiente de Hurst es único debido a que es un proceso monofractal y la interpretación de este coeficiente es la siguiente:

- Si $0 < H < 0,5$ quiere decir que la serie presenta antipersistencia con reversión a la media. Esto quiere decir que si la serie ha registrado valores por encima de cierto valor que hace las veces de media de largo plazo en el periodo anterior, es mucho más probable que esté por debajo en el periodo siguiente, y viceversa. Se concluye que la serie tiene una autocorrelación negativa.
- Si $H = 0$ quiere decir que la serie presenta movimientos brownianos simples, es decir que la serie no exhibe memoria a corto o a largo plazo, un aumento puede ser seguido por un uno similar o uno de bajada. Se concluye que la serie tiene correlación nula, es decir, que es igual a cero.
- Si $0,5 < H < 1$ quiere decir que la serie presenta persistencia, es decir, que un periodo en el cuál se presentó crecimiento, es seguido por uno análogo lo cual sugiere que persiste la tendencia dentro de la serie. Se concluye que la autocorrelación es positiva.

2.2. Datos

Las series financieras estudiadas pertenecen al mercado de valores de Colombia. Estas series no han sido sometidas a estudios desde una perspectiva Econofísica, y en particular a un análisis fractal, es precisamente por ello que nace el interés por caracterizar estas series. La fuente de los datos fue la Bolsa de Valores de Colombia BVC (disponibles en www.bvc.com.co), entidad que administra el registro de los mercados de acciones en Colombia. Para esta investigación tomamos en cuenta 10 de las principales series de las acciones según un informe de capitalización que es emitido por parte de la BVC trimestralmente.

En la tabla 2.1 se muestran las 10 acciones principales que han tenido mayor busatilidad durante los últimos años, el sector al que pertenecen, su nomenclatura dentro de la BVC, el primer y último registro tomado para cada serie y por último el número de registros de cada una de las series.

Compañía	Símbolo en la BVC	Sector	Primer Registro	Último Registro	No. Registros
Avianca	AVIANCA	Comercio	30/08/2005	31/08/2015	2401
Ecopetrol	ECOPETROL	Energía	27/11/2007	31/08/2015	1886
Bancolombia	PFBCOLOM	Banca	30/05/2005	31/08/2015	2433
Grupo Aval	PFAVAL	Banca	12/05/2011	31/08/2015	1045
Almacenes Éxito	EXITO	Comercio	30/08/2005	31/08/2015	2401
Grupo Sura	GRUPOSURA	Banca	08/03/2000	20/11/2014	3594
Davivienda	PFDVVNDA	Banca	05/10/2010	31/08/2015	1993
Banco de Bogota	BOGOTA	Banca	08/03/2000	20/11/2014	3611
IGBC	IGBC	Otros	29/06/2001	20/11/2014	3274
COLCAP	COLCAP	Otros	06/01/2008	20/11/2014	1680

Cuadro 2.1: Principales compañías de acuerdo al nivel más alto de busatilidad y capitalización en la BVC

Capítulo 3

Resultados

Las gráficas de la evolución del precio de las acciones en el periodo del que se tienen registros para las principales acciones referidas en la tabla 2.1 se muestran a continuación.

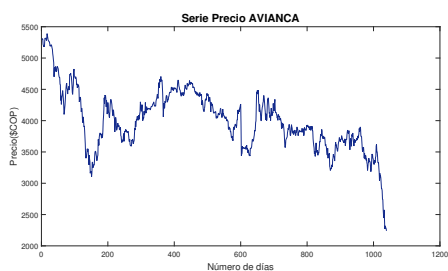


Figura 3.1: Serie precio de Avianca



Figura 3.2: Serie precio Banco de Bogotá

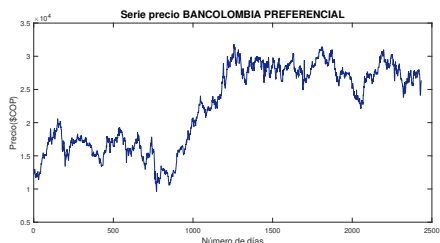


Figura 3.3: Serie precio Bancolombia

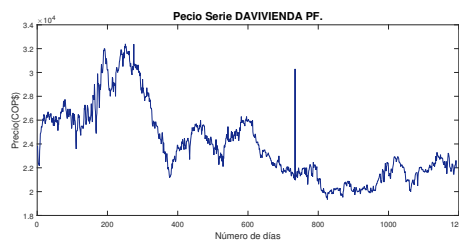


Figura 3.4: Serie precio Davivienda

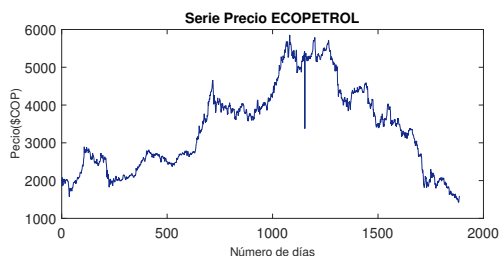


Figura 3.5: Serie precio Ecopetrol

La evolución del precio de los activos en las figuras 3.1, 3.2, 3.3, 3.4 y 3.5 se muestra en moneda oficial

Colombiana (Peso Colombiano \$COP).

La evolución de los rendimientos en escala logarítmica de las empresas referenciadas en la tabla 2.1 según la ecuación (2,1) se muestra en las figuras 3.6 a 3.10.



