

**ANEXO IV****AUTORIZACIÓN PARA LA DEFENSA DEL
TRABAJO FIN DE MÁSTER**

Datos del alumno/a
DNI: 0921899191
Apellidos, Nombre: Balladares Ponguillo, Karen
Máster en Contabilidad y Finanzas Corporativas

Datos del Trabajo/Proyecto	
Título del Trabajo/Proyecto: Contraste de la Hipótesis del Mercado Fractal en el mercado latinoamericano de Valores	
Convocatoria (indicar mes de defensa): Julio	Año: 2018

El director del Trabajo INFORMA FAVORABLEMENTE la defensa del mismo:
Director: D. Juan Evangelista Trinidad Segovia Fdo.:
Director: D. Miguel Ángel Sánchez Granero Fdo.:

*Este formulario, debidamente cumplimentado y firmado (con firma digital o en su defecto, con firma manuscrita y escaneo del documento), deberá ser entregado por el alumno en formato pdf en el mismo soporte digital, junto con el resto de archivos integrantes del trabajo.

Puede verificar la autenticidad, validez e integridad de este documento en la dirección:
<https://verificarfirma.ual.es/verificarfirma/?CSV:=R8S8jZI++wem7VP87c2hvg==>

FIRMADO POR	TRINIDAD SEGOVIA JUAN EVANGELISTA	FECHA	13/06/2018
	MIGUEL ANGEL SANCHEZ GRANERO		
ID. FIRMA	blade39adm.ual.es	R8S8jZI++wem7VP87c2hvg==	PÁGINA 1/1



R8S8jZI++wem7VP87c2hvg==



Contraste de la Hipótesis del Mercado Fractal en el mercado latinoamericano de Valores

Memoria presentada por

KAREN ANDREA BALLADARES PONGUILLO

TRABAJO FINAL DE MÁSTER

MÁSTER EN CONTABILIDAD Y FINANZAS CORPORATIVAS

Dirigida por los Doctores

D. JUAN EVANGELISTA TRINIDAD SEGOVIA

D. MIGUEL ÁNGEL SÁNCHEZ GRANERO

Almería, a 15 de junio de 2018

Contraste de la Hipótesis del Mercado Fractal en el mercado latinoamericano de Valores

Resumen

La presente investigación tiene como objetivo analizar el comportamiento del exponente de Hurst en los distintos índices representativos de los mercados latinoamericanos: Bovespa (Brasil), S&P/BVL (Perú), IPC (México), Merval (Argentina) e IPSA (Chile), para ver si existen señales que indiquen si se trata de un mercado fractal, en lugar de un mercado eficiente. Para esto, se realizó el análisis del estado del arte de la teoría de mercados eficientes, luego se procedió a estudiar la hipótesis de mercados fractales, de igual manera, describir el comportamiento del exponente y análisis R/S en la población objeto de estudio en el período de 1990 a la fecha. El presente estudio posee valor teórico, utilidad práctica, relevancia, por su conveniencia y en base a los beneficios que genera. El estudio se sustenta en las teorías de eficiencia de mercados y teoría fractal. El procesamiento de datos permitió determinar los mercados analizados muestran en su mayoría persistencia apoyando así la hipótesis de mercado fractal, no obstante, existen períodos donde ciertos mercados inician una fuerte antipersistencia.

Contrast of the Fractal Market Hypothesis in the Latin American stock Markets

Abstract

The objective of this research is analyze the behavior of the Hurst exponent in the different representative indices of the Latin American markets: Bovespa (Brazil), S&P/BVL (Peru), IPC (Mexico), Merval (Argentina) and IPSA (Chile), to see if there are signs that indicate if it is a fractal market, instead of an efficient market. For this purpose, the state of the art analysis of the efficient markets theory was carried out, then the fractal markets hypothesis was studied, in the same way, describe the behavior of the exponent and R/S analysis in the population under study. in the period 1990 to date. The present study has theoretical value, practical utility, relevance, for its convenience and based on the benefits it generates. The study is based on the theories of market efficiency and fractal theory. The processing of data allowed to determine the markets analyzed show mostly persistence supporting the fractal market hypothesis, however, there are periods when certain markets initiate a strong antipersistence.

Índice general

1. Introducción	3
2. Revisión de Literatura	7
2.1. La hipótesis del Mercado Eficiente.	8
2.2. La hipótesis del mercado fractal (FMH)	15
3. Metodología: El exponente de Hurst	27
3.1. El Exponente de Hurst Generalizado (GHE)	30
3.2. Algoritmos FD	31
4. Aplicación Práctica	35
4.1. Brasil	36
4.2. Perú	42
4.3. México	46
4.4. Argentina	49
4.5. Chile	53
5. Conclusiones	57

Capítulo 1

Introducción

Tal como señalan numerosas investigaciones Barna (2016) [7]; Kristoufek (2012) [45]; Kristoufek y Vosvrda (2014) [46]; Kumar y Bandi (2015) [48]; Lim (2007) [49] la hipótesis de eficiencia de mercados (EMH), propuesta por Fama (1965) [24] ha sido la referencia para los estudios en el ámbito de las finanzas durante las últimas cuatro o cinco décadas. Kristoufek y Vosvrda (2014) [45] señalaron que la EMH es la piedra angular de las finanzas modernas; así mismo, que la idea principal de EMH es que los rendimientos ajustados al riesgo no pueden predecirse sistemáticamente y que no pueden haber ganancias a largo plazo por encima de las ganancias del mercado que asumen el mismo riesgo.

La definición de EMH también está estrechamente relacionada con una noción de agentes homogéneos racionales y la distribución Gaussiana de los rendimientos (p. 162). Por otra parte, Noakes y Rajaratnam (2016) [69] indicaron que en un mercado eficiente de acciones, los precios reflejan toda la información disponible, y que cualquier nueva información es asimilada rápidamente por el mercado y reflejada nuevamente en sus valores. Fue Roberts [78] en 1967, quien menciona que existen tres formas de eficiencia de mercados de acciones:

- La forma débil, que describe cómo los precios de las acciones reflejan toda la información histórica de los precios y los volúmenes a negociar en el mercado.
- La forma semi-fuerte, que postula que los precios de las acciones están determinados por cualquier tipo de información pública referente a las mismas acciones.
- La forma fuerte, que afirma que los precios de las acciones reflejan toda la información de las dos formas anteriores de eficiencia, añadiéndose la información que es solo conocida por agentes cercanos a las compañías que emiten las acciones.

Según Fama [25] (1970) las siguientes serían las condiciones suficientes para que un mercado sea eficiente:

- Inexistencia de costos de transacción.

- Toda la información disponible se puede obtener sin costo por todos los participantes del mercado.
- Todos los participantes están de acuerdo con las implicaciones que la información actual existente tiene sobre los precios actuales y las distribuciones de los precios futuros de cada activo.

Por consiguiente, si un mercado reúne estas condiciones, el precio de cada activo reflejaría plenamente toda la información disponible. Pese a toda la literatura existente, recientes investigaciones han realizado profundas críticas a los supuestos de estas hipótesis. Kumar y Bandi [48] señalaron que la EMH propone algunos supuestos implícitos respecto al comportamiento del inversor: (a) que los inversores tienen un comportamiento racional, (b) que los inversores toman decisiones individualmente, y (c) que son capaces de procesar toda la información disponible inmediatamente. Sin embargo, estos mismos autores realizaron una crítica a estos supuestos señalando que un mercado financiero se compone de diferentes grupos de inversionistas cuyos horizontes de tiempo pueden variar de segundos a años. Que para cada inversor el mismo conjunto de información puede tener un valor diferente y pueden tratarlo acorde a sus valoraciones individuales. Además, no es que actúen solo individualmente, pueden actuar formando grupos y cada grupo puede tener sus propias reglas y estrategias comerciales diferentes, donde la información particular tratada como una pérdida potencial por un grupo podría ser tratada como una oportunidad de obtener ganancias por parte de otro grupo, por lo que claramente el principio de homogeneidad de los inversores y el principio de que toman decisiones individuales son irreales y no se cumplen en la práctica.

Por otro lado, Malkiel (2003) [57] argumentó que la racionalidad de los inversores no siempre se puede dar por sentada y que no siempre existen incentivos para que estos descubran la información que se refleja en el mercado a través de los precios. Continuando con las críticas, Spronk y Trinidad (2005) [87] señalaron que en los datos financieros existen muchos problemas de asimetría y apuntalamiento que impiden que los retornos de las

acciones se distribuyan de manera normal, incumpléndose otro supuesto subyacente de la EMH propuesta por Fama [24], el de la distribución normal de los retornos.

El trabajo inicia con el análisis del estado del arte de la teoría de mercados eficientes, centrándose en estudiar las investigaciones más relevantes que se han llevado a cabo hasta la fecha a nivel de mercados individuales (desarrollados y no desarrollados) y por regiones (Norteamérica, Europa, Asia, etc.), con el fin de detectar cuáles han sido las metodologías de comprobación empírica utilizadas por otros autores, así como también los hallazgos que sobre el tema se han obtenido en dichos mercados. Una vez analizada la literatura, se procede a estudiar la hipótesis de mercados fractales, teniendo en cuenta que es la metodología empírica escogida en el presente trabajo para contrastar la hipótesis del mercado eficiente en Latinoamérica.

La segunda parte del trabajo correspondiente a la comprobación empírica, que se inicia con la delimitación de la muestra que está conformada por los índices y las empresas de las principales economías de Argentina, Brasil, Chile, México y Perú. Tomando como variable de estudio los retornos continuos de los activos financieros, debido a sus propiedades estadísticas y de interpretación por parte de los inversionistas.

Capítulo 2

Revisión de Literatura

2.1. La hipótesis del Mercado Eficiente.

El objetivo de esta sección es presentar un resumen de las principales investigaciones en el campo de la EMH, las últimas tendencias y las diferentes soluciones planteadas a las críticas realizadas.

La eficiencia de mercados fue un concepto introducido por primera vez por Louis Bachelier en 1900 [3] en su tesis doctoral denominada *Théorie de la Spéculation* dando inicio a la aplicación de la teoría de la probabilidad y de análisis estocásticos para los próximos 65 años. Según Davis (2011) [19], el movimiento browniano de Bachelier (1900) surge como un modelo de las fluctuaciones en los precios de las acciones. Sostiene que las pequeñas fluctuaciones en el precio vistas en un corto intervalo de tiempo deben ser independientes del valor actual del precio. Implícitamente también asume que son independientes del comportamiento pasado del proceso y combinado con el Teorema del Límite Central, deduce que los incrementos del proceso son independientes y normalmente distribuidos. En lenguaje moderno, obtiene el movimiento browniano como el límite de difusión (que es como un límite de reajuste particular) de la caminata aleatoria.

Susmel [88] señalando a Samuelson (1965) [79] indicó que en un mercado basado en la información, los precios son impredecibles. A través de ecuaciones matemáticas, propuso que los precios de los activos, P_t , son iguales al valor esperado de sus futuros pagos, D_t , descontados por la tasa δ_t condicionado al conjunto de información Ω_t . Es decir,

$$P_t = E\left[\sum_{j=1}^{\alpha} \delta_{t,t+j} D_{t+j} \mid \Omega_t\right] \quad (2.1)$$

Dado que los precios en el momento t reflejan toda la información existente en Ω_t , es imposible predecir los precios futuros usando la información Ω_t . Samuelson asumió que la tasa de descuento es constante y así dedujo que las tasas de retorno de activos, r_t , constituyen un juego justo. Es decir, la predicción del proceso estocástico r_t es igual a cero para cualquier posible conjunto de información Ω_t .

$$E[r_{t+1} | \Omega_t] = 0 \quad (2.2)$$

Esta definición dice que los precios de los activos, P_t , son un juego justo cuando las tasas de retornos de los activos son una martingala. Es decir,

$$E[P_{t+1} | \Omega_t] = P_t \quad (2.3)$$

Por otra parte, Fama (1965) [24] argumentó que la teoría de los caminos aleatorios involucran dos hipótesis separadas:

- Por un lado que los cambios sucesivos en precios de las acciones son independientes entre sí.
- Por otro, que los cambios en los precios de las acciones siguen alguna distribución de probabilidad.

Sin embargo, este mismo autor, reconoció que en la práctica el modelo de los caminos aleatorios solo sería útil si es que en los mercados de capitales la información histórica de los precios de las acciones no ayuda a determinar el precio futuro de la misma. Es decir, siempre que no importen los cambios pasados de los precios de las acciones para predecir el valor futuro de una acción, sino que dependa exclusivamente de la información disponible en un momento dado.

Dentro de este mismo análisis, Fama (1965) [24] señaló que los precios de las acciones pueden ser la acumulación de ruido generado por un conjunto de variables psicológicas y de otros factores particulares para cada individuo, los que determinan el tipo de “apuesta” que realizan para tomar lugar en el mercado de capitales; sin embargo, indicó también, que muchos teóricos de los caminos aleatorios sostienen que las acciones tienen un “valor intrínseco” y que dicho valor depende de los factores políticos y económicos que afectan a las compañías individualmente. Así se puede decir que, el valor intrínseco de una acción

depende de las ganancias proyectadas de una compañía y que a su vez esta ganancia proyectada está relacionada con factores económicos y políticos que afectan al mercado.

El principio de la independencia estadística en los cambios en los precios de las acciones fue abordado inicialmente en las investigaciones de Bachelier (1900) [3] y de Osborne (1959) [71] quienes señalaron que si se generan paquetes de nueva información de manera sucesiva, esta información es independiente a lo largo del tiempo y que los residuos concernientes al valor intrínseco de la acción, no dibujan ningún patrón detectable, por lo que puede asumirse la independencia estadística entre cada cambio de precio de la acción de un período a otro.

El modelo Bachelier-Osborne tiene los mismos supuestos del modelo de los caminos aleatorios: (a) los cambios en los precios de las acciones de una transacción a otra son independientes, y (b) que dichos cambios en los precios siguen una misma distribución, con la diferencia que para los modelos aleatorios, la distribución que siguen es indiferente; mientras que, para el modelo Bachelier-Osborne se asume que el número de tracciones por día, semana o mes es muy grande y que se distribuyen uniformemente y que aplicando el teorema del límite central, los promedios de los precios diarios, semanales o mensuales muestrales siguen una distribución normal.

