

**Caracterización de los *crashes* bursátiles como procesos  
estructurales: Un análisis desde los Sistemas Complejos  
Adaptativos**

**Diana Milena Carmona Muñoz**

Una tesis presentada para obtener el grado de

Doctor en

**Finanzas y Economía Cuantitativa**

eman ta zabal zazu



Universidad  
del País Vasco

Euskal Herriko  
Unibertsitatea

Dirigido por: Dr. Miguel Ángel Martínez Sedano

Facultad de Economía y Empresa / Departamento de Análisis Económico

Bilbao, 2022

(c) 2022 DIANA MILENA CARMONA MUÑOZ

(c)2022 DIANA MILENA CARMONA MUÑOZ

*A mi esposo, Leopoldo Sánchez Cantú por ser mi inspiración,  
mi maestro y mi guía.*

*A mi padre, Flower Leuvin Carmona por tanto amor.*

*A la memoria de mi madre, Ana Marina Muñoz García: cuyo recuerdo me  
inspira a seguir su ejemplo de mujer valiente.*

*A mi familia y amigos, por creer siempre en mí.*

# Agradecimientos

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi supervisor de tesis, Dr. Miguel Ángel Martínez Sedano, por su gran apertura, paciencia, orientación y motivación en la búsqueda de mis intereses investigativos. Así como por sus grandes aportes en pro de la excelencia académica en la investigación realizada, y por supuesto por permitirme ser creativa y explorar nuevos campos alternativos en la investigación de las finanzas cuantitativas.

Un especial agradecimiento a mi esposo, Dr. Leopoldo Sánchez Cantú por enseñarme el maravilloso e intenso camino de las ciencias de la complejidad y la visión sistémica, impulsándome a ver el mundo de manera diferente. Gracias por todos sus aportes, discusiones y reflexiones sobre la investigación doctoral.

Un agradecimiento al Dr. Carlos Arturo Soto Campos, del Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería de la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo-México, por sus grandes aportes en la comprensión y aplicación de conceptos desde la econofísica y la matemática los cuales enriquecieron la investigación.

Gracias a la UPV/EHU a través de la Vicerrectoría de Estudios de Posgrado y Relaciones Internacionales por concederme la ayuda a través de la Resolución expedida el 22 de mayo de 2015, para facilitar la estancia en la UPV/EHU de personal investigador en formación latinoamericano matriculado en las enseñanzas de doctorado.

Agradecer al Grupo Interdisciplinario de Investigación en Desarrollo, Estructuras Económicas, Políticas Públicas y Gestión (GIDEP) de la Universidad de la Salle-Colombia, por las discusiones académicas y las publicaciones realizadas que fueron dando forma a este trabajo doctoral.

Gracias a la Universidad de la Salle-Colombia, por el apoyo brindado en este proceso de formación doctoral concediéndome las licencias requeridas para el

desarrollo de las estancias doctorales y los tiempos requeridos para avanzar en el trabajo de investigación. Muchas gracias por el reconocimiento en este importante proceso doctoral que me ha llevado a ocupar cargos directivos de alta relevancia a nivel institucional.

Un sentido agradecimiento al semillero de investigación *Complex Adaptive Systems* de la Universidad de la Salle creado en el año 2017; es un gran orgullo que con su creación y como primer líder del grupo, hubiese podido abrir el camino para que jóvenes en formación profesional en finanzas, iniciaran su proceso de investigación en un campo tan apasionante como las Ciencias de la Complejidad a través del estudio de los modelos financieros alternativos, convirtiendo este espacio en un escenario epistemológico, experimental y reflexivo.

Un agradecimiento muy especial a la Dra. Rosa María Sánchez Cantú, por su continua motivación, apoyo y ánimo durante todo el proceso que a nivel personal demandó esta maravillosa experiencia investigativa.

# Epígrafe

---

*Shopenhauer ... señala que cuando uno llega a una edad avanzada y evoca su vida, ésta parece haber tenido un orden y un plan, como si la hubiera compuesto un novelista. Acontecimientos que en su momento parecían accidentales e irrelevantes se manifiestan como factores indispensables en la composición de una trama coherente. ¿Quién compuso esa trama?*

*Shopenhauer sugiere que, así como nuestros sueños incluyen un aspecto de nosotros mismos que nuestra conciencia desconoce, nuestra vida entera está compuesta por la voluntad que hay dentro de nosotros. Y así como personas a quienes aparentemente sólo conocimos por casualidad se convirtieron en agentes decisivos en la estructuración de nuestra vida, también nosotros hemos servido inadvertidamente como agentes, dando sentido a vidas ajenas. La totalidad de estos elementos se une como una gran sinfonía, y todo estructura inconscientemente todo lo demás ... el grandioso sueño de un solo soñador donde todos los personajes del sueño también sueñan ... Todo guarda una relación mutua con todo lo demás, así que no podemos culpar a nadie por nada.*