Figura 3.6: Serie Log Retorno Avianca

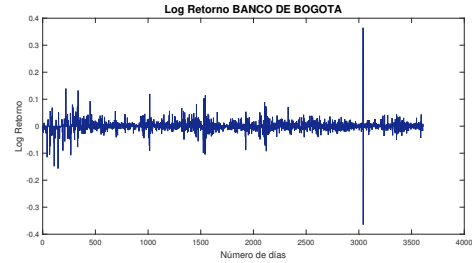


Figura 3.7: Serie Log Retorno Banco de Bogotá

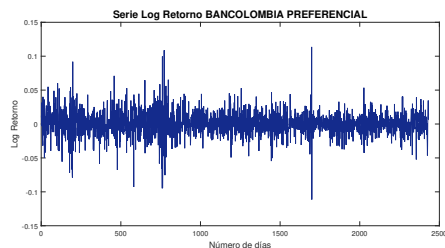


Figura 3.8: Serie Log Retorno Bancolombia Preferencial

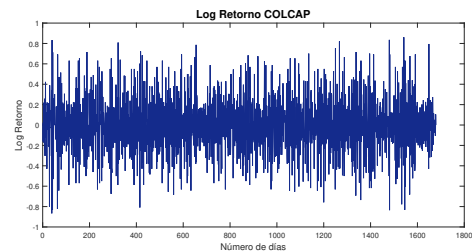


Figura 3.9: Serie Log Retorno COLCAP

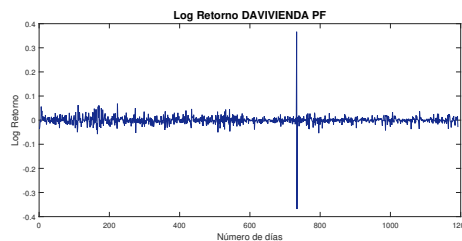


Figura 3.10: Serie Log Retorno Davivienda Preferencial

3.1. Estadística descriptiva y prueba de no-linealidad.

Se realizó la prueba de no-linealidad de Dickey-Fuller, la cuál es comunmente utilizada en el estudio de series financieras, permite evaluar si la serie de tiempo es una serie estacionaria o exhibe raíz unitaria, y fue implementada a través de la herramienta Matlab más exactamente con la instrucción *adftest* que establece la prueba de Hipótesis nula con respecto a la estacionariedad de la serie de tiempo estudiada. El test se aplicó para cada una de las series y según la tabla 3.1 este arrojó la aceptación de la hipótesis alterativa de que la serie es no-lineal para todas las series estudiadas. Además de esto se observa que cada una de las series exhibe una curtosis, por encima de 3, lo cuál revela uno de los echos estilizados más común en series fractales. En los gráficos 3.11 a 3.15 se muestra el histograma de cada una de las series, revelando que las series de tiempo de los rendimientos en escala logarítmica siguen distribuciones leptocurticas, de colas posadas, otro rasgo muy común en series de tiempo fractales.

Acción	Media	Desv. Estándar	Curtosis	Asimetría	Test No-Linealidad
Exito	0.000421	0.018	10.695	-0.2572	1
Avianca	-0.000829	0.0168	8.884	-0.6214	1
Bancolombia PF	0.000317	0.0177	7.522	-0.0688	1
Ecopetrol	-0,000078	0.0233	178.935	-0.3363	1
G. Aval	-0.000103	0.0154	63.3511	0.4747	1
Davivienda PF	-0.000068	0.0207	169.554	0.0207	1
IGBC	0.000780	0.0132	15.9763	-0.1856	1
COLCAP	0.00036	0.2729	3.4963	0.0647	1
G. Sura	0.000805	0.0227	52.5862	-0.3968	1
Banco de Bogotá	0.000766	0.0183	99.178	-0.3081	1

Cuadro 3.1: Estadística descriptiva y prueba de no-linealidad de las series de los rendimientos en escala logarítmica. $H_0 = 0$ (Se rechaza la Hipótesis de que la serie exhibe estacionariedad); $H_1 = 1$ (se acepta la Hipótesis alterna)