Verificar la normalidad de la distribución de los precios de las acciones fue tema de interés de los investigadores de la época. Moore (1962) [68] encontró que la distribución de los cambios de los precios de las acciones presenta una forma leptocúrtica e investigaciones posteriores como la de Mandelbrot (1963) [59] concluyeron que los cambios de los precios de las acciones siguen una distribución paretiana estable. Así mismo, Mandelbrot (1966) [60] desarrolló un modelo de predicción de precios de materias primas, señalando que las predicciones de los precios tienen propiedades de una martingala.

Continuando con las investigaciones, Fama (1970) [25] señaló que un mercado eficiente de capitales es un mercado en el cual los precios proveen señales precisas para la asignación de recursos por parte de los inversores, esto es, mercados en donde las empresas pueden

hacer inversión para mejorar su producción y en donde los inversores pueden escoger entre las distintas acciones que representan un título de propiedad de las firmas, bajo el supuesto de que los precios reflejan completamente y todo el tiempo, toda la información disponible. Basándose en el trabajo de Roberts (1959) [77] señaló la presencia de tres formas de eficiencia de mercados en la práctica:

- La forma débil: en la cual la información es solo la proveniente de los precios históricos de las acciones.
- La forma semi-fuerte: en la cual el conjunto de información que ayuda a predecir los precios futuros de las acciones son la suma de la información de los precios históricos y cualquier otra información de dominio público que pueda impactar en el desempeño de una organización o firma.
- La forma fuerte: que señala la existencia de inversionistas o grupos de inversionistas que poseen información privilegiada y de acceso único para ellos sobre el futuro de la compañía.

Sin embargo, este mismo autor reconoció que el hecho de que los precios reflejen completamente toda la información disponible es muy difícil de comprobar empíricamente. Así tenemos, una de las primeras teorías sobre eficiencia de mercados de capitales, que es la del retorno esperado o también conocida como modelos de juegos justos, en la que se señala que los precios futuros de una acción están en función de su tasa de retorno o rendimiento esperado para el período futuro y la existencia de un conjunto relevante de información sobre la firma, el mercado, etc.

En términos matemáticos, los modelos de juegos justos se expresan de la siguiente manera:

$$E(p_{j,t+1} | \phi_t) = [1 + E(\tilde{r}_{j,t+1} | \phi_t)]p_{jt} \quad (2.4)$$

Donde P_{jt} es el precio de una acción j en el período t ; $P_{j,t+1}$ es el precio de una acción

j en el período $t+1$; $r_{j,t+1}$ es la tasa de retorno de la acción j en el período $t+1$; ϕ_t es el conjunto de información disponible en el período t ; y E representa el valor esperado del precio de la acción j en el período $t+1$ dada la información disponible en período t . El error de predicción, es decir, la diferencia entre el valor observado real en el período $t+1$ y el valor predicho para dicho período puede expresarse:

$$x_{j,t+1} = p_{j,t+1} - E(p_{j,t+1} | \phi_t) \quad (2.5)$$

Donde $x_{j,t+1}$ representa el error de predicción del valor del activo j en el período $t+1$; $p_{j,t+1}$ representa el valor real u observado del activo j en el período $t+1$; y donde $E(p_{j,t+1} | \phi_t)$ es el valor esperado del activo j en el período $t+1$ dado un conjunto de información ϕ_t en el período t .

Dada la suposición del modelo de juego justo, se puede concluir posteriormente:

$$E(\tilde{x}_{j,t+1} | \phi_t) = 0 \quad (2.6)$$

Esto es, que el valor esperado del error de predicción, es cero. Sobre el modelo de juego justo se desarrollan dos casos especiales: (a) el modelo de sub-martingala y (b) la caminata aleatoria. El modelo de sub-martingala básicamente se expresa de manera matemática como:

$$E(p_{j,t+1} | \phi_t) \geq p_{jt} \quad (2.7)$$

Y que de manera equivalente, se puede expresar:

$$E(\tilde{r}_{j,t+1} | \phi_t) \geq 0 \quad (2.8)$$

Estas ecuaciones señalan que el valor esperado del precio de una acción j para el período

$t+1$, proyectado sobre un conjunto de información ϕ_t es igual o más grande que el precio actual de dicha acción (p_{jt}). Por otra parte, el modelo de la caminata aleatoria señala que si bien la sucesión de precios de una acción j , de un período t a un período $t+1$ es independiente, tal como el modelo de la sub-martingala, también asume que los cambios sucesivos (o retornos) siguen una misma distribución de probabilidad. Lo que formalmente se expresa así:

$$f(r_{j,t+1} | \phi_t) = f(r_{j,t+1}) \quad (2.9)$$

Revisando el principio de la probabilidad condicional en estadística, fácilmente se puede concluir que a través de la ecuación se asume independencia entre el conjunto de información en el período t , ϕ_t , y la tasa de retorno del activo r_j en el período $t+1$. Adicionalmente, se entiende que la función de densidad f debe ser la misma para cada t . Una de las principales críticas al modelo de caminata aleatoria es precisamente que se habla poco sobre el proceso estocástico f de generación de los retornos.

Contra lo que señala la hipótesis de los mercados eficientes, según la cual los precios de las acciones transmiten toda la información relevante desde el agente informado al no informado, Grossman y Stiglitz (1976) [35] mostraron que, cuando hay elevados costes a la hora de recabar la información, los precios de las acciones agregan, inevitablemente, la información de forma imperfecta (para inducir a la gente a que recabe información, tiene que haber una “cantidad equilibrada de desequilibrio”). Cada una de estas piedras angulares del paradigma competitivo fueron rechazadas.

Grossman y Stiglitz (1980) [36] critican la hipótesis de eficiencia principalmente en su forma fuerte, argumentando que los precios reflejan parcialmente la información disponible, señalan que tan pronto como se modifican los supuestos del modelo convencional de mercados perfectos para permitir incluso un pequeño costo de la información, la teoría tradicional se vuelve insostenible. Enfatiza que debido a que la información es costosa, los precios no pueden reflejar perfectamente la información disponible, ya que si lo hiciera,

aquellos que gastaron recursos para obtenerla no recibirían compensación alguna.

Retomando la investigación que se inició en 1965, Fama (1991) [26] volvió a enfocarse en la eficiencia de mercados, en las críticas y estudios que se realizaron a lo largo de 30 años sobre esta temática. Para Fama (1991) [26] la EHM tiene la necesaria condición de que el costo de transacción de obtener información por parte de los inversores, sea cero. Adicionalmente, está el problema de determinar qué tipo o nivel de información es razonable para la predicción de los precios futuros de las acciones. En otras palabras, señaló que la ambigüedad respecto a qué constituye información razonable y que la falta de una medición precisa sobre los costos de transacción, constituyen el principal obstáculo respecto a la eficiencia de mercados.

En este artículo, Fama (1991) [26] se enfocó en los trabajos que señalaban un efecto correlacional de los precios pasados de las acciones con las predicciones de un horizonte a corto y a largo plazo. Básicamente, señaló que si bien se pudo encontrar una correlación positiva entre los precios pasados y los precios futuros con un horizonte a corto plazo (días, semanas o meses), esta correlación no es significativa en términos económicos, pese a que estadísticamente sí lo sea, es decir, que los coeficientes de correlación son muy cercanos, pero no iguales a cero.

En un horizonte a largo plazo, es decir, de uno, dos, tres, cinco o seis años, se encontró un coeficiente de correlación negativo, estadísticamente significativo, pero que según el autor, se podía explicar por el pequeño tamaño muestral y por la estacionariedad de la serie, concluyendo que no existe suficiente evidencia estadística para decir que los precios pasados influyen en los precios futuros a un horizonte de largo plazo. Posteriormente, Fama (1998) [27] señaló que pese a que muchos autores desechaban la hipótesis de eficiencia de mercado, porque encontraban evidencia, al menos al largo plazo, de una correlación significativa entre los precios históricos y los precios futuros; estos resultados se debían en gran parte a las diferentes metodologías que utilizaban los investigadores y que cambiando ciertos criterios no se contradice la hipótesis de la eficiencia de mercados.

Una de las críticas más reconocidas sobre la EMH, es la de Malkiel (2003) [57] en la que se reconoce que los inversores no siempre tienen un comportamiento racional y que resultado de esto, en muchas ocasiones se pueden encontrar patrones de comportamiento en horizontes temporales cortos. Así mismo, reconoce que no puede existir un mercado perfectamente eficiente, en gran parte debido a que siempre existirán participantes que ocultarán información que no se reflejará fácilmente en el precio de mercado o que incluso pueden falsearla para poder obtener ventaja.

Seo y Chai (2013) [84] examinaron el efecto de las tecnologías de la información utilizadas para el comercio de acciones sobre la eficiencia del mercado de capitales. Los resultados de su investigación indicaron que las bolsas de valores basadas en comunicaciones electrónicas sin intervención humana podían aumentar la calidad del mercado financiero mediante el aumento de la participación comercial y la eficiencia del mercado.

Por otro lado, Ferreira y Dionisio (2016) [31] argumentaron dentro de la Hipótesis del Mercado Eficiente (EMH), que las tasas de retorno no tienen memoria (correlación) lo que implica que los agentes no pueden obtener ganancias anormales en los mercados financieros, debido a la posibilidad de arbitraje. Con las tasas de retorno para el mercado bursátil estadounidense, corroboraron el hecho de que, con un enfoque lineal, las tasas de retorno no muestran evidencia de correlación. Sin embargo, los enfoques lineales pueden no ser completos o globales, ya que las tasas de retorno podrían sufrir de no linealidades.

2.2. La hipótesis del mercado fractal (FMH)

Peters (1994) [72] propone la hipótesis del mercado fractal, que puede resumirse como el conflicto entre aleatoriedad y el determinismo. Por un lado, según Peters, hay analistas que sienten que el mercado es perfectamente determinista; por otro lado, hay un grupo que siente que el mercado es completamente aleatorio, destaca que existe la posibilidad de que ambos grupos tengan razón de forma limitada. Sin embargo, lo que surge de estas verdades parciales es un análisis bastante diferente, se enfoca principalmente en el análisis R/S, el

cuál puede distinguir los fractales de otros tipos de estructura de mercado.

Kristoufek (2012) [44] consideró que la piedra angular de FMH es el enfoque en la heterogeneidad de los inversores, principalmente con respecto a sus horizontes de inversión. El mercado consiste según la FMH en un conjunto de inversores con diferentes horizontes temporales para obtener sus ganancias, puede ser minutos, horas, semanas, meses e incluso años. Los inversores con diferentes horizontes de inversión tratan la información entrante de forma diferente y, a su vez, tienen reacciones distintas (los participantes del mercado con un horizonte de inversión corto se centran en la información técnica y en el comportamiento de los demás participantes del mercado; mientras que, los inversores con un horizonte de inversión largo, basan sus decisiones sobre el comportamiento de la multitud o comportamiento general del mercado).

La información específica puede ser una señal de venta para un inversor a corto plazo pero una oportunidad de comprar para un inversor a largo plazo y viceversa. La existencia de inversores con diferentes horizontes asegura un funcionamiento estable del mercado. Cuando un horizonte (o un grupo de horizontes) se convierte en dominante, las señales de venta o compra de los inversores en este horizonte no se cumplirán con un orden inverso de los horizontes restantes y los precios pueden colapsar. Weron y Weron (2000) [93] rechazaron el principio de homogeneidad de los inversores en los mercados de capitales y propusieron utilizar la hipótesis de mercados heterogéneos, donde diferentes participantes del mercado, analizan eventos pasados y nuevos con diferentes horizontes temporales. En base a esta hipótesis, estos autores utilizaron el enfoque de los mercados fractales, en donde se reconoce una dependencia exponencial, no lineal, entre la información y los horizontes de inversión con el comportamiento de los inversores.

La hipótesis del mercado fractal según Kristoufek (2012) [44] sugiere que, durante las fases estables del mercado, todo horizonte de inversión está igualmente representado para que la oferta y la demanda en el mercado se eliminen sin problemas, ocurriendo todo lo contrario en períodos inestables como crisis". Estas dos implicaciones proporciona rasgos característicos que se deben buscar en el comportamiento del mercado. FMH está estre-

chamente conectado a una noción de multifractalidad y dependencia a largo plazo en la serie subyacente. El proceso X_t se considera multifractal si tiene incrementos estacionarios cuya escala sea:

$$|(X_{t+\tau} - X_t|^q) \propto \tau^{qH(q)} \quad (2.10)$$

Para $\tau > 0$ y para todo q (Calvet y Fisher, (2008) [12]). $H(q)$ es llamado exponente de Hurst generalizado y su dependencia de q separa los procesos en dos categorías: monofractal (o unifractal) para constante $H(q)$ y multifractal cuando $H(q)$ es una función de q . Para $q = 2$, se consideró la dependencia a largo plazo de los incrementos del proceso X_t . De igual manera, se designó $H \equiv H(2)$. El exponente H de Hurst está conectado a la función de autocorrelación hiperbólicamente asintótica $p(k)$, es decir, $p(k) \propto k^{2H-2}$ para $k \rightarrow \infty$. Para $H = 0.5$, existe un proceso aleatorio; para $H > 0.5$, tenemos un proceso persistente; y para $H < 0.5$, un proceso antipersistente. Los procesos persistentes tienen una tendencia visual pero aún permanecen estacionarios, mientras que los procesos antipersistentes cambian su signo con mayor frecuencia que los procesos aleatorios.

Así mismo, Lo (2005) [51] propone unir los conceptos de la EMH con los principios de la conducta de los inversores. En esta investigación se argumenta que el grado de eficiencia de los mercados está relacionado a factores ambientales o de ecología de mercado como son el número de competidores en el segmento, la magnitud de los beneficios esperados y la adaptabilidad de los participantes del mercado. Este autor también hace referencia a las neurofinanzas, en la cual a través de tomografías computarizadas y de resonancias magnéticas evalúan que zonas del cerebro se activan al momento de tomar una decisión financiera, concluyendo que la toma de decisiones tiene un componente emocional muy fuerte, restringiendo así el principio de racionalidad establecido previamente en la EMH. Por otro lado, Di Matteo, Aste y Dacorogna (2005) [66] estudian empíricamente las propiedades de tipos de cambio, índices bursátiles e instrumentos de renta fija mediante el uso de el enfoque del exponente de Hurst generalizado. Mostrando que los exponentes de escala

están asociados con características de mercados específicos y se puede usar para diferenciar mercados en su etapa de desarrollo.

Lim (2007) [49] señaló que entre la amplia gama de técnicas estadísticas utilizadas para evaluar la eficiencia de los mercados están el análisis de series de tiempo, test de raíces unitarias, análisis espectrales, pruebas de ratios de varianzas, entre otros; y que, sin embargo se han encontrado resultados contradictorios analizando un mismo mercado de acciones. Este autor hace énfasis en que uno de los mayores defectos del enfoque tradicional es que no se puede decir con absoluta exactitud que un mercado es eficiente o no.