*Es como si hubiera una intención única detrás de todo ello, la cual siempre cobra un cierto sentido, aunque ninguno de nosotros sabe cuál es, o si ha vivido la vida que se proponía.* <sup>1</sup>

---

JOSEPH CAMPBELL

---

<sup>1</sup>Tomado del libro *Espejo y Reflejo: del caos al orden* (Briggs & Peat, 1994); *Carlos Gardini, Trad.* Barcelona: Gedinsa S.A.

# Presentación

*“Sistema es más que un simple concepto. Es una forma de vida intelectual, una visión del mundo, un concepto acerca de la naturaleza, de la realidad y de cómo investigarla”*  
(Ackoff, 2012)

El camino de construcción de esta tesis inicia con el interés de abordar el estudio de los mercados financieros bursátiles de una manera intelectualmente creativa, holística, transdisciplinar, metódica y exploratoria que motive la apertura a discusiones que de manera útil aporten a la construcción de una nueva Teoría Financiera capaz de explicar el comportamiento de los mercados como fenómenos sistémicos y complejos.

Es así, como en la búsqueda incesante por descubrir el campo de investigación en las finanzas con el cual pudiera identificar mis intereses intelectuales y sobre todo, como investigadora tener la seguridad de aportar al conocimiento y por supuesto al estudio de las finanzas, comencé a caminar por el sendero de los Sistemas Complejos Adaptativos, como una gran oportunidad de explorar un campo, que aunque ha sido aplicado de manera profunda a ciencias como la Biología, la Física, las Ciencias Sociales, aún tiene una gran oportunidad de desarrollo en el estudio de las Ciencias Financieras.

Inspirada en el pensamiento de autores como Benoît Mandelbrot, Richard Bookstaber, Melanie Mitchell, Ludwig von Bertalanffy, Rusell L. Ackoff, Didier Sornette, Edgar Morin, Rolando García, entre otros grandes científicos y académicos, comencé este largo y nada fácil camino investigativo para el desarrollo de la tesis doctoral en el estudio de los *crashes* bursátiles desde los Sistemas Complejos Adaptativos, con la motivación y el interés permanente de estar construyendo y alimentando un pensamiento sistémico y complejo, que pudiese albergar competencias investigativas fundamentadas en el abordaje de los problemas de investigación desde lo transdisciplinar, holístico, dinámico y sistémico, reconociendo su complejidad como la principal cualidad a partir de un

interés por el conocimiento del contexto, de la mirada global e interconectada del sistema a estudiar, entrenando la mente en un pensamiento sistémico, complejo y multidimensional que me permita ser cada vez más consciente del límite de mi conocimiento y así, a través del pensamiento sistémico comprender que se necesita de muchas miradas, del abordaje transdisciplinar para aproximarme a la comprensión de fenómenos que como lo manifiesta Richard Bookstaber en su obra *The end of Theory* sobre el estudio de los *crashes* bursátiles, “*son profundamente humanos*”.

Finalmente, parafraseando la importante idea que en su libro *The Human Condition* presenta Hannah Arendt en el año de 1958, quiero de manera muy especial hacerle una invitación al lector de este trabajo doctoral a interiorizar esta investigación como una experiencia que le permita comprender las distintas perspectivas, visiones y por qué no, paradigmas que nos diferencian, pero que al mismo tiempo conllevan a enriquecer el conocimiento con el propósito de construir ciencia y acercarnos a comprender mejor un sinnúmero de fenómenos complejos e inciertos, que solamente desde la mirada de cada uno, y al mismo tiempo interconectados, podamos continuar forjando el camino para comprender la realidad en su conjunto, desarrollando un sentido compartido, porque al final el mayor interés desde la ciencia es lograr acercarnos un poco más a la comprensión de un mundo a veces caótico y siempre complejo.