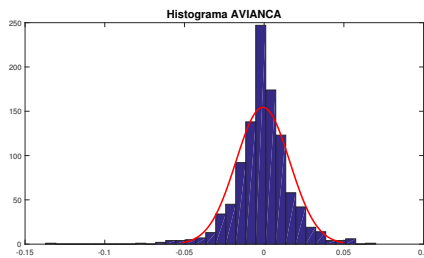


Figura 3.11: Histograma Log Retorno Avianca

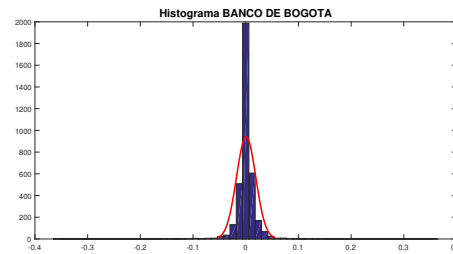


Figura 3.12: Histograma Log Retorno Banco Bogotá/a

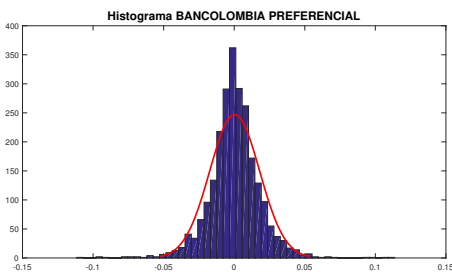


Figura 3.13: Histograma Log Retorno Bancolombia

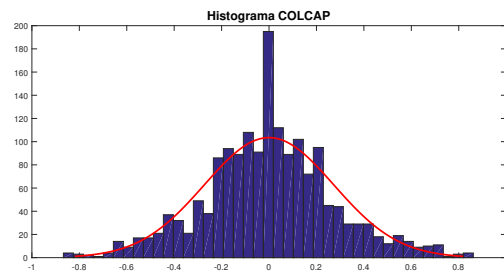


Figura 3.14: Histograma Log Retorno COLCAP

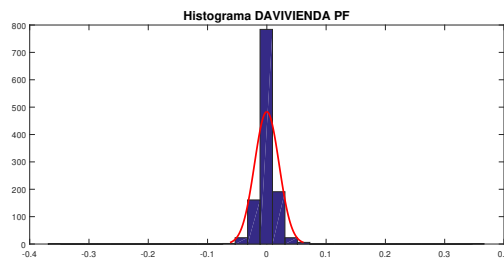


Figura 3.15: Histograma Log Retorno Davivienda

3.2. Exponente de Hurst y Dimensión Fractales

Los exponentes de Hurst para cada las series Log-retorno para las compañías con mayor capitalización estudiadas, empleando el método DFA junto con sus dimensiones fractales se muestran en la tabla 3.2 y los resultados allí mostrados, son producto de la regresión lineal entre $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ siendo n la escala para las ventanas tomadas y $F(n)$ la fluctuación en cada una de las escalas, regresión mostrada en las gráficas 3.16 a 3.19. Las dimensiones fractales, se hallaron a través de la ecuación 2.9.

Accion	H	D
Grupo Exito	0.235	1.765
Avianca	0.28	1.72
Bancolombia	0.244	1.756
Ecopetrol	0.225	1.775
Davivienda	0.14	1.86
B. Bogota	0.2005	1.7995
COLCAP	0.024	1.976
IGBC	0.195	1.805
G. Aval	0.191	1.809
G. Sura	0.255	1.745

Cuadro 3.2: Exponente de Hurst y Dimensión fractal.

Observamos que las dimensiones fractales de las series del mercado bursátil de Colombia, se encuentran acotadas entre 1.5 y 2 y así mismo, todas las series muestran exponentes de Hurst entre 0 y 0.5, lo cual indica que las series más importante del mercado busátil de Colombia exhiben antipersistencia.