De aquí la importancia de hablar de una eficiencia relativa, que ubique en un orden comparativo entre los distintos mercados que se analizan, cuáles son más eficientes y cuáles son menos eficientes. Esta investigación propuso ordenar los distintos mercados de acciones calificándolos a través del índice H. Este índice supera las restricciones de no linealidad que se observa en muchos mercados de capitales. Cajueiro y Tabak (2004) [11] utilizaron un enfoque similar, aplicando muestras recursivas para calcular el exponente de Hurst, para evaluar la eficiencia relativa entre los mercados asiático y latinoamericano.

Investigaciones como la de Sánchez y otros (2008) [34] estudiaron la presencia de procesos de memoria a largo plazo en los mercados de capitales. En este artículo, los autores realizaron una revisión de la metodología más utilizada hasta el momento en investigaciones respecto a los procesos de memoria a largo plazo, que son el exponente de Hurst y el análisis de rango reescalado (R/S analysis). Propusieron dos métodos, desde el punto de vista de la geometría para calcular el exponente de Hurst, demostrando que la simple utilización de estas técnicas puede llevar a la obtención de conclusiones equivocadas, especialmente cuando se trata de series de tiempo cortas. Estos autores ponen de manifiesto en trabajos posteriores la importancia de profundizar en el análisis del proceso subyacente (Fernández-Martínez y otros, 2014 [30], Fernández-Martínez y otros, 2013 [29]), poniendo de manifiesto que en distribuciones de colas pesadas los algoritmos clásicos utilizados para el análisis de eficiencia pueden generar sesgos importantes y atribuir memoria a procesos aleatorios.

Zunino y otros (2010) [97] argumentaron que el entendimiento de las series de tiempo en economía, especialmente la evolución de las secuencias de precios de acciones, ha sido objeto de estudio por parte de matemáticos y físicos durante los recientes años. Estos autores utilizaron los conceptos físicos de complejidad y entropía para evaluar el grado de orden o de desorden de los datos en una serie temporal. Básicamente, argumentaron que a medida que los datos presentaban mayor desorden, mayor era su entropía, lo que dificultaba su predicción. Una entropía negativa permitía un mayor grado de predictibilidad de la variable. Esta investigación se basó en los trabajos de Bentes y otros (2008) [10], quienes introdujeron el enfoque de entropía de Shannon (1948) [85], de Rényi (1961) [76] y de Tsallis y otros (2003) [91].

Onali y Goddard (2011) [70] por otra parte, llevaron a cabo análisis fractales en mercados de acciones europeos y de Estados Unidos, encontrando evidencia de dependencia en el largo plazo en los logaritmos de los retornos de las acciones dispuestas en series de tiempo. Estos resultados contradicen la hipótesis de eficiencia de mercados de Fama (1965) [24]. Estos autores señalaron que corrigiendo la dependencia a corto plazo se puede determinar la dependencia a largo plazo, sugiriendo que el mercado es eficiente, cuando en realidad no lo es.

Lo (2011) [53] plantea la necesidad de incorporar al análisis de los mercados financieros una estructura más completa, describe cómo la hipótesis de mercados adaptativos (AMH), una alternativa a la EMH que reconcilia la aparente contradicción entre sesgos de comportamiento y se enfoca en la respuesta del comportamiento humano a las condiciones cambiantes de los mercados financieros, bajo el contexto de la agitación del mercado en el 2011 y la popularidad de la EMH en dicha década.

Contrario a la corriente de la época, el autor considera que la EMH no está equivocada, es simplemente incompleta. Los mercados se comportan bien la mayoría del tiempo, pero como cualquier otra invención humana, no son infalibles y pueden descomponerse de vez en cuando por razones comprensibles y predecibles. La AMH comienza con el reconocimiento de que el comportamiento humano es una combinación compleja de múltiples sistemas de

toma de decisiones, de los cuales el razonamiento es solo uno entre varios. El enfoque de AMH no está en ningún comportamiento, sino, más bien, sobre cómo responde el comportamiento a condiciones cambiantes del mercado. En el marco de la AMH, los individuos no son perfectamente racionales ni completamente irracionales, pero son inteligentes, inversionistas prospectivos y competitivos que se adaptan a nuevas realidades económicas.

Sánchez-Granero y otros (2012) [81] indicaron que las investigaciones a lo largo de los últimos 50 años se podían agrupar en dos tendencias principales: (a) aquellos que consideraban que los precios de las acciones siguen el movimiento Browniano, lo cual implica un nivel requerido de aleatoriedad en la evolución de la tendencia; y (b) aquellos que quieren demostrar que los precios siguen un movimiento Browniano fraccional, lo que implica que los mercados muestran un comportamiento fractal con memoria a largo plazo. En este artículo, Sánchez-Granero y otros (2012) [81] introdujeron un nuevo concepto de dimensión fractal, el cual llamaron método FD, evaluando el comportamiento y la confiabilidad de series de tiempo con diferentes longitudes utilizando simulaciones de MonteCarlo. Por otra parte, Kristoufek y Vosvrda (2013) [45] introdujeron una nueva medida para la eficiencia de mercados, considerando la estructura de la correlación de los retornos y el comportamiento local de los inversores.

L. Kristoufek y M. Vosvrda (2014) [46] utilizaron la memoria a largo plazo, la dimensión fractal y la entropía aproximada como variables de entrada para medir la eficiencia. De esta manera, lograron revisar sobre la eficiencia del mercado de valores después de controlar los diferentes tipos de ineficiencias. Aplicando el análisis del exponente de Hurst, la dimensión fractal y entropía aproximada en 38 índices de todo el mundo, encontraron que los mercados más eficientes se encuentran en la Eurozona (Países Bajos, Francia y Alemania) y las menos eficientes en América Latina (Venezuela y Chile).

Manahov y Hudson (2014) [58] por su parte, desarrollaron mercados de acciones artificiales o ficticios, utilizando plataformas en donde los usuarios pueden simular la compra y venta de acciones. Con toda la información recaudada, utilizaron una serie de técnicas econométricas para analizar las propiedades emergentes de los mercados de capitales.

Analizaron la evolución histórica de tres índices: FTSE 100, S&P 500 y Russell 3000. Encontraron que la heterogeneidad es una característica básica de un mercado eficiente y que la eficiencia de mercados no se basa necesariamente en el supuesto de racionalidad. Señalaron también que los mercados de acciones no muestran un comportamiento lineal, sino que muestran un proceso evolutivo más relacionado con la Hipótesis de Mercado Adaptado, debido a que las diferentes poblaciones de inversores existentes presentan diferentes sistemas de adaptación al mercado a lo largo del tiempo. Así mismo, para garantizar la eficiencia, estos autores aconsejan la participación del gobierno con ciertas regulaciones en el mercado de capitales.

Por otro lado, Duarte y Mascareñas (2014) [23] comprobaron la eficiencia débil en los 5 principales mercados bursátiles de Latinoamérica, usando 2 enfoques; primero evaluaron la normalidad de las series mediante las estadísticas básicas, el test Jarque-Bera y la prueba de bondad de ajuste de la chi-cuadrado; en segundo lugar, contrastaron la caminata aleatoria de los activos en sus versiones RW1 (test Rachas y test BDS), RW2 (filtros de Alexander con algoritmos genéticos) y RW3 (Test Ljung-Box e Intervalo de Bartlett); encontrando que las 5 principales economías latinoamericanas han experimentado un cambio de no eficiencia a eficiencia en los últimos años de acuerdo con el siguiente orden cronológico: México (2007), Brasil (2008), Colombia (2008), Chile (2011) y Perú (2012).

Kumar y Bandi (2015) [48] mencionaron en su trabajo que cada inversionista se comporta diferente bajo los diferentes horizontes de tiempo en que operan, el estudio se basó en el análisis desde 1999 al 2013, de dos principales índices de la India: BSE SENSEX y NSE NIFTY. Dentro del período analizado incluye la caída de las punto.com, la crisis mundial del 2008, así como dos elecciones en la India. Durante esta época de crisis, el comportamiento del mercado marcó mayor actividad entre todas las escalas de tiempo, según lo propuesto por el Hipótesis del Mercado Fractal. Entre los resultados encontraron que la equidad de mercados en la India está influenciada, posiblemente, por las turbulencias políticas internas y las crisis financieras en mercados internacionales. Así mismo, consideran que el comportamiento de los inversores durante eventos extremos impacta en

la eficiencia de los mercados.

Barna (2016) [7] propuso también la hipótesis de los mercados fractales como alternativa para superar los límites de la EMH. El autor considera que la FMH provee explicaciones interesantes de varios tipos de imperfecciones de mercado, como los efectos de las llamadas “colas gordas” o “fat tail”, volatilidad estocástica y la autosimilitud. En este artículo, se encontró que los mercados emergentes de Europa y Asia están más cerca del estatus de “no persistencia”, mientras que los mercados de América Latina exhiben signos más significativos de persistencia local, es decir, que los mercados latinoamericanos muestran fuertes autocorrelaciones positivas para el período analizado.

Linton y Smetanina (2016) [50] plantearon una alternativa para medir la predictibilidad de los precios de las acciones. Su trabajo se basa en los rendimientos reales en lugar de los rendimientos logarítmicos, asegurando que es la metodología más adecuada para obtener la predictibilidad del precio. De esta manera, captura no solo la dependencia lineal, como el test de ratio de varianzas de Lo y MacKinay (1988) [55], sino también algunas dependencias no lineales. Los autores derivan la distribución asintótica de los estadísticos bajo la hipótesis nula que los simples rendimientos brutos son impredecibles después de un ajuste medio constante.

Aplicando su metodología para diferentes series financieras, no encontraron evidencia contra la hipótesis de la martingala en horizontes cortos, sin embargo, la nulidad de la predictibilidad media se rechaza en horizontes más largos ($K > 80$ días). También compararon su prueba con el comúnmente utilizado test de ratio de varianzas y muestra que, aplicando a la misma media de datos y las estadísticas de ratio de varianzas, los test pueden ofrecer diferentes resultados.

Sin embargo, autores como Charron (2017) [14] analizaron la manera que la EMH ha sido criticada, exponiendo que existe una confusión entre dos formas diferentes de eficiencia: técnica y fundamental, respectivamente. Esta confusión se basa en la suposición que la primera implica lo segundo. De la misma manera, muestra que esta inferencia requiere la

validez de una hipótesis que no está probada ni es parte del modelo explicativo de lo que se prueba, y que la eficiencia probada es generalmente la técnica, salvo en algunos pocos casos. Esta misma escasez, está finalmente relacionada con la prevalencia del punto de vista del inversionista en la teoría financiera: la eficiencia técnica tiene sentido para los inversores, pero no para los reguladores, porque no implica por sí mismo que la valoración del mercado es el mejor para los activos financieros. Sin embargo, menciona que evaluar la capacidad de los mercados para producir juicios sobre el precio de estos activos significaría reabrir un debate sobre la eficiencia fundamental.

Continuando con sus investigaciones Ferreira y Dionísio (2017) [32] examinaron el comovimiento o “movimiento correlacionado” del mercado de valores utilizando cointegración, pruebas de causalidad de Granger y enfoques no lineales en el contexto de la información mutua y correlaciones. Aplicaron Análisis adaptado Multifractal de Fluctuaciones sin tendencia (AMF-DFA) y Análisis adaptado Multifractal de correlaciones cruzadas sin tendencia (AMF-DXA), encontrando solo 170 pares de mercados de acciones cointegrados y de acuerdo con la causalidad de Granger y la información mutua, lograron notar que las relaciones más fuertes se encuentran entre los mercados emergentes, y entre los emergentes y mercados fronterizos.

Gil Mateus (2017) [65], basándose en el trabajo de Lo (2011) [53], introduce el concepto de adaptación para comprender la eficiencia en los mercados financieros. Considera que algunos antecedentes teóricos muestran la necesidad y pertinencia del análisis adaptativo como respuesta al paradigma tradicional enfocado en los planteamientos de la hipótesis de los mercados eficientes. En particular expone dos críticas a la EMH: una desde la racionalidad del agente, que muestra la imposibilidad de la existencia de mercados eficientes a escala informacional, y otra desde la economía conductual, enfocada en la heterogeneidad de los agentes y la racionalidad limitada de aquellos. Argumenta que el planteamiento principal de la AMH muestra a la eficiencia de los mercados financieros no como una característica presente o ausente, sino como una cualidad que varía acorde con las condiciones del mercado, las cuales son determinadas por las intenciones entre sus agentes.

El autor menciona que, el principal postulado de la AMH radica en que la eficiencia del mercado depende de sus condiciones; es decir, es resultado de las interacciones de sus agentes. Señala también que, la AMH permite explicar fenómenos como el comportamiento de rebaño o manada, que genera grandes caídas, aparentemente espontáneas de los precios de los activos. De igual manera, agrega que el agente contemplado en la AMH es un agente con racionalidad limitada, es decir, susceptible de cometer errores sistemáticos generados por procesos heurísticos o sesgos cognitivos.

Gil Mateus (2017) concluye que, al incorporar al análisis elementos de ecología de mercados, es importante entender que, a diferencia de la EMH, la AMH contempla diferentes tipos de agentes que estarían en capacidad de: primero, crear expectativas diversas con la misma información, por la presencia de racionalidad limitada; segundo, tener diferentes grados de aversión al riesgo, teniendo en cuenta que dicha aversión puede cambiar según las condiciones del mercado; tercero, cometer errores sistemáticamente, pero con el fin de sobrevivir en el mercado; y cuarto, usar la innovación como herramienta principal para lograr su fin último de permanencia en el mercado, teniendo en cuenta la naturaleza cambiante de sus condiciones.

Resulta de interés el trabajo de Ramos y otros (2017) [75], donde, mediante el uso de técnicas de arbitraje estadístico sobre pares de activos usando el exponente de Hurst, se logra un rendimiento superior al mercado, incluso considerando costes de transacción. Los autores prueban que en momentos de elevada volatilidad la metodología adoptada obtiene rendimientos aún superiores, lo que puede estar en sintonía con la hipótesis del Mercado Fractal. Bajo un mercado eficiente estas estrategias de negociación no deberían de funcionar en ningún caso.