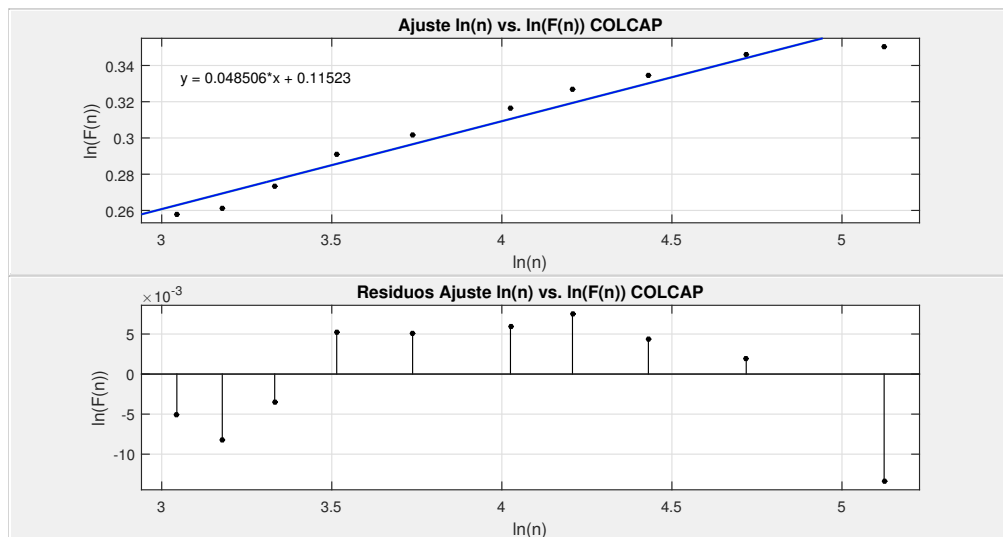


Figura 3.16: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ COLCAP

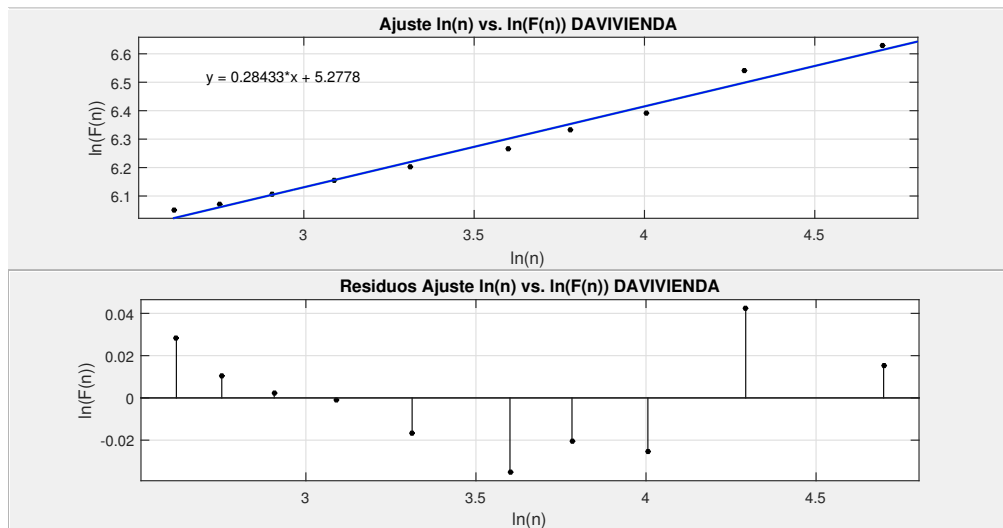


Figura 3.17: Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ Davivienda

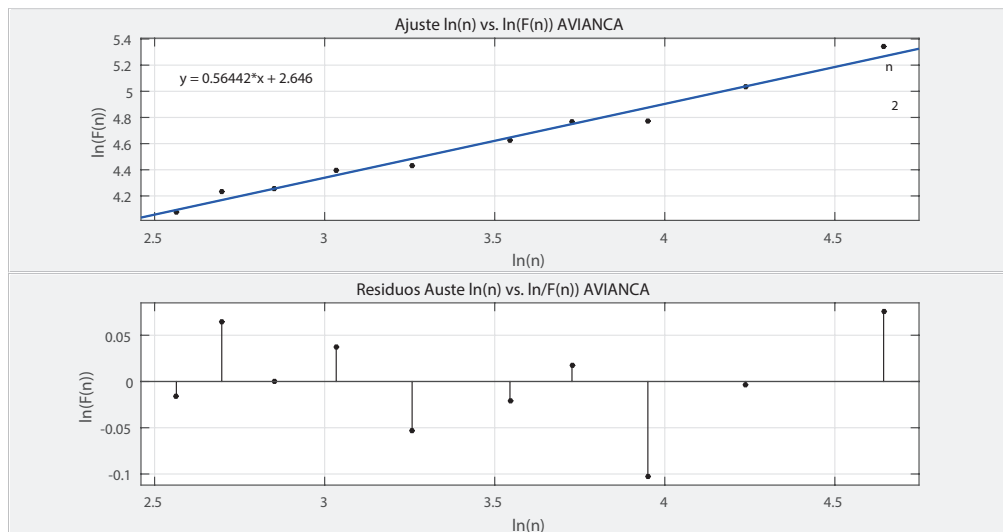


Figura 3.18: Ajuste $Ln(n)$ vs. $Ln(F(n))$ Avianca

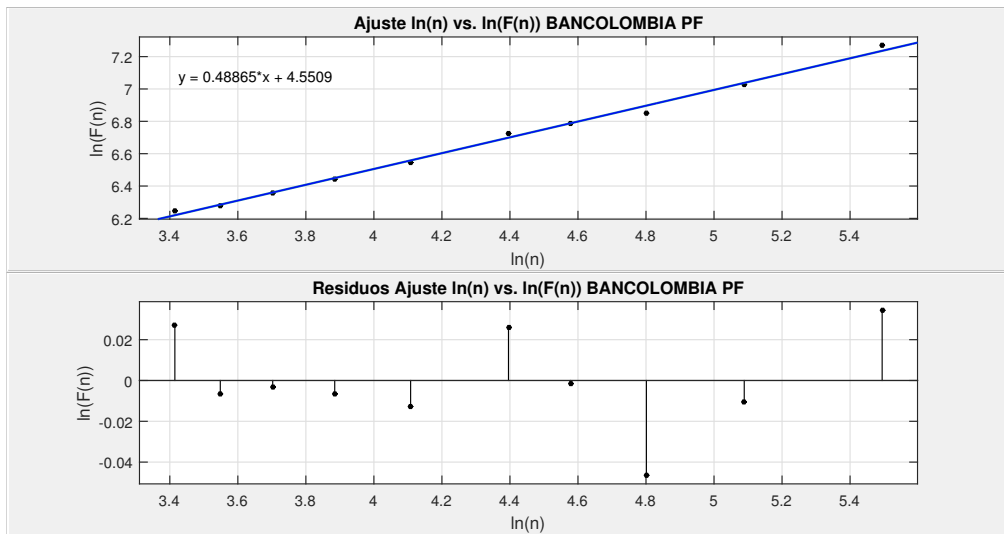


Figura 3.19: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ Bancolombia

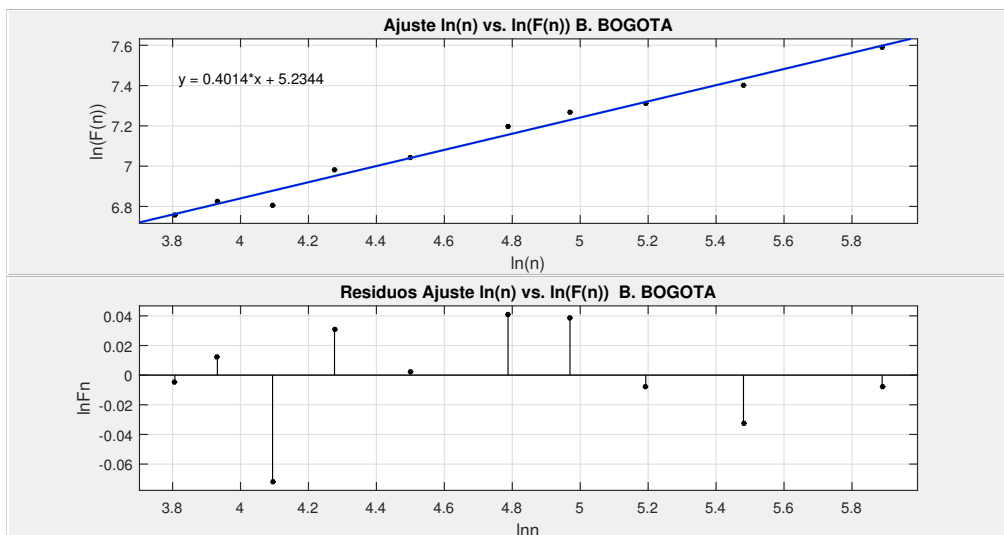


Figura 3.20: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ Banco de Bogotá

Capítulo 4

Discusión

Los resultados obtenidos determinan un evidente comportamiento fractal de las series más importantes del mercado de valores de Colombia (ver figuras 3.16 a 3.19). La fractalidad presentada por las series más importantes del mercado de valores corroboran el trabajo realizado por Mandelbrot (1982) y ésta se encuentra cuantificada por la dimensión fractal. En esta investigación los valores de la dimensión fractal para cada una de las series, se encuentran acotados entre 1.5 y 2. Este hallazgo dentro del mercado financiero de Colombia, es consecuente con los resultados de estudios recientemente realizados a los mercados financieros de China, realizado por Zhuang (2004) y de Brazil, realizado por Costa y Vasconcelo (2003).

Los exponentes de Hurst para cada todas las series objeto de estudio, están acotados entre 0 y 0.5, es decir que las series más importantes del mercado de valores de Colombia presentan antipersistencia, es decir memoria de corto alcance, lo cual quiere decir que si un valor estuvo por encima del valor que hace las veces de promedio, es más probable que sea seguido por un valor que se encuentre por debajo de dicho promedio y viceversa. Resultados que son consecuentes con lo reportado por la literatura citada en esta investigación.

Con respecto a la dimensión fractal para cada una de las series estudiadas, el menor grado de fractalidad es exhibido por Avianca con $D = 1,72$ y el mayor grado se presenta en el COLCAP con $D = 1,976$ (ver tabla 3.2). De la consideración de que a una menor dimensión fractal, mayor es la predicibilidad del comportamiento que tiene la serie y por otro lado de que a una mayor dimensión fractal, menor es el nivel de predicibilidad del comportamiento de determinada serie y por tanto, es mayor el nivel de complejidad exhibido por la serie, es que se deriva las implicaciones del resultado anterior.

Por lo tanto, la serie del precio Stock de Avianca al mostrar la menor dimensión fractal tiene mayor predicibilidad con respecto a la serie de tiempo de las demás compañías y podría llegar a revelar en algún punto patrones que permitan predicciones a futuro. Ecopetrol y Bancolombia son las empresas de mayor capitalización a 2015 dentro del Mercado de Valores de Colombia. Bancolombia es el banco más grande de Colombia y hace parte del Grupo Sura, el cual es conformado por un grupo de empresas del sector financiero e importantes inversiones en el sector industrial dentro y fuera del país. Por otro lado, observamos que la serie que exhibe mayor complejidad es la de el COLCAP, es decir que dentro del Mercado de Valores de Colombia, el COLCAP tiene la menor predicibilidad con respecto a las demás empresas. El COLCAP es un índice bursátil de la Bolsa de Valores de Colombia y éste refleja las variaciones de los precios de las 20 acciones con mayor capitalización del Mercado de Valores de Colombia. La dinámica del COLCAP, al ser un índice que representa la variación de las 20 empresas más importantes del mercado bursátil de Colombia, sugiere una fuerte y compleja interacción con las compañías que han sido objeto de estudio en esta investigación.

Los modelos fractales, al mostrar la no-linealidad de las series estudiadas hacen que sean mucho más objetivos que los métodos clásicos que asumen correlación lineal (derivados del supuesto de la HME), y además de esto permiten capturar los rasgos estilizados como la relación a escala que podría permitir caracterizar cierto estados de las series financieras en determinado momento, por ejemplo: Dacorogna (2001) realizó un estudio para identificar los estados del desarrollo de los mercados.

Capítulo 5

Conclusiones y Trabajo a futuro

5.1. Conclusiones

- Hemos encontrado propiedades fractales dentro de las series de tiempo de las acciones de las empresas con mayor capitalización del Mercado de Valores de Colombia.
- Los resultados obtenidos en esta investigación confirman empíricamente los supuestos de la Hipótesis del Mercado Fractal.
- La menor dimensión fractal la encontramos en la serie del precio de la acción de Avianca y la mayor en la serie del COLCAP.
- Todas las series del Mercado de Valores de Colombia que fueron objeto de estudio, exhiben antipersistencia.
- El hallazgo de la existencia de fractalidad dentro de la dinámica del mercado de valores de Colombia, por medio de los métodos empleados en análisis fractal de series de tiempo, nos permiten implementar nuevas estrategias para tomar decisiones y además de esto, nos guía hacia un mejor entendimiento de la dinámica de los mercados financieros.

5.2. Trabajo a futuro

- Partiendo de la anterior investigación se propone extender la metodología a otros sistemas complejos a nivel nacional.
- A partir del método DFA se propone extender esta metodología para poner en práctica el método MF-DFA, el cual es una variación del DFA que evalúa la multifractalidad en series de tiempo provenientes de sistemas complejos y aplicarlo en mercados financieros como el de Venezuela ya que actualmente resulta atractivo analizar el comportamiento del mercado financiero de dicho país por su crisis.
- Explorar propiedades fractales de series de tiempo derivadas de otros sistemas complejos, tales como series geofísicas (Temperatura, Precipitación, entre otros).