Los resultados de este trabajo no van en la línea de otros autores (Mitchell y Pulvino, 2001 [67]; Korajczyk y Sadka, 2004 [47]; Grundy y Martin, 2001 [37]; Chan y otros, 2009 [13] o Do y Faff, 2012 [22]) que encontraron que el comercio de pares no reportaba ningún beneficio constante durante un período significativo de tiempo si se consideran los costos de transacción y las comisiones, circunstancia que se atribuía principalmente a la eficiencia

del mercado.

Aitken y otros (2018) [1] consideraron que tanto la equidad como la eficiencia son importantes en el diseño y regulación del mercado, sin embargo, mencionan que aún muchos no han definido ni medido estos conceptos, por lo que ellos utilizaron una serie de proxies empíricos y examinaron el explosivo crecimiento de 2003-2011 en trading algorítmico (AT) en la Bolsa de Londres y NYSE Euronext Paris. Dando como resultado que el incremento de AT se asocia con una mayor eficiencia transaccional y una fuga de información reducida en los principales mercados.

Capítulo 3

Metodología: El exponente de Hurst

El método del exponente de Hurst fue desarrollado originalmente para estudios hidrológicos. Harold Edwin Hurst (1951) [41], como Director General del Departamento de Física, era responsable, entre otras cosas, del estudio de las propiedades hidrológicas de la cuenca del Nilo, por lo que se encargó de idear un método de control del agua tomando una visión holística de la cuenca del Nilo. De acuerdo con Plazas y otros (2017) [74], Hurst creó una metodología estadística para determinar si las tendencias de la serie de tiempo tienen o no persistencia después de determinar la duración de ciclos de las series de tiempo y establecer si una serie de tiempo es fractal, o si dicha serie de tiempo tiene "memoria de largo plazo", es decir si eventos de un periodo influyen en todos los siguientes.

La ciencia ha mostrado gran interés por los procesos con memoria, que se ha generalizado a casi todas las ramas del conocimiento. En lo que concierne a economía, captaron el interés de los investigadores durante los años setenta Mandelbrot [61], [62]. Mandelbrot [63], inspirado por el trabajo de Hurst, fue el pionero en introducir el exponente de Hurst en el estudio de series financieras. No obstante, existen aplicaciones que abarcan desde la macroeconomía hasta las finanzas, como lo hacen notar Diebold (1989) [21], Hassler (1994) [39], Hassler y otros (1995) [40], Conniffe (2000) [15]. En el campo de las finanzas es donde mayor aceptación existe, por lo que resulta de interés los trabajos de Mandelbrot (1997) [63], Trinidad y otros (2012) [90], Sánchez y otros (2012) [80], Sánchez y otros (2008) [82], Sánchez y otros (2015) [83], Backus (1993) [4], Baillie (1996) [5], Couillard et al (2005) [16], Peters (1996) [73], Shea (1991) [86], Cromwell y otros (2000) [17], Weron y otros (2000) [95], Lux (2010) [56], Willinger y otros (1999) [96].

Las finanzas muestran interés en el estudio de los procesos de memoria, considerándola como una alternativa válida para probar de una manera relativamente simple, la Hipótesis de Mercado Eficiente. En términos generales, si un determinado título presenta memoria a largo plazo se podría decir que, presenta un comportamiento cíclico y por consiguiente no sigue un proceso aleatorio, lo que confrontaría directamente con la hipótesis de eficiencia. No obstante, tal y como indican Sánchez y otros (2015) [83], este planteamiento no es en absoluto tan directo como algunos autores han pretendido hacer creer, puesto que hay

otros aspectos que ha de ser considerados a la hora de alcanzar conclusiones.

El exponente de Hurst, en la geometría fractal, ha sido definido por H o por H_q . De acuerdo con Kleinow (2002) [43], el exponente cuantifica la tendencia relativa de una serie temporal a regresar fuertemente a la media o agruparse en una dirección. Un valor H en el rango de $0,5 - 1$ indica una serie de tiempo con autocorrelación positiva a largo plazo, lo que significa que un valor alto en la serie probablemente será seguido por otro alto valor y que los valores durante un periodo de tiempo tenderán a ser altos. Un valor en el rango $0 - 0,5$ indica una serie de tiempo con conmutación a largo plazo entre valores altos y bajos en pares adyacentes, lo que significa que un único valor alto probablemente será seguido por un valor bajo y que el valor después tenderá a ser alto, con tendencia a cambiar entre valores altos y bajos a lo largo del tiempo.

Dentro de las diferentes metodologías desarrolladas para obtener un valor numérico de este exponente, la más popular es el análisis R/S, desarrollado por Mandelbrot en 1969 [64]. No obstante, y prácticamente ya desde su nacimiento, autores como Lo (1989) [54], y más recientemente autores como Weron (2002) [94] o Sánchez y otros (2008) [82], han puesto de manifiesto que el valor resultante para el exponente cuando la longitud de la serie temporal es demasiado corta está muy lejos de ser el adecuado, acentuándose el problema en el caso de series financieras.

Por ello, una de las líneas de investigación clásica consiste en el depurado y mejora de las técnicas de estimación del exponente de Hurst, ya sea mejorando el análisis R/S como lo mencionan, Lo (1989) [54] y Weron (2002) [94] o mediante el desarrollo de metodologías nuevas, entre las que podemos citar el Método Semiparamétrico de Hudaks (GPH) propuesto por Gewek (1983) [33], el análisis Quasi Máximo Verosimilitud (QML) desarrollado por Haslett et al (1989) [38], el exponente de Hurst Generalizado (GHE) analizado por Barabasi et al (1991) [6], el método del Periodograma según Taqqu et al (1995) [89]), la metodología wavelets, como lo indica Veitch et al [92], el método de la media móvil centrada (CMA) planteada por Alessio et al (2002) [2]), las metodologías MF-DFA observada por Kantelhardt [42], el exponente de Lyadpunov como lo señala Bensaïda (2014) [9] y Das

et al (2006) [18], los métodos basados en procedimientos geométricos (GM) como afirma Sánchez et al (2012) [80], y más recientemente el algoritmo de dimensión fractal (FD) como expresa Fernández y otros (2013) [29].

3.1. El Exponente de Hurst Generalizado (GHE)

El GHE fue desarrollado por Barabasi y otros (1991) [6] y es uno de los métodos más populares para calcular el exponente de Hurst. Es una generalización del enfoque clásico proporcionado por Hurst [41] y se relaciona con el comportamiento de escala de algunas propiedades estadísticas de una serie temporal. Se considera una potente herramienta para detectar la multifractalidad mediante el escalamiento de momentos de orden q de la distribución de los incrementos. Dicha propiedad de escalamiento está determinada por un exponente H_{GHE} que normalmente está conectado con la dependencia estadística a largo plazo de la serie temporal.

En particular, se ha verificado que estas propiedades estadísticas de las series temporales, escalan tanto con el periodo de observación (T) como con la resolución de la *ventana* de tiempo. Para ello, se considera el siguiente estadístico,

$$K_q(\tau) = \frac{\langle |X(t+\tau) - X(t)|^q \rangle}{\langle |X(t)|^q \rangle} \quad (3.1)$$

donde, τ puede variar entre 1 y τ_{max} , y τ_{max} se elige generalmente como un cuarto de la longitud de la serie, y $\langle \cdot \rangle$ describe el promedio de la muestra durante la *ventana* de tiempo. Por lo tanto, el GHE se define a partir del comportamiento a escala del estadístico $K_q(\tau)$, dada por la *Ley de Potencias*:

$$K_q(\tau) \propto \tau^{qH(q)}. \quad (3.2)$$

El GHE se calcula como un promedio de una lista de valores de la expresión contenida

en (3.2), para diferentes valores de τ (Di Matteo et al (2005) [20], Barunik et al (2010) [8]). Sin embargo, la escala de una serie temporal se puede caracterizar a través del siguiente estadístico alternativo (Di Matteo et al (2005) [20]):

$$K_q(\tau) = \sum_{t=1}^{T-\tau} \frac{|X(t+\tau) - X(t)|^q}{T - \tau + 1} \quad (3.3)$$

para una serie temporal $X(t)$ de longitud T , que también varía según lo previsto en (3.2). Se debe observar que toda la información sobre las propiedades de escala de la serie está contenida en el exponente de escala $H(q)$ que hace que el análisis basado en GHE sea bastante simple.

En particular, hay que tener en cuenta que para $q = 2$, $K_q(\tau)$ es proporcional a la función de autocorrelación del incremento, $C(t, \tau) = \langle X(t+\tau)X(t) \rangle$, y está relacionado con el *espectro de potencia*, lo cual es importante desde un punto de vista de la detección de la dependencia a largo plazo. Por lo tanto, el exponente de Hurst $H(2)$ para $q = 2$, es en este sentido equivalente a al parámetro $H_{R/S}$ del Análisis de R/S y H_{DFA} del método DFA respectivamente.

Tal y como se indica en Fernández et al (2013) [29], el GHE es un algoritmo que tiene una serie de ventajas respecto a otros aportados por la literatura. En primer lugar es fácil de calcular y es preciso con series financieras, en particular, el GHE se puede utilizar con series cortas, mientras que otros métodos populares para calcular el exponente de Hurst, tal y como hemos comentado antes, no funcionan bien en series financieras debido a la longitud de las mismas.

3.2. Algoritmos FD

Los algoritmos FD desarrollados por Sánchez y otros (2012) [80], se fundamentan en el concepto de dimensión fractal de una curva, previamente definido por Fernández y

otros (2012) [28]. Los autores consideran la dimensión fractal como una generalización del Exponente de Hurst, cuya principal ventaja es que se puede calcular para una gama más amplia de movimientos y no necesariamente Brownianos. Los autores definen cuatro versiones del algoritmo FD, apareciendo las tres primeras en Sánchez y otros (2012) [80] y la última versión en Fernández y otros (2014) [30], donde también se hace un enfoque de los anteriores algoritmos FD. De esta forma, los autores indican que los algoritmos FD se calculan como sigue:

Denotemos por X a una variable aleatoria cuyo momento absoluto de orden q th se define como $m_q(X) = E[|X|^q]$ y para cada $q > 0$ se puede obtener un valor esperado.

Así, sea \mathbf{X} un proceso aleatorio con incrementos estacionarios y supongamos que existe un parámetro $H > 0$ tal que se cumple que $M(T, \omega) \sim T^H M(1, \omega)$, donde $M(\mathcal{T}, \omega)$ denota el rango acumulado de periodo \mathcal{T} .

De forma que si tomamos q -potencias en la ecuación anterior, entonces tenemos que:

$$M(T, \omega)^q \sim T^{qH} M(1, \omega)^q, \quad (3.4)$$

para cada $q > 0$.

Vamos a considerar $T_n = 1/2^n$ como una discretización razonable del periodo de tiempo T para todo $n \in \mathbb{N}$. De esta forma

$$M(T_n, \omega)^q \sim T_n^{qH} M(1, \omega)^q,$$

para todo $q > 0$ y todo $n \in \mathbb{N}$, de acuerdo a la ecuación (3.4). Así, si denotamos por X_n el rango acumulado del T_n -periodo del proceso aleatorio \mathbf{X} , denominado, $X_n = M(T_n, \omega) = M(1/2^n, \omega)$ para todo $n \in \mathbb{N}$, entonces tenemos que $X_n^q \sim T_n^{qH} X_0^q$ para todo $n \in \mathbb{N}$ y todo $q > 0$. De esta forma, tenemos la siguiente relación entre las q -potencias de los periodos consecutivos de los rangos acumulados de \mathbf{X} : $X_n^q \sim 2^{qH} X_{n+1}^q$.

Además, supuesto que las dos variables aleatorias precedentes tienen la misma función

de distribución conjunta y finita, entonces sus medias deben de ser iguales, es decir, $E[X_n^q] = 2^{qH} E[X_{n+1}^q]$, lo cual nos lleva a la siguiente expresión:

$$m_q(X_n) = 2^{qH} m_q(X_{n+1}), \quad (3.5)$$

que relaciona los momentos absolutos de orden q consecutivos, para todo $n \in \mathbb{N}$ y todo $q > 0$.

Téngase en cuenta que la ecuación (3.5) es equivalente a la siguiente:

$$m_q(X_n) = \frac{1}{2^{nqH}} m_q(X_0). \quad (3.6)$$

Por tanto, es suficiente con tomar logaritmos de base 2 en ambos lados de la ecuación (3.5) para obtener la siguiente expresión:

$$\log_2 \left(\frac{m_q(X_n)}{m_q(X_{n+1})} \right) = qH, \quad (3.7)$$

donde se establece la relación lineal entre $\log_2 \left(\frac{m_q(X_n)}{m_q(X_{n+1})} \right)$ y q , dado que $m_q(X_n)$ existe para todo $n \in \mathbb{N}$. El índice de autosimilaridad H del proceso aleatorio \mathbf{X} podría ser estimado claramente mediante la ecuación (3.7) como $H = \frac{1}{q} \log_2 \left(\frac{m_q(X_n)}{m_q(X_{n+1})} \right)$. De esta forma, se denota como *FD* a esta aproximación genérica (para cada $q > 0$) para el cálculo del exponente de autosimilaridad de un proceso aleatorio \mathbf{X} .

Capítulo 4

Aplicación Práctica

En el presente capítulo se realizará una breve caracterización de los mercados y las economías de los países latinoamericanos objeto de nuestra aplicación empírica. Nuestro objetivo es analizar el comportamiento del exponente de Hurst en los distintos índices representativos de los mercados así como de los principales títulos para ver si existen señales donde nos indiquen que nos encontramos ante un mercado fractal en lugar de un mercado eficiente.

Los datos corresponden a las series de precios diarios de cierre, apertura, mínimo y máximo, y al volumen de los principales índices latinoamericanos: Bovespa (Brasil), S&P/BVL (Perú), IPC (México), Merval (Argentina) e IPSA (Chile).

4.1. Brasil

La Bolsa de Valores de São Paulo o Bovespa es la décimo tercera bolsa de valores más grande e importante en el mundo, y la primera en ocupar este puesto en Latinoamérica, situada en el corazón de la mayor ciudad brasileña, São Paulo. Como media, se intercambian acciones por valor de 1.221,3 millones de reales cada día (según datos de 2004). Establecida el 23 de agosto de 1890 en la calle (rua) 15 de noviembre, fue una institución pública hasta 1996, cuando se estableció como una asociación civil. Bovespa está unida a todas las bolsas brasileñas, incluida la de Río de Janeiro, donde se intercambian los valores del gobierno. Según la propia página web de Bovespa, en este mercado se cotizan alrededor de 550 compañías.