Capítulo 6

Anexos



Figura 6.1: Serie precio Exito

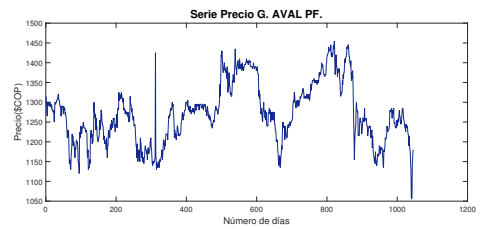


Figura 6.2: Serie precio G. Aval

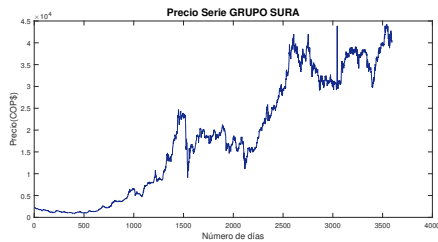


Figura 6.3: Serie precio G. Sura

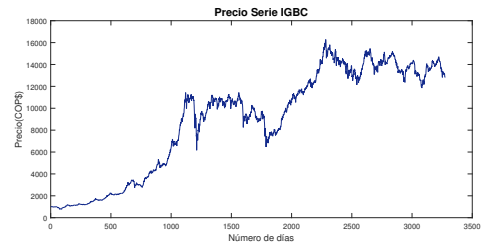


Figura 6.4: Serie precio IGBC

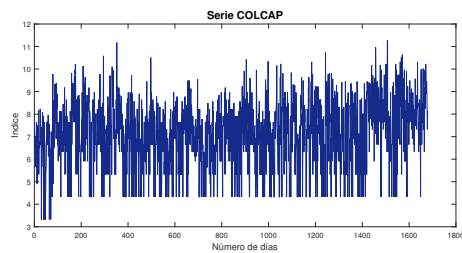


Figura 6.5: Serie COLCAP

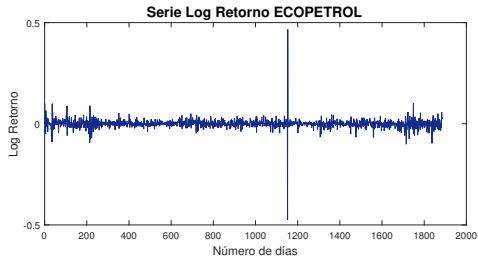


Figura 6.6: Serie Log Retorno Ecopetrol

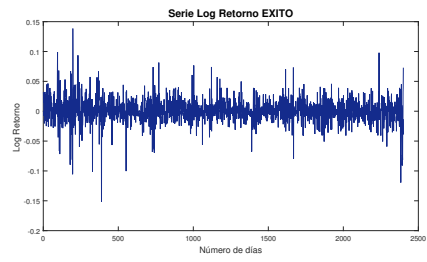


Figura 6.7: Serie Log Retorno Exito

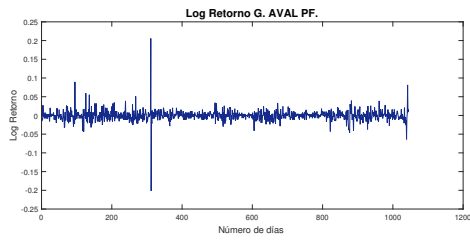


Figura 6.8: Serie Log Retorno G. Aval

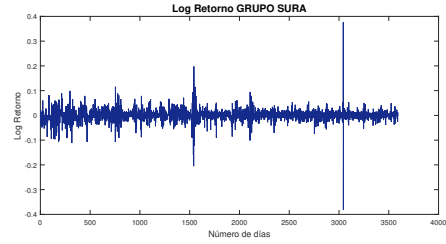


Figura 6.9: Serie Log Retorno G. Sura

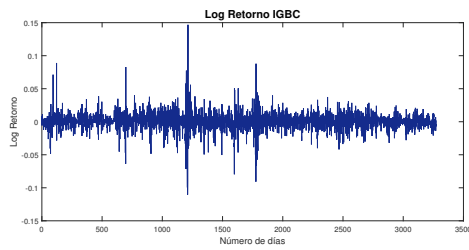


Figura 6.10: Serie Log Retorno IGBC

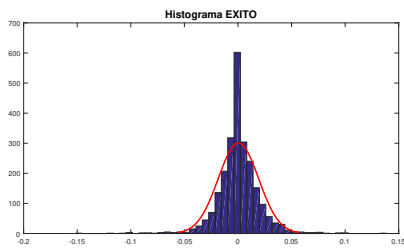


Figura 6.11: Histograma Log Retorno Exito

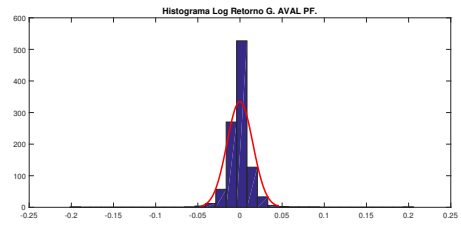


Figura 6.12: Histograma Log Retorno G. Aval

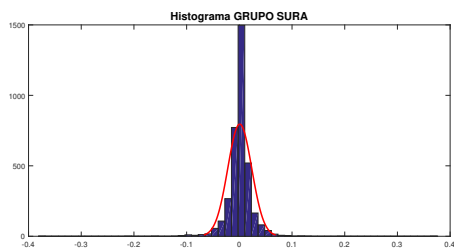