Fundada el 23 de agosto de 1890 por Emilio Rangel Pestana, la Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA) ha sido parte importante de la historia de la bolsa de valores y la economía brasileña. Hasta mitad de los años 60, Bovespa y las otras bolsas de valores brasileñas eran empresas estatales, dependientes de la secretaría de finanzas y los brokers eran empleados públicos. Con las reformas del sistema financiero nacional y del mercado de valores llevadas a cabo en 1965 y 1966, los mercados de valores asumirían el rol institucional que dura hasta hoy, pasando a ser asociaciones civiles sin ánimo de lucro, con

autonomía administrativa, financiera y patrimonial. La antigua figura de los brokers de las acciones gubernamentales fue sustituida por la de los brokers comerciales. A pesar de su autoregulación, Bovespa opera bajo la supervisión de la “Comissão de Valores Mobiliários” (Comisión de valores mobiliarios, CMV, equivalente a la CNMV en España). Desde los 60, ha evolucionado tecnológicamente de forma constante. En 1972, Bovespa fue la primera bolsa de valores brasileña en implementar un sistema automático para la difusión de información on-line en tiempo real a través de una amplia red de terminales informáticas.

A finales de los años 1970, Bovespa también introdujo un sistema de comercio telefónico en Brasil, el “Sistema Privado de Operações por Telefone” (Sistema Privado de Operaciones por Teléfono, SPOT). En 1990, comienzan a negociarse a través del sistema de negociación electrónica (Sistema de Negociação Eletrônica, Computer Assisted Trading System, CATS), que operaba simultáneamente con el sistema tradicional de viva voz (Pregão Viva Voz). Actualmente, el único sistema de negociación es el electrónico. En 1997, el nuevo sistema de negociación electrónica de Bovespa, el Mega Bolsa, fue implantado exitosamente. Mega Bolsa aumenta el potencial volumen de proceso de información y permite a Bovespa aumentar su volumen total de actividades. Con el objetivo de ampliar el acceso a los mercados, en 1999 Bovespa introduce “Home Broker” y “After-Market”, sistemas electrónicos de negociación que permiten participar en el mercado a los pequeños y medianos inversores. Home Broker permite a los usuarios ejecutar órdenes de compra y venta en el mercado. After-Market es un servicio de compraventa nocturno que opera después del cierre del mercado.

En el año 2008 BOVESPA se asoció con la BM&F (bolsa de mercados futuros). En conjunto, las empresas forman la tercera mayor bolsa de valores del mundo en valor de mercado, la segunda mayor en las Américas y la primera en este puesto en América Latina. En 2008, el Ibovespa cerró al nivel de 37.550, con una caída anual de 41 %; a fin de 2008, la bolsa tenía 392 compañías con un valor de mercado de 1,35 billones de reales. La volatilidad de la bolsa empezó desde finales de 2008. En el primer trimestre de ese año, subió un 9 % y el valor de mercado total de las 387 compañías que cotizan en la bolsa alcanzó los 1,48

billones de reales.

El principal indicador de Bovespa es el Índice *Bovespa* (IBovespa). El *IBovespa* es el indicador más importante del mercado de acciones de Brasil. Su importancia viene explicada por el hecho de que el índice refleja el comportamiento de los principales valores negociados en la Bolsa de Valores de Sao Paolo. Este índice bursátil representa el valor actual de una cartera teórica de acciones constituida con un valor base de 100 puntos el 2 de enero de 1968. Por tanto, el Ibovespa refleja tanto las variaciones de los precios de las acciones, como la repercusión de la distribución de los rendimientos. Su finalidad principal es la de servir como indicador medio del comportamiento del mercado.

Las empresas que forman parte de este índice bursátil las exponemos en la tabla [4.1](#).

COMPONENTES	
Banco Bradesco S.A.	KLABIN SA
Banco do Brasil S.A.	Lojas Americanas S.A.
BB Seguridade Participações S.A.	Lojas Renner S.A.
BR Malls Participações S.A.	Multiplan Empreendimentos Imobiliários S.A.
Braskem S.A.	Oi S.A.
CCR S.A.	Petróleo Brasileiro S.A. - Petrobras
Companhia Brasileira de Distribuição	Petróleo Brasileiro S.A. - Petrobras
Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo - SABESP	Raia Drogasil S.A.
Companhia Energética de Minas Gerais S.A.	TBLE3.SA
EcoRodovias Infraestrutura e Logística S.A.	Telefônica Brasil S.A.
EDP - Energias do Brasil S.A.	TIM Participações S.A.
Equatorial Energia S.A.	Ultrapar Participações S.A.
Itaúsa - Investimentos Itaú S.A.	Usinas Siderúrgicas de Minas Gerais S.A.
JBS S.A.	VALE5.SA

Cuadro 4.1: Componentes de Bovespa

Fuente: finance.yahoo.com

Las características principales del índice son las siguientes:

- En cuanto a su liquidez, las acciones integrantes en el índice bursátil representan más del 80 % del volumen de contratación realizado en el mercado de valores de Sao Paulo.

- En términos de capitalización bursátil, las empresas emisoras de las acciones que integren la cartera teórica de este índice son responsables del 70 % de la capitalización bursátil de todas las empresas con acciones negociadas en la Bolsa de Sao Paulo.

- La Bolsa de Sao Paulo calcula su índice en tiempo real, teniendo en cuenta las últimas cotizaciones realizadas en el mercado; y es, por tanto, responsable del cálculo, gestión, mantenimiento y difusión del Ibovespa.

En cuanto a los criterios para la incorporación de empresas en el índice, las empresas deberán cumplir los siguientes criterios:

- Volumen superior al 0,1 % del total negociado.

- Haber sido negociada en más del 80 % del total de las sesiones bursátiles.

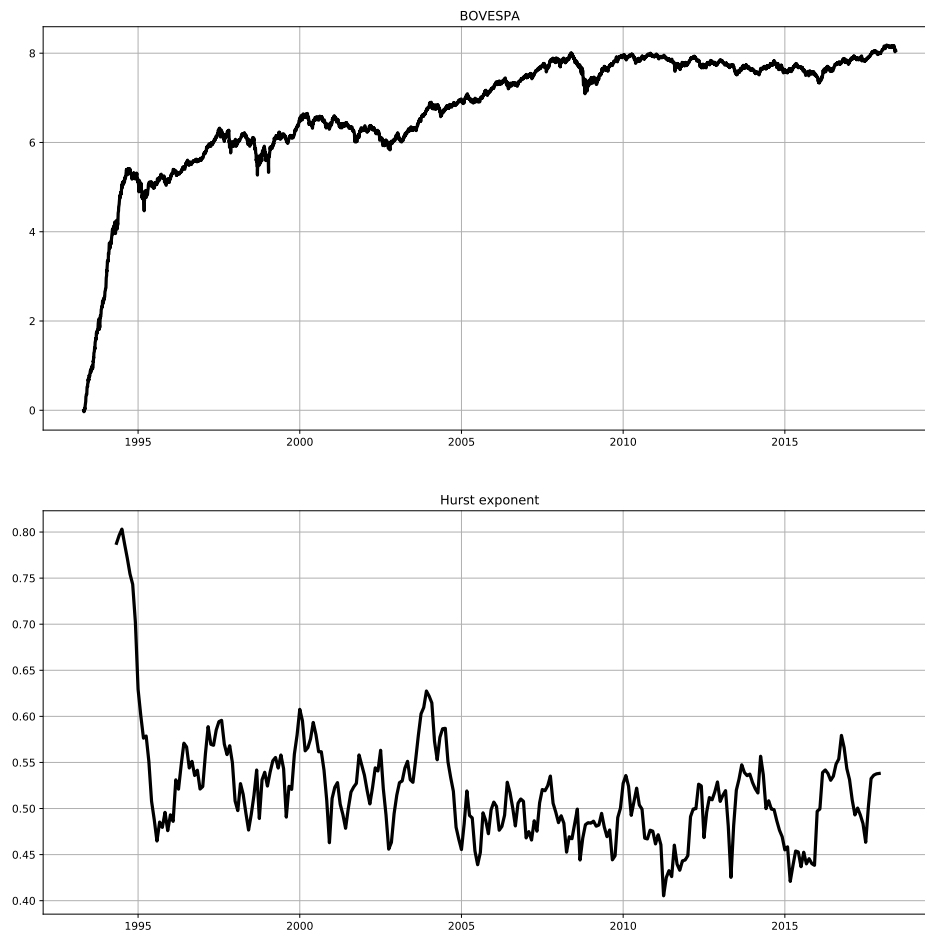


Figura 4.1: Gráfico: Evolución índice BOVESPA y H para el periodo

En el gráfico 4.1, se muestra, arriba, la evolución del índice *BOVESPA* para el periodo 1993 – 2018 y, abajo, la evolución del exponente de Hurst para el mismo periodo. Puede observarse como hasta 2005 el valor de H está muy por encima de 0,5, mostrando una fuerte persistencia. A partir de ese periodo se sitúa en valores próximos a un movimiento browniano e incluso llega a mostrar antipersistencia, lo que representa una clara mejora en la eficiencia del mercado.

4.2. Perú

La Bolsa de Valores de Lima S. A. A. (BVL) es una empresa privada, domiciliada en Perú, cuyas acciones se encuentran listadas en el mercado de valores, y su acción pertenece al Índice *S&P/BVL Peru General*. El objetivo principal de la BVL es facilitar la negociación de los valores inscritos en bolsa, proveyendo los servicios, sistemas y mecanismos para la intermediación de manera justa, competitiva, ordenada, continua y transparente. Así mismo, busca ampliar la estructura del mercado financiero peruano, creando empresas estratégicas que originen y formen un grupo económico sólido, con la participación de nuevos inversionistas en el mercado peruano. Una de las empresas estratégicas es Datatec. DATATEC es una empresa dedicada a brindar servicios de información y mercados financieros electrónicos de última tecnología, a través de su Sistema de Mercados Financieros: SMF DATATEC, el cual es utilizado en los departamentos de Tesorería de todos los Bancos, AFPs, Fondos Mutuos y algunas compañías de seguros. Así mismo, la Bolsa de Valores de Lima es dueño del 93.83 % de acciones de CAVALI (Caja de Valores de Lima), empresa que tiene por encargo administrar de manera eficiente el registro, compensación, liquidación y custodia de los valores que se negocian en el mercado peruano de capitales.

La Bolsa de Valores de Lima tiene antecedentes en el Tribunal del Consulado que fue en el siglo XIX el más alto tribunal de comercio y tuvo un papel decisivo en el nacimiento de la Bolsa de Comercio de la Capital. En 1857 luego de las medidas liberales impulsadas por el Presidente del Perú Mariscal Ramón Castilla se plasmaron tres decretos leyes en los años 1840, 1846 y 1857 que hicieron posible el nacimiento de la Bolsa de Comercio de Lima el 31 de diciembre de 1860, la cual inició sus actividades el 7 de enero de 1861 en un local de la calle Melchormalo N° 65. En Lima, la multiplicación de las transacciones y la estrecha relación con importantes plazas europeas hicieron necesario encontrar un punto fijo, a una hora precisa, para la realización de las operaciones.

Desde sus orígenes la Bolsa tuvo como uno de sus principales gestores al Estado Peruano, al lado de los comerciantes más representativos de la época. Si bien en las tres décadas

iniciales la Bolsa no llegó a negociar acciones de ningún tipo, a través de la Comisión de Cotización logró registrar las cotizaciones nominales de las principales plazas comerciales. Durante estos primeros tiempos la crisis inflacionaria, que el Perú soportó entre los años 1872 y 1880, contribuyó al opacamiento del mercado. La Bolsa resurgió vigorosamente impulsada por el presidente Nicolás de Piérola con el nombre de Bolsa Comercial de Lima en 1898. Se aprobó el reglamento que creaba la Cámara Sindical compuesta por tres comerciantes y tres Agentes de Cambio. Fue en 1898 que se editó el primer número del Boletín de la Bolsa Comercial de Lima, el mismo que se publica hasta nuestros días. En 1901 se elaboró la primera Memoria de la Bolsa Comercial de Lima, documento que la Cámara Sindical presentara ininterrumpidamente a la Junta de Socios en lo sucesivo. En la Bolsa Comercial de Lima reorganizada se negociaron acciones, bonos y cédulas, destacando las de Bancos y Aseguradoras y la deuda peruana. La cotización de valores fue la actividad primordial tanto por parte de la Cámara Sindical como de la Comisión del Interior.

La incertidumbre y enorme fluctuación de los valores entre 1929 y 1932 así como los cambios durante y después de la Segunda Guerra Mundial; indujeron a nuevos cambios institucionales. Las reformas iniciadas en 1945 desembocaron en la creación de la nueva Bolsa de Comercio de Lima en 1951. En el primer centenario una de sus grandes inquietudes fue educar para negociar en Rueda de Bolsa y la creación de un verdadero mercado de valores . En 1971, las condiciones estaban maduras para la fundación de la actual Bolsa de Valores de Lima. Entre las preocupaciones que han emanado de su historia también se encuentran algunos problemas operativos. Los más comunes estaban referidos a las condiciones técnicas para la recepción oportuna de la información como la frustración por la falta de un telégrafo propio en 1860. Desde entonces se han dado saltos importantes a lo largo del siglo XX y XXI. Actualmente, la BVL cuenta con una moderna plataforma de negociación llamada Sistema de Negociación Electrónico de la Bolsa de Valores de Lima. Asimismo, mediante Asamblea General Extraordinaria de Asociados, de 19 de noviembre de 2002, se acordó la transformación de la Bolsa de Valores de Lima a sociedad anónima, a partir del 1 de enero de 2003; sin embargo, a partir de mediados del 2016, cambió a

sociedad anónima abierta. Actualmente, la Bolsa de Valores de Lima junto con la Bolsa de Comercio de Santiago (Chile), la Bolsa de Valores de Colombia y la Bolsa Mexicana de Valores forman el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA)

El índice *S&P/BVL Peru General* está diseñado para ser el referente (benchmark) amplio del mercado peruano reflejando la tendencia promedio de las principales acciones cotizadas en Bolsa. El S&P/BVL Peru General sigue la historia del antiguo IGBVL, manteniendo la base 30 de diciembre de 1991 = 100. Sin embargo, a partir del 4 de octubre del 2015 es un índice de capitalización del free float. En este sentido, cabe destacar que el índice S&P/BVL Peru General que difunde la BVL en sus publicaciones, es de retorno total, es decir asume la reinversión de los dividendos.

Las carteras de este índice son actualizadas completamente en septiembre de cada año, efectuándose ajustes de los pesos en marzo, junio y diciembre. Para integrar su cartera se requiere un nivel moderado de negociación, de tal manera que esté incluida en el ranking de valores que representan el 95 % del mercado. Adicionalmente la acción deberá tener una capitalización de free float no menor a US\$ 10 millones. Se tiene un tope de 25 % en el peso de cada constituyente y de 10 % si la empresa deriva menos del 50 % de sus ingresos procedentes del Perú.

Las empresas que conforman el índice las exponemos en la tabla 4.2

COMPONENTES	
Alicorp	Intergroup
Buenaventura Mining ADR	Milpo
Cem Pacasmayo	Southern Copper
Cerro Verde	Trevali Mining Corporation
Credicorp	Unacem
Ferreyros	Volcan Cmp Min
Inretail Peru	

Cuadro 4.2: Componentes de S&P/BVL Peru General Index TR

Fuente: investing.com

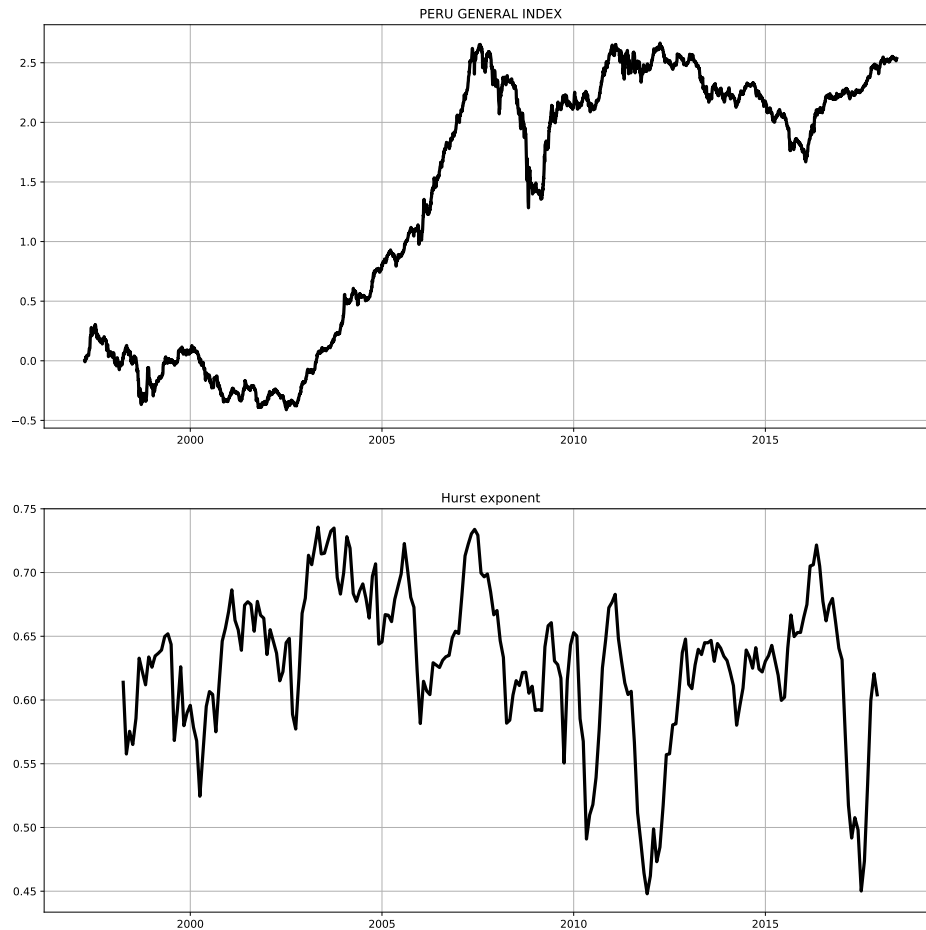


Figura 4.2: Gráfico: Evolución índice BVL y H para el periodo

Del gráfico 4.2 se puede deducir de forma clara, que nos encontramos ante uno de los mercados latinoamericanos más ineficientes, con valores de H que casi alcanzan 0,75, lo que resulta muy extremos. Tan sólo en momentos muy concretos el mercado llega a valores de 0,5.

4.3. México

La Bolsa Mexicana de Valores (BMV) es la principal bolsa de valores de México y la segunda más importante de Latinoamérica, después de la Bolsa de valores de São Paulo. La historia de Bolsa Mexicana de Valores data de 1850 con negociación de compra y venta de acciones principalmente de empresas mineras, siendo hasta 1867 cuando se promulga la Ley Reglamentaria del corretaje de valores. Corredores y empresarios se daban cita en la calle de Plateros y Cadena, en el centro de la ciudad de México para realizar compraventas de todo tipo de bienes y valores en la vía pública.

Para 1895 el centro de operaciones bursátiles Bolsa de México, S.A. se inaugura en Plateros, lo que es hoy Madero. La bolsa se vio en la necesidad de suspender temporalmente sus operaciones bursátiles por la inestabilidad política, crisis económicas, y los precios internacionales de los metales. En 1908 reanuda sus operaciones ya conformada como Bolsa de Valores de México, SCL, en el Callejón de 5 de Mayo y trasladando en 1920 su sede a Uruguay 68 operando ahí hasta 1957.

Uno de los momentos más significativos para el mercado de valores de México fue en 1933 al promulgarse la Ley Reglamentaria de Bolsas y constituirse la Bolsa de Valores de México, S.A., bajo la supervisión de lo que hoy es la Comisión Nacional Bancaria y de Valores. En 1975 la bolsa cambia su denominación a Bolsa Mexicana de Valores con la entrada en vigor de la Ley del Mercado de Valores, incorporando las bolsas que operaban en Guadalajara y Monterrey. La BMV se da a la tarea de enlazar el mercado de valores con el crecimiento económico de México propiciando así que las empresas financiaran su desarrollo mediante la venta de acciones.

Sin embargo, en 1987 el Indicador bursátil de la bolsa, el *IPC MEXICO*, el índice que mide el desempeño de las empresas más líquidas, sufre una caída del 75% por exceso de operaciones apalancadas y el préstamo temporal de acciones. La bolsa estando estrechamente vinculada con la economía del país se vio sujeta a fluctuaciones con las devaluaciones del peso y los conflictos políticos. El IPC de la BMV experimentó una serie de cambios,

identificado como Promedio de Hechos entre 1900 y 1957; utilizando como el Promedio de Cotizaciones de Acciones entre 1958 y 1965, y Promedio de Precios y Cotizaciones en 1978, convirtiéndose en este año y hasta la fecha como el principal indicador de rendimiento del mercado accionario mexicano.

La jornada más activa en la historia de la Bolsa Mexicana de Valores se registró el 17 de mayo de 2001 estableciendo niveles récord de operatividad ascendiendo el número de operaciones a 11,031, cifra superior en 516 operaciones (+4.91 %) respecto al nivel máximo anterior registrado el día tres de Marzo del 2000.

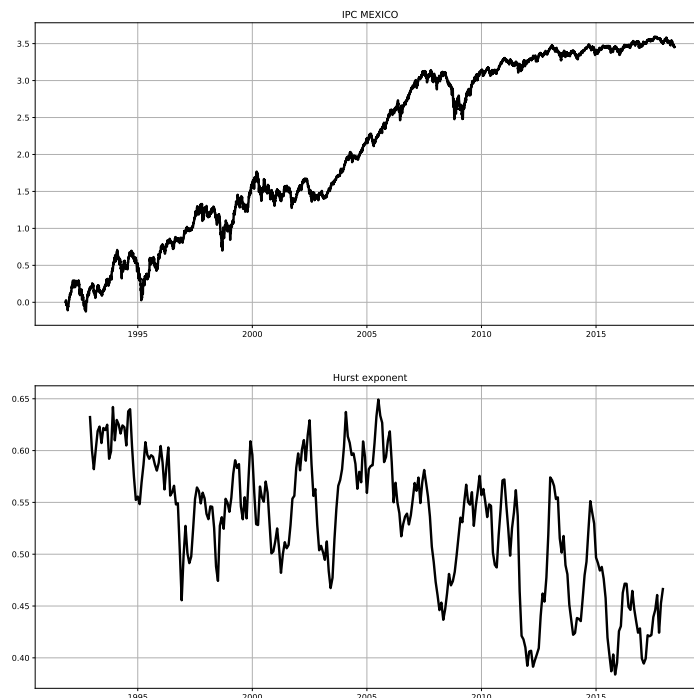
En 2002 se constituye la empresa de servicios Corporativo Mexicano del Mercado de Valores, S.A. de C.V. para la contratación, administración y control del personal de la Bolsa y de las demás instituciones financieras del Centro Bursátil que se sumaron a este proceso y en 2008 la Bolsa Mexicana se convierte en empresa cuyas acciones son susceptibles de negociarse en el mercado de valores bursátil, llevando a cabo el 13 de junio de 2008 la Oferta Pública Inicial de sus acciones representativas de su capital social con razón social: Bolsa Mexicana de Valores, S.A.B. de C.V.

El cálculo del índice *IPC MEXICO* viene determinado por la junta directiva de la Bolsa Mexicana de Valores, y puede cambiar cada trimestre o año, dependiendo de sus decisiones. En todo caso, el objetivo del índice es reflejar de cerca la realidad del mercado accionario en México. El *IPC MEXICO* se encuentra compuesto principalmente por empresas de telecomunicaciones, consumo y servicios financieros. Las compañías más importantes que cotizan en el índice las presentamos en la tabla 4.3.

COMPONENTES		
ALFA-A.MX	GAP-B.MX	KOF-L.MX
ALPEK-A.MX	GCARSO-A1.MX	LALA-B.MX
Alsea, S.A.B. De C.V.	Gentera, S.A. B. de C. V.	LIVEPOL-C-1.MX
AMX-L.MX	GFINBUR-O.MX	MEGA-CPO.MX
Arca Continental, S. A. B. de C. V.	GFNORTE-O.MX	Mexichem, S.A.B. de C.V.
ASUR-B.MX	GMéxico Transportes, S.A. de C.V.	NEMAK-A.MX
Becle, S.A.B. de C.V.	GMEXICO-B.MX	OMA-B.MX
BSMX-B.MX	GRUMA-B.MX	Promotora y Operadora de Infraestructura, S. A. B. de C. V.
CEMEX-CPO.MX	Infraestructura Energética Nova, S.A.B. de C.V.	R-A.MX
FEMSA-UBD.MX	KIMBER-A.MX	VOLAR-A.MX

Cuadro 4.3: Componentes de IPC MEXICO

Fuente: finance.yahoo.com

Figura 4.3: Gráfico: Evolución índice IPC MÉXICO y H para el periodo

La gráfica 4.3 muestra un comportamiento que guarda cierta similitud con el caso de Brasil, si bien la ineficiencia del mercado es más acentuada. El exponente de Hurst muestra una elevada volatilidad, con valores muy por encima de 0,5, llegando a alcanzar valores superiores a 0,65, y otros periodos de mercado con un marcado antipersistencia. La memoria a largo plazo es clara desde la creación del mercado hasta prácticamente el año 2015, fecha en la que se inicia una fuerte antipersistencia.

4.4. Argentina

El Mercado de Valores de Buenos Aires es una entidad privada constituida como sociedad anónima, cuyo capital está integrado por acciones admitidas al régimen de oferta pública.

Los Miembros del Merval son los Agentes Registrados en el Mercado, quienes realizan operaciones en el mercado de Contado y a Plazo, con Valores Negociables (privados y públicos), tanto para terceros como para cartera propia.

Las principales tareas del Merval se concentran en la Negociación, Cámara Compensadora y Contraparte Central (CCP) en la liquidación de operaciones, así como el monitoreo de las transacciones que se realizan a través de sus Sistemas de Negociación, que permiten acceder a la Colocación Primaria y la Negociación Secundaria de Valores Negociables. El Merval actúa como contraparte central de todas las operaciones que garantiza, realizando la administración de los riesgos asociados a las distintas operaciones e instrumentos autorizados a negociar.

A través de todas sus funciones y servicios, el Merval agrega valor a cada una de las etapas que componen una transacción completa: desde la canalización de las órdenes hasta la efectiva entrega contra pago de los valores (DvP). Las principales funciones del Merval, conferidas por la nueva Ley de Mercado de Capitales (Ley 26.831), se concentran en:

- Dictar las reglamentaciones que habilitan la actuación en su ámbito de agentes au-

torizados por la CNV, no pudiendo exigir a estos fines la acreditación de la calidad de accionista del mercado.

- Autorizar, suspender y cancelar el listado y/o negociación de valores negociables en la forma que dispongan sus reglamentos.
- Dictar normas reglamentarias que aseguren la veracidad en el registro de los precios, así como de las negociaciones.
- Dictar las normas y medidas necesarias para asegurar la realidad de las operaciones que efectúen los Agentes Miembros.
- Fijar los márgenes de garantía que exija a sus Agentes Miembros para cada tipo de operación que garantizare.
- Constituir tribunales arbitrales.
- Emitir boletines informativos.

El mercado de valores cuenta con un sistema de negociación, aplicable a títulos públicos y privados denominado mercado de concurrencia, con concertación electrónica o a viva voz, bajo un sistema de interferencia de ofertas. Todas las operaciones realizadas cuentan con la garantía de liquidación del *Merval*.

El índice *Merval* refleja el valor de mercado de una cartera de acciones, seleccionada de acuerdo a la participación, cantidad de transacciones y valor de cotización en la Bolsa de Comercio de Buenos Aires. La fecha y valor base son: 30 de junio de 1986 igual a 0,01. El índice se computa continuamente durante la jornada de transacciones y se exhibe en las pantallas del Sistema de Información Bursátil. El valor del índice y sus ponderaciones se actualizan trimestralmente, de acuerdo con la participación en el mercado de los últimos seis meses. Se mide el valor en pesos de una cartera teórica de acciones, seleccionadas de acuerdo a criterios que ponderan su liquidez. El índice está compuesto por una cantidad nominal fija de acciones de distintas empresas cotizantes (comúnmente conocidas como

“empresas líderes”). A esta cantidad fija de acciones que cada firma posee en el índice se la llama cantidad teórica. Las acciones que componen el índice Merval cambia cada tres (3) meses, cuando se procede a realizar el recálculo de esta cartera teórica, sobre la base de la participación en el volumen negociado y en la cantidad de operaciones de los últimos seis (6) meses.

En la tabla 4.4 se exhibe la lista de empresas que componen el índice *Merval*.