Figura 6.13: Histograma Log Retorno G. Sura

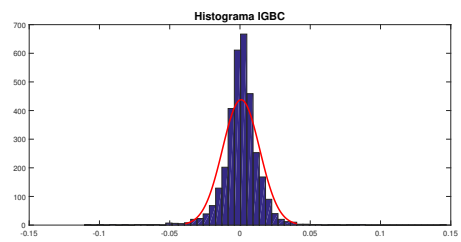


Figura 6.14: Histograma Log Retorno IGBC

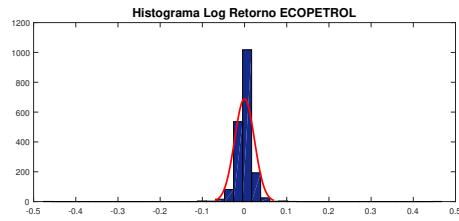


Figura 6.15: Histograma Log Retorno Ecopetrol

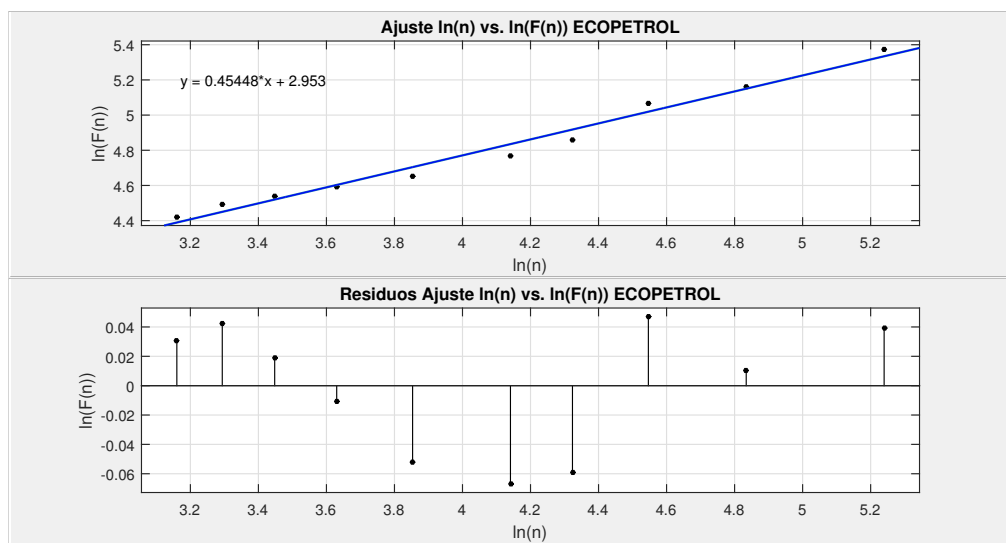


Figura 6.16: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ Ecopetrol

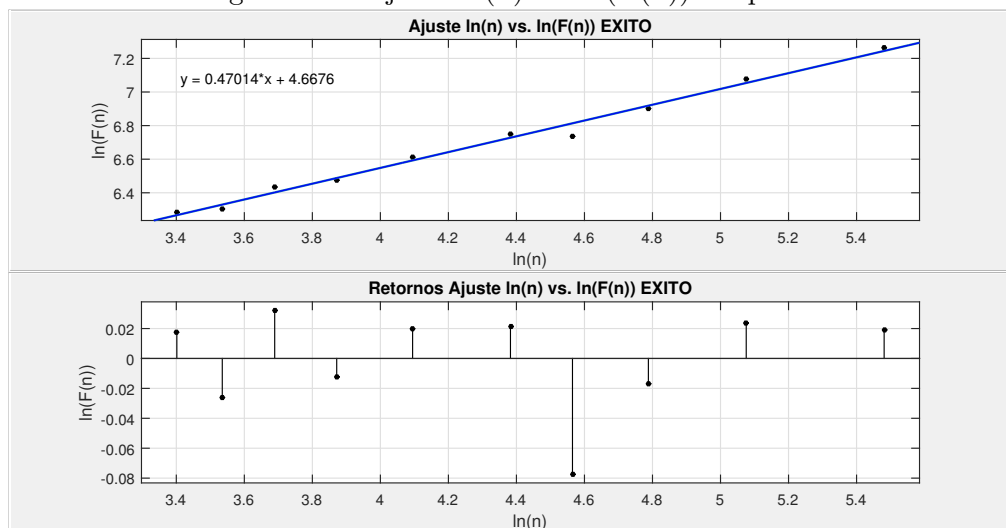


Figura 6.17: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ Exito

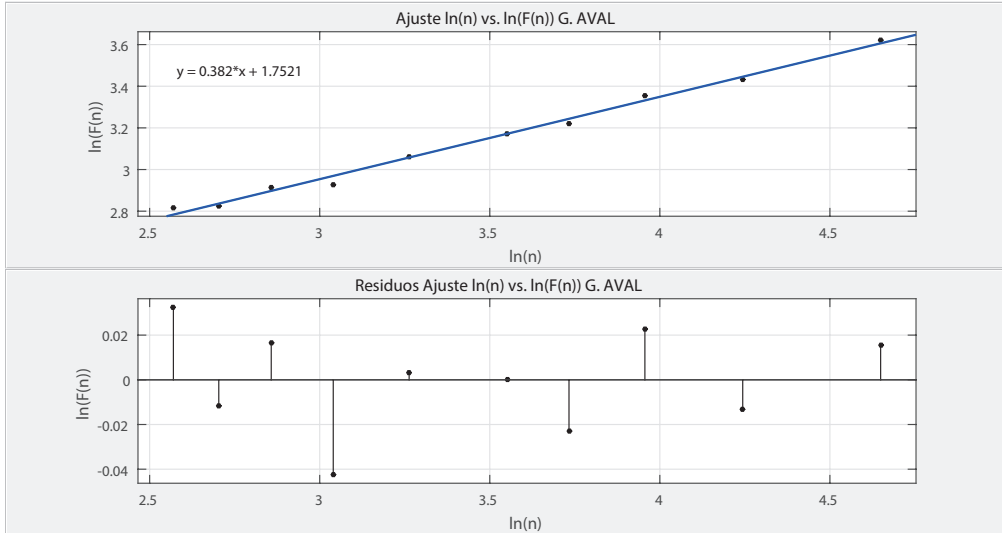


Figura 6.18: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ G. Aval

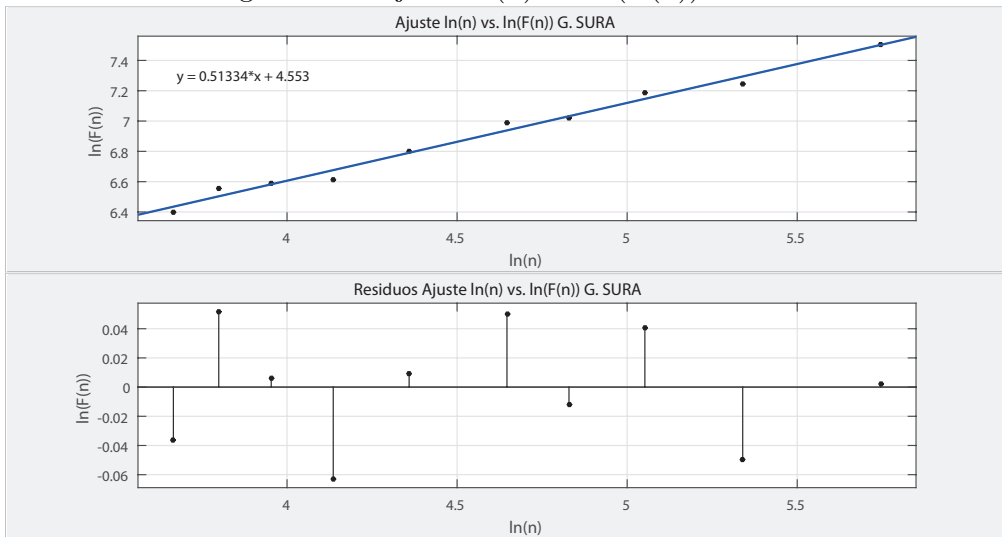


Figura 6.19: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ G. Sura

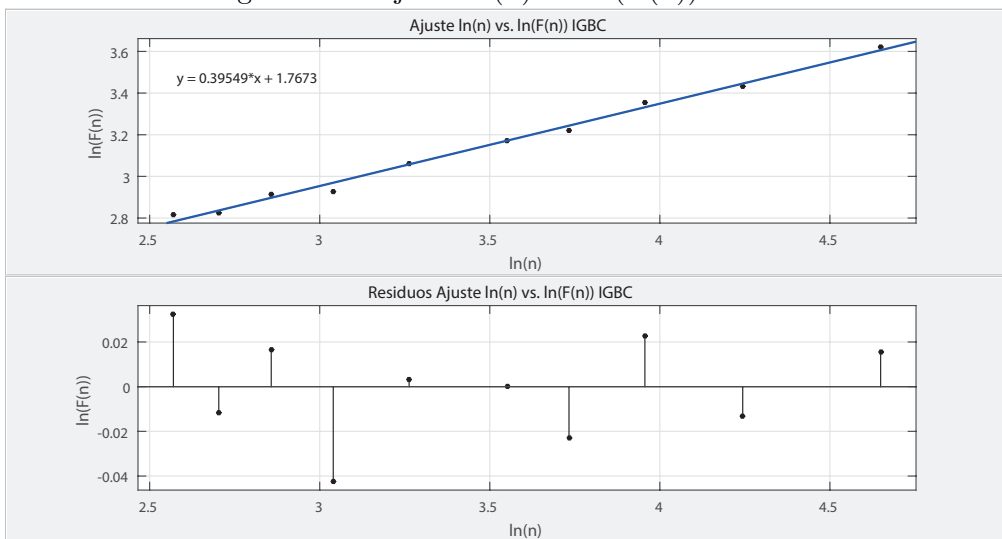


Figura 6.20: Ajuste $\ln(n)$ vs. $\ln(F(n))$ IGBC

Capítulo 7

Bibliografía

- Peng C-K et al. (1994), Mosaic organization of DNA nucleotides, *Phys Rev*, E 49:1685-1689.
- Mandelbrot B. (1982), *The Fractal Geometry of Nature*, W. H. Freeman, New York, 1982.
- Bryce R. M., Sprague K. B. (2012), Revisiting detrended fluctuation analysis, *Scientific Reports*, 315, March.
- Peters E. (1991), *Chaos and Order in the Capital Market*, John Wiley and Sons, New York, 1991.
- Peters E. (1994), *Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics*, John Wiley and Son, New York, 1994.
- Weron R. (2002), Estimating long-range dependence: finite sample properties and confidence intervals, *Physica A*, Vol. 312 (2002).
- Voss R. F. (1985), Random fractals: characterization and measurement. *Scaling Phenomena in Disordered Systems*, Plenum Press, New York, 1-11.
- Zhuan X. Y., et al. (2014), Multifractal detrended cross-correlation analysis of carbon and crude oil markets, *Physica A*, Vol 399(2014), 113-125.
- Costa R. L., Vasconcelos G.L. (2003), Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market. *Physica A*, Vol 329 (2003), 231-248.
- Dacorogna M., et al. (2001), Defining efficiency in heterogeneous markets. *Quantitative Finance*, Vol 1, Issue 2, 2001.