COMPONENTES	
Agrometal	Holcim
Aluar	Loma Negra
Banco Macro	Metrogas SA
Bolsas y Mercados Argentinos	Mirgor
Cablevision	Pampa Energia
Central Puerto	PETROBRAS ON
Comercial del Plata	Phoenix Resources
Cresud SA	Telecom Argentina
Distribuidora de Gas Cuyana	Tenaris
EDENOR	Ternium Argentina
Frances	Tran Gas Del Sur
Grupo Financiero Galicia	Tran Gas Norte
Grupo Financiero Valores	TRANSENER
Grupo Supervielle	YPF

Cuadro 4.4: Componentes de Merval

Fuente: investing.com

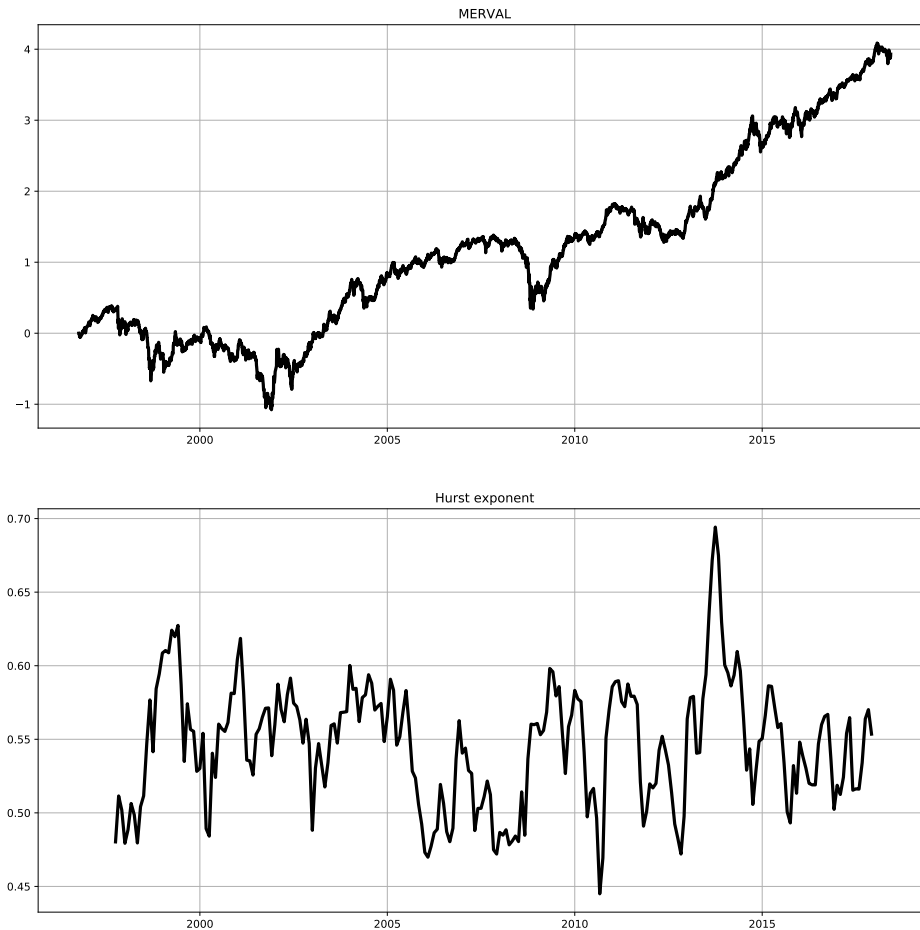


Figura 4.4: Gráfico: Evolución índice Merval y H para el periodo

El gráfico 4.4 contiene el comportamiento del índice así como el exponente de Hurst dinámico tal y como se ha mostrado en los casos anteriormente analizados. En este caso, a diferencia de los anteriores, existe una memoria a largo plazo que se puede observar en todo el periodo estudiado. En los gráficos se puede apreciar como H mantiene igualmente un comportamiento lateral muy claro sin que haya indicios, en ningún caso, que nos hagan suponer que hay una mejora en la eficiencia del mercado.

4.5. Chile

La Bolsa de Comercio de Santiago (BCS), fundada el 27 de noviembre de 1893 es el principal centro de operaciones bursátiles de Chile. Al año de su creación existían 329 sociedades anónimas, principalmente mineras. Sus transacciones son acciones, bonos, divisas extranjeras y ADRs. La Bolsa es miembro fundador de la Federación Iberoamericana de Bolsas de Valores (FIAB) en 1973. El 2000 inaugura una Bolsa Off-Shore.

En 1991 se reemplaza el mercado de corros, donde se escribían manualmente las transacciones, por una pantalla electrónica. A finales de los 80s se supera por primera vez el millón de dólares en transacciones en una jornada bursátil. En 1986 se registra el récord de variación real anual del IPSA de 139,4 %, debido a la autorización a las AFP de invertir en acciones de empresas privatizadas por el Estado. Actualmente pertenece al Mercado Integrado Latinoamericano MILA.

Como principal indicador tiene al Índice de Precio Selectivo de Acciones *IPSA* creado en 1977 y se revisa anualmente. El índice *IPSA* es considerado el mejor indicador de rentabilidad del mercado de Chile. El *IPSA* se calcula mediante el promedio ponderado de las transacciones de las acciones de la cartera del índice, su finalidad es valorar las variaciones de precio de los títulos más líquidos del mercado.

La selección de estas 40 compañías se efectúa durante los meses de marzo, junio, septiembre y diciembre de cada año. Todos los años se renueva la base del índice, tomando el valor 100, el último día hábil del mes de diciembre del año anterior. Las empresas que se encuentran dentro del índice nos ofrecen un nivel de liquidez a la hora de entrar o salir de una determinada inversión.

Las empresas que componen el índice son líderes dentro de la industria y son marcas conocidas por todos los chilenos. La lista de las empresas que conforman este índice es bastante estable y las acciones se comercian activamente, esto supone una baja tasa de recambio de empresas y también un alto nivel de liquidez. En la tabla 4.5 mostramos las empresas que componen el índice IPSA.

COMPONENTES		
AES Gener S.A.	Empresa Nacional de Telecomunicaciones S.A.	Itaú CorpBanca
Aguas Andinas S.A.	Empresas CMPC S.A.	LATAM Airlines Group S.A.
Banco de Crédito e Inversiones	Empresas Copec S.A.	OROBLANCO.SN
Banco Santander-Chile	Empresas La Polar S.A.	Parque Arauco S.A.
CAP S.A.	Enel Américas S.A.	S.A.C.I. Falabella
Cencosud S.A.	Enel Chile S.A.	Salfacorp S.A.
Colbún S.A.	Enel Generación Chile S.A.	Sigdo Koppers S.A.
Compañía Cervecerías Unidas S.A.	Engie Energia Chile S.A.	SM-CHILEB.SN
Compañía Sud Americana de Vapores S.A.	Forus S.A.	Sociedad Matriz SAAM S.A.
Embotelladora Andina S.A.	Inversiones La Construcción S.A.	Viña Concha y Toro S.A.

Cuadro 4.5: Componentes de IPSA

Fuente: finance.yahoo.com

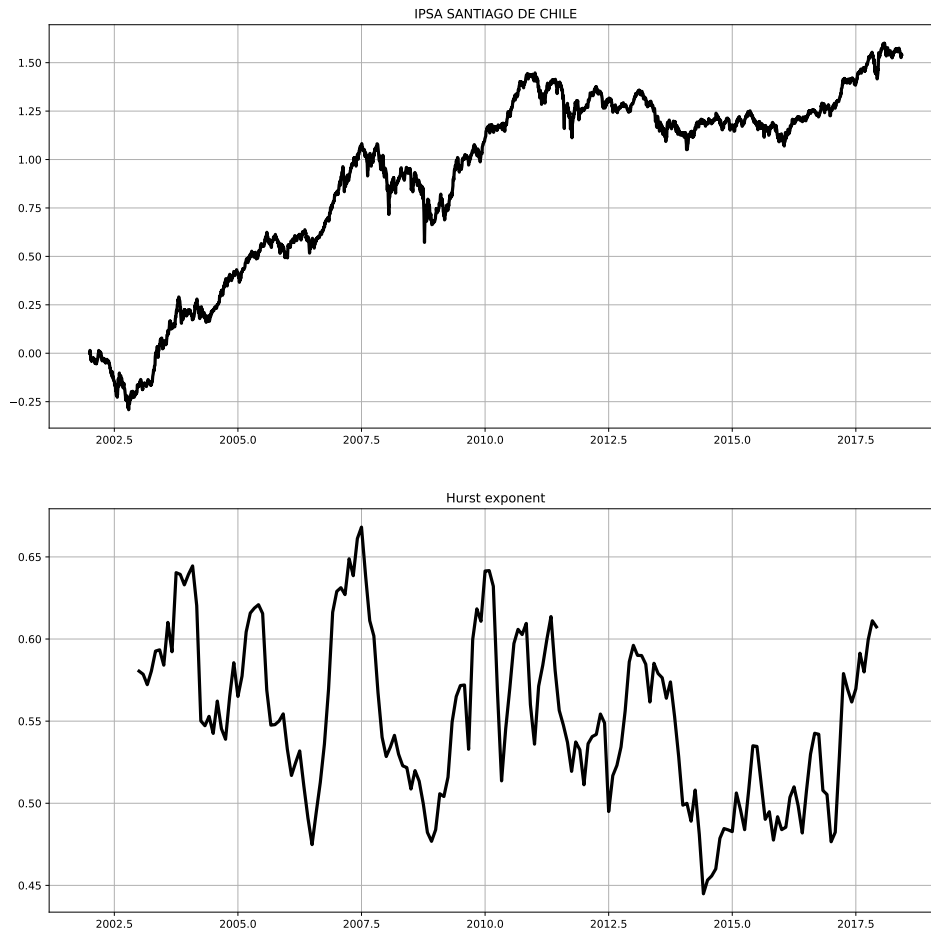


Figura 4.5: Gráfico: Evolución índice IPSA y H para el periodo

En la gráfica 4.5 se puede ver dos periodos claramente diferenciados en lo que al comportamiento del H se refiere. Un primer lugar que abarca 2002 a 2013 marcado por una fuerte memoria a largo plazo y una volatilidad muy elevada, con valores de H que oscilan entre 0,65 y 0,5. En el año 2013 se inicia una fuerte caída de la memoria hasta niveles de antipersistencia, manteniendo H estabilizado en valores próximos a 0,5 hasta 2016, fecha en la que se vuelve a disparar la memoria.

Capítulo 5

Conclusiones

El presente trabajo tiene como objetivo estudiar el grado de eficiencia de diversos mercados latinoamericanos mediante el uso del exponente de Hurst.

De la aplicación práctica se puede concluir que en el caso de Brasil, hasta el 2005 el mercado muestra una fuerte persistencia, para posteriormente pasar a una clara antipersistencia, lo que representa una mejora en la eficiencia en comparación con el resto de mercados estudiados, si bien no podemos concluir de ninguna forma que el mercado sea eficiente. Es importante resaltar que este intervalo de tiempo está caracterizado por ser el periodo pre-crisis de las hipotecas subprime. Por otro lado, Perú es uno de los mercados latinoamericanos más ineficientes, con valores de H que casi alcanzan 0,75. La memoria a largo plazo de México es clara desde la creación del mercado hasta prácticamente el año 2015, fecha en la que se inicia una fuerte antipersistencia. En Argentina existe una memoria a largo plazo que se puede observar en todo el periodo estudiado. Se apreció como H mantiene un comportamiento lateral muy claro sin que haya indicios, en ningún caso, que nos hagan suponer que hay una mejora en la eficiencia del mercado.

En el caso de Chile, se observaron dos periodos claramente diferenciados en lo que al comportamiento del H se refiere. Un primer periodo que abarca desde 2002 a 2013, marcado por una fuerte memoria a largo plazo y una volatilidad muy elevada. En el año 2013 se inicia una fuerte caída de la memoria hasta niveles de antipersistencia, manteniendo H estabilizado en valores próximos a 0,5 hasta 2016, fecha en la que se vuelve a disparar la memoria.

Los resultados obtenidos están en la línea de la hipótesis del mercado fractal, con movimientos que van desde una acentuada persistencia a momentos de ligera persistencia. Los responsables del comportamiento de estos mercados posiblemente sean, por una parte, el aumento en la capitalización de estos mercados, debido al crecimiento de la inversión directa extranjera a partir del 2007, motivado por las inversiones en infraestructura y explotación de materias primas por parte de países como Estados Unidos, Holanda, China, Canadá y España, y, por otra parte, pero relacionada con la anterior, por la movilización de capitales desde las economías desarrolladas hacia mercados emergentes, como consecuencia

de la crisis económica originada en los Estados Unidos en noviembre del 2007.

Estos resultados, que van en la línea de los que presentan Duarte y Mascareñas (2014) [23], son una primera aproximación a un estudio que debe de profundizar en otros aspectos tales como el estudio de los patrones de multifractalidad de los distintos mercados, el análisis de H dinámico y la extensión del estudio de H de forma individualizada para los principales valores de cada mercado. Igualmente hemos de compara los resultados obtenidos con los de otros mercado con niveles de desarrollo similares a los estudiados en este trabajo.

Por último señalar que, si bien los resultados empíricos parece confirmar la hipótesis del mercado fractal, todo este análisis quedaría incompleto se no somos capaces de discernir las causas que motivan en cada periodo los cambios de tendencia de H , cambios que por otra parte no son propios de mercados más desarrollados. Todos estos aspectos serán objeto de mi tesis doctoral.

Capítulo 6

Bibliografía

Bibliografía

- [1] Aitken, M., Aspris A., Foley, S. y Harris, F. (2018). *Market fairness: The poor country cousin of market efficiency. Journal of Business Ethics* 147, 5-23.
- [2] Alessio, E., Carbone, A., Castelli, G. y Frappietro, V. (2002). *Second-order moving average and scaling of stochastic time series. The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems, vol. 27, no 2, 197-200*
- [3] Bachelier, L. (1900). *Théorie de la spéculation (Paris: Gauthier- Villars)*
- [4] Backus, D. y Zin, S. (1993). *Long-memory inflation uncertainty: Evidence from the term structure of interest rates . J. Money Credit Bank, vol. 25, no 3, 681-700.*
- [5] Baillie, R., Chung, C. y Tieslau, M. (1996). *Analysing infation by the fractionally integrated ARFIMA–GARCH model. Journal of applied econometrics, 23-40)*
- [6] Barabási, A. y Vicsek, T. (1991). *Multifractality of self-affine fractals. Physical Review A, vol. 44, no 4, 2730.*
- [7] Barna, F., Ștefana Maria, D y Pașca, P. (2016). *Fractal Market Hypothesis: The Emergent Financial Markets Case. Economic Computation AND Economic Cybernetics Studies and Research* 50, 137-150.
- [8] Barunik, J. y Kristoufek, L. (2010). *On Hurst exponent estimation under heavy-tailed distributions. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, vol. 389. no 18, 3844-3855*

- [9] Bensaïda, A. (2014). *Noisy chaos in intraday financial data: Evidence from the American index. Applied Mathematics and Computation, vol. 226, 258-265.*
- [10] Bentes, S., Menezes, R. y Mendes, D. (2008). *Long memory and volatility clustering: Is the empirical evidence consistent across stock markets? Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 387, 3826-3830.*
- [11] Cajueiro, D. y Tabak, B. (2004). *The Hurst exponent over time: testing the assertion that emerging markets are becoming more efficient. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 336, 521-537.*
- [12] Calvet, L. y Fisher, A. (2008). *Multifractal volatility: theory, forecasting, and pricing.*
- [13] Chan, W., Jha, R. y Kalimipalli, M. (2009). *The economic value of using realized. Journal of Financial Research 32, 231-259.*
- [14] Charron, J. (2017). *Inefficient Debate. The EMH, the “Remarkable Error” and a Question of Point of View. Accounting, Economics, and Law: A Convivium 7.*
- [15] Conniffe, D. y Spencer, J. (2000). *Apporximating the Distribution of the R/S statistic. Economic and Social Review, vol. 31, no 3, 237-248.*
- [16] Couillard, M. y Davison, M. (2005). *A comment on measuring the Hurst exponent of financial time series. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, vol. 348, 404-418*
- [17] Cromwell, J., Labys, W. y Kouassi, E. (2000). *What color are commodity prices? A fractal analysis. Empirical Economics, (25), no 4, 563-580.*
- [18] Das, A. y Das, P. (2006). *Does composite index of NYSE represents chaos in the long time scale? . Applied mathematics and computation, vol. 174, no 1, 483-48.*
- [19] Davis, M. (2011). *Louis Bachelier’s theory of speculation: the origins of modern finance.*

- [20] Di Matteo, T., Aste, T. y Dacorogna, M. (2005). *Long-term memories of developed and emerging markets: Using the scaling analysis to characterize their stage of development*. *Journal of Banking & Finance*, vol. 29, no 4, 827-851
- [21] Diebold, F. y Rudebusch, G. (1989). *Long memory and persistence in aggregate output*. *Journal of monetary economics*, vol. 24, no 2, 189-209.
- [22] Do, B. y R. Faff, R. (2012). *Are pairs trading profits robust to trading costs?* *Journal of Financial Research* 35, 261-287.
- [23] Duarte, J. y Mascareñas, J. (2014). *Comprobación de la eficiencia débil en los principales mercados financieros latinoamericanos*. *Estudios Gerenciales* 30, 365-375.
- [24] Fama, E. (1965). *The behavior of stock-market prices* 38, 34-105.
- [25] Fama, E. (1970). *Efficient capital markets: A review of theory and empirical work*. *The journal of Financial* 25, 383-417.
- [26] Fama, E. (1991). *Efficient capital markets: II*. *The journal of finance* 46, 1575-1617.
- [27] Fama, E. (1998). *Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance*¹. *Journal of financial economics* 49, 283-306.
- [28] Fernández, M. y Sanchez, M. (2012). *Fractal dimension for fractal structures: A Hausdorff approach*, *Topology and its Applications*. vol. 159, no 7, 1825-1837
- [29] Fernández, M., Sanchez, M. y Trinidad, J. (2013). *Measuring the self-similarity exponent in Lévy stable processes of financial time series*. vol. 392, no 21, 5330-5345.
- [30] Fernández, M., Sánchez, M., Trinidad, J. y Román. I. (2014). *An accurate algorithm to calculate the Hurst exponent of self-similar processes*, *Physics Letters A*. vol. 378, 2355-2362.
- [31] Ferreira, P. y Dionisio, A. (2016). *How long is the memory of the US stock market?*. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 451, 502-506.

- [32] Ferreira, P., Dionisio, A. y Movahed, S. (2017). *Assessment of 48 Stock markets using adaptive multifractal approach. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 486, 730-750.
- [33] Geweke, J. y Porter-Judak, S. (1983). *The estimation and application of long memory time series models. Journal of time series analysis, vol. 4, no, 4, 221-238.*
- [34] Granero, M., Sánchez, M. y Trinidad, J. (2008). *Some comments on Hurst exponent and the long memory processes on capital markets. Physica A: Statistical Mechanics and its applications* 387, 5543-5551.
- [35] Grossman, S. y Stiglitz, J. (1976). *Information and competitive price systems. The American Economic Review* 66, 246-253.
- [36] Grossman, S. y Stiglitz, J. (1980). *On the impossibility of informationally efficient markets. The American economic review* 70, 393-408.
- [37] Grundy, B. y Spencer, M. (2001). *Understanding the nature of the risks and the source of the rewards to momentum investing. The Review of Financial Studies* 14, 29-78.
- [38] Haslett, J. y Raftery, A. (1989). *Space-time modelling with long-memory dependence: Assessing Irelands wind power resource. Applied Statistics, 1-50.*
- [39] Hassler, U. (1994). *(Mis) specification of long memory in seasonal time series. Journal of Time Series Analysis, vol. 15, no 1, 19-30*
- [40] Hassler, U. y Wolters, J. (1995). *Long memory in inflation rates: International evidence. Journal of Business & Economic Statistics, vol. 13, no 1, 37-45*
- [41] Hurst, H. (1951). *Long-term storage capacity of reservoirs, Trans. Amer. Soc. Civil Eng., 116, 770-808.*
- [42] Kantelhardt, J., Zschiegner, S., Koscielny-Bude, E., Havlin, S., Bunde, A. y Stanley, H. (2002). *Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, vol. 316, no 1, 87-114.*

- [43] Kleinow, T. (2002). *Testing continuous time models in financial markets. Tesis Doctoral. Humboldt-Universität zu Berlin, Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät.*
- [44] Kristoufek, L. (2012). *Fractal markets hypothesis and the global financial crisis: Scaling, investment horizons and liquidity. Advances in Complex Systems 15.*
- [45] Kristoufek, L. y Vosvrda, M. (2013). *Measuring capital market efficiency: Global and local correlations structure. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 392, 184-193.*
- [46] Kristoufek, L. y Vosvrda, M. (2014). *Measuring capital market efficiency: long-term memory, fractal dimension and approximate entropy. The European Physical Journal B 87, 162.*
- [47] Korajczyk, R. y Sadka, R. (2004). *Are momentum profits robust to trading costs? The Journal of Finance, 1039-1082.*
- [48] Kumar, A. y Bandi, K. (2015). *Explaining financial crisis by fractal market hypothesis: Evidences from Indian Equity Markets. Hyperion International Journal of Econophysics. New Economy.*
- [49] Lim, K. (2007). *Ranking market efficiency for stock markets: A nonlinear perspective. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 376, 445-454*
- [50] Linton, O. y Oliver, E. (2016). *Testing the martingale hypothesis for gross returns. Journal of Empirical Finance 38, 664-689.*
- [51] Lo, A. (2005). *Reconciling efficient markets with behavioral finance: the adaptive markets hypothesis.*
- [52] Lo, A. (2012). *Adaptive markets and the new world order (corrected May 2012). Financial Analysts Journal 68, 18-29.*
- [53] Lo, A. (2012). *Adaptive markets and the new world order (corrected May 2012). Financial Analysts Journal, 18-29.*

- [54] Lo, A. (1989). *Long-term memory in stock market prices*. *Econometrica*, vol. 59, no 5, 1279-1313.
- [55] Lo, A. y MacKinlay, A. (1988). *Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test*. *The review of financial studies* 1, 41-66.
- [56] Lux, T. (1996). *Long-term stochastic dependence in financial prices: evidence from the German stock market (2010)*. *Applied Economics Letters*, 3, 701-706.
- [57] Malkiel, B. (2003). *The efficient market hypothesis and its critics*. *Journal of economic perspectives* 17, 59-82.
- [58] Manahov, V. y Hudson, R. (2014). *A note on the relationship between market efficiency and adaptability—New evidence from artificial stock markets*. *Expert Systems with Applications* 41, 7436-7454.
- [59] Mandelbrot, B. (1963). *The variation of certain speculative prices*. *Fractals and scaling in finance*, 371-418.
- [60] Mandelbrot, B. (1966). *Forecasts of future prices, unbiased markets, and “martingale” models*. *The Journal of Business* 39, 242-255
- [61] Mandelbrot, B. (1971). *When can price be arbitrated efficiently? A limit to the validity of the random walk and martingale models*, *The Review of Economics and Statistics*, 225-236.
- [62] Mandelbrot, B. (1972). *Statistical methodology for nonperiodic cycles: from the covariance to R/S analysis (1972)*. IN *Annals of Economic and Social Measurement*, 1, (3), 259-290.
- [63] Mandelbrot, B. (1997). *Fractal and Scaling in Finance: Discontinuity, Concentration. Risk*, Springer-Verlag, New York.

- [64] Mandelbrot , B. y Wallis, J. (1969). *Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long run statistical dependence*, *Water Resources Research*, 5 (5), 967-988.
- [65] Mateus, G., Oswaldo, E., Ávila, P., Hernán, D. y Ortiz, A. (2017). *Financial markets, efficiency and adaptation*. Universidad de La Salle. *Revistas Equidad & Desarrollo*.
- [66] Matteo, D., Aste, T. y Dacorogna, M. (2005). *Long-term memories of developed and emerging markets: Using the scaling analysis to characterize their stage of development*. *Journal of Banking & Finance* 29, 827-851.
- [67] Mitchell, M. y Pulvino, T. (2001). *Characteristics of risk and return in risk arbitrage*. *The Journal of Finance* 56, 2135-2175.
- [68] Moore, A. (1962). *A statistical analysis of common stock prices*.
- [69] Noakes, M. y Rajaratnam, K. (2016). *Testing market efficiency on the Johannesburg Stock Exchange using the overlapping serial test*. *Annals of Operations Research* 243, 273-300.
- [70] Onali, E. y Goddard, J. (2011). *Are European equity markets efficient? New evidence from fractal analysis*. *International Review of Financial Analysis* 20, 59-67.
- [71] Osborne, M. (1959). *Brownian motion in the stock market*. *Operations research*, 145-173.
- [72] Peters, E. (1994). *Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics* 24.
- [73] Peters, E. (1996). *Chaos and order in the captial markets: a new view of cycles, prices, and market volatility*. John Wiley & Sons
- [74] Plazas, L., Ávila, M. y Torres, A. (2017). *Estimación espectral de series de tiempo de absorbancia UV-Vis para el monitoreo de calidad de aguas*. *Ingeniería (0121-750X)* 22.

- [75] Ramos, J., Trinidad, J. y Sánchez, M. (2017). *Introducing Hurst exponent in pair trading. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 488, 39-45.
- [76] Rényi, A. (1961). *On measures of entropy and information.*
- [77] Roberts, H. (1959). *Stock-Market "Patterns" And Financial Analysis: Methodological Suggestions. The Journal of Finance* 14, 1-10.
- [78] Roberts, H. (1967). *Statistical versus clinical prediction of the stock market.*
- [79] Samuelson, P. (1965). *Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. IMR; Industrial Management Review (pre-1986)* 6, 41.
- [80] Sanchez, M., Fernández, M. y Trinidad, J. (2012). *Introducing fractal dimension algorithms to calculate the Hurst exponent of financial time series. The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems, vol. 85, no 3, 1-13.*
- [81] Sanchez, M., Fernández, M. y Trinidad, J. (2012). *Introducing fractal dimension algorithms to calculate the Hurst exponent of financial time series. The European Physical Journal B* 85, 86.
- [82] Sanchez, M, Trinidad, J. y Garcia, J. (2008). *Some comments on Hurst exponent and the long memory processes on capital markets. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, vol. 387, no 22, 5543-5551.*
- [83] Sanchez, M, Trinidad, J., Garcia, J. y Fernández, M. (2015). *The Effect of the Underlying Distribution in Hurst Exponent Estimation. PLOS ONE, 28, 1-17.*
- [84] Seo, J. y Chai, S. (2013). *The role of algorithmic trading systems on stock market efficiency. Information Systems Frontiers* 15, 873-888.
- [85] Shannon, C. (1948). *"A Mathematical Theory of Communication". Bell System Technical Journal* 27, 379-423.

- [86] Shea, G. (1991). *Uncertainty and implied variance bounds in long-memory models of the interest rate term structure*. *Empirical economics*, vol. 16, no 3, 287-312
- [87] Spronk, J. y Trinidad, J. (2005). *Más de medio siglo en busca de una teoría sobre los mercados de capitales*. *Estudios de Economía Aplicada* 23, 23.
- [88] Susmel, R. (2010). *Eficiencia de Mercados y Predicción de Retornos*. 2011. *Progresos en Finanzas*, 235.
- [89] Taqqu, M, Teverovsky, V. y Willinger, W. (1995). *Estimators for long-range dependence: an empirical study*. *Fractals*, vol. 3, no 04, 785-798
- [90] Trinidad, J., Fernandez, M. y Sanchez, M. (2012). *A note on geometric method-based procedures to calculate the Hurst exponent*. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 391, no 6, 2209-2214
- [91] Tsallis, C., Anteneodo, C., Borland, L. y Osorio, R. (2003). *Nonextensive statistical mechanics and economics*. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 324, 89-100.
- [92] Veitch, D. y Abry, P. (1999). *A wavelet-based joint estimator of the parameters of long-range dependence*. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 45, no 3, 878-897.
- [93] Weron, A. y Weron, R. (2000). *Fractal market hypothesis and two power-laws*. *Chaos, Solitons & Fractals* 11, 289-296.
- [94] Weron, R. (2002). *Estimating long-range dependence: finite sample properties and confidence intervals*. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 312, no 1, 285-299.
- [95] Weron, R., Przybylowicz, B. y Owicz, B. (2000). *Hurst analysis of electricity price dynamics*. *Physica A*, vol 283, 462-468.

- [96] Willinger, W., Taqqu, M., Teverosvsky, V. (1999). *Stock market prices and long-range dependence. Finance and stochastic, vol. 3, no 1, 1-13*
- [97] Zunino, L., Zanin, M. y Tabak, B. (2010). *Complexity-entropy causality plane: A useful approach to quantify the stock market inefficiency. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 389, 1891-1901.*