*Like a table around which people are gathered, that world "relates and separates men at the same time". Only the experience of sharing a common human world with others who look at it from different perspectives can enable us to see reality in the round and to develop a shared common sense. Without it, we are each driven back on our own subjective experience, in which only our feelings, wants, and desires have reality.*

Hannah Arendt, *The Human Condition* (1958).<sup>2</sup>

---

<sup>2</sup> Como una mesa en torno a la cual se reúne la gente, ese mundo “relaciona y separa a la vez a los hombres”. Sólo la experiencia de compartir un mundo humano común con otros que lo miran desde diferentes perspectivas puede permitirnos ver la realidad en su conjunto y desarrollar un sentido común compartido. Sin ella, cada uno de nosotros retrocede a nuestra propia experiencia

# Contenido

<b>Introducción</b> .....	<b>1</b>
<b>Capítulo 1</b> .....	<b>12</b>
<b>Características estilizadas de las series de tiempo bursátiles durante los crashes: Un análisis desde los Sistemas Complejos Adaptativos</b> .....	<b>12</b>
1. Introducción .....	12
2. Datos .....	24
3. Metodología .....	27
3.1. Estimación de las características estilizadas .....	27
3.2. <i>Drawdown</i> máximo .....	28
3.3. Volatilidad Dinámica: .....	35
3.4. Velocidad y Aceleración: .....	39
3.5. Taxonomía .....	49
4. Resultados .....	52
4.1. Características estilizadas de las series de tiempo en los <i>drawdowns</i> máximos: .....	52
4.2. Frecuencia de los <i>drawdowns</i> relevantes en los índices bursátiles: .....	54
4.3. Profundidad medida como porcentaje de caída: .....	55
4.4. Velocidad promedio de caída en los <i>drawdowns</i> . .....	58
4.5. Categorización de las caídas en series de tiempo bursátiles: .....	59
4.6. Análisis de las características estilizadas de las series de tiempo. ....	64
5. Conclusiones: .....	77
6. Bibliografía .....	81
<b>Capítulo 2</b> .....	<b>85</b>
<b>Estudio de las series de tiempo bursátiles durante los <i>drawdowns</i>: Un análisis desde el Exponente de Hurst (<i>He</i>)</b> .....	<b>85</b>
1. Introducción .....	85
2. Datos .....	91
3. Metodología .....	93
3.1. Identificación y caracterización de los <i>drawdowns</i> relevantes: .....	93

---

subjetiva, en la que solo nuestros sentimientos, necesidades y deseos tienen realidad. Arendt, Hannah (1958, pg. 52), *The Human Condition*. The University of Chicago Press, Ltd., London.



3.2. Medición del <i>He</i> general mediante el análisis R/S en índices bursátiles y en series sintéticas: .....	93
3.3. Estudio del <i>He</i> local de índices de países emergentes y desarrollados utilizando diferentes ventanas de observación: .....	94
3.4. Estudio comparativo al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> máximos, del <i>He</i> local medido con ventanas de observación de 64, 128 y 256 días. ....	94
3.5. Cálculo del exponente de Hurst. ....	95
4. Resultados .....	99
4.1. Identificación y caracterización de los <i>drawdowns</i> relevantes: .....	101
4.2. Medición del <i>He</i> general en 69 índices bursátiles y 69 series sintéticas equivalentes: .....	105
4.3. Estudio del <i>He</i> local de índices de países emergentes y desarrollados utilizando diferentes ventanas de observación: .....	115
4.4. Estudio comparativo al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> máximos, del <i>He</i> medido con ventanas de observación de 64, 128 y 256 días. ....	133
5. Conclusiones .....	150
6. Bibliografía .....	154
<b>Capítulo 3 .....</b>	<b>156</b>
<b>Modelo de simulación del mercado financiero: Hacia una nueva teoría financiera desde los Sistemas Complejos Adaptativos .....</b>	<b>156</b>
1. Introducción .....	156
2. Datos .....	164
3. Metodología .....	166
3.1. Diagramas de bucles causales: .....	166
3.2. Diagramas de Niveles y Flujos: .....	178
3.3. Construcción del Modelo de mercado en Dinámica de Sistemas: .....	179
4. Resultados del Modelo .....	211
4.1. Dos Ejemplos Finales: .....	219
5. Conclusiones .....	222
6. Bibliografía .....	225
7. Anexos .....	228
<b>Aportaciones y futuras investigaciones .....</b>	<b>234</b>

# Lista de Tablas

<b>Tabla 1:1</b> Índices bursátiles de la muestra.....	26
<b>Tabla 1:2.</b> Categorización de las caídas bursátiles por profundidad y duración.....	52
<b>Tabla 1:3.</b> Categorías en que se clasificaron las caídas o <i>drawdowns</i> .....	52
<b>Tabla 1:4.</b> Tabla de Resultados. Índices por Región.....	53
<b>Tabla 1:5.</b> Prueba t para dos muestras suponiendo varianzas iguales Distancia entre <i>drawdowns</i> (años): Emergentes vs Desarrollados.....	55
<b>Tabla 1:6.</b> Estadísticos generales sobre los <i>drawdowns</i> - profundidad medida como máxima pérdida porcentual alcanzada (% de caída).....	56
<b>Tabla 1:7.</b> Conjunto de <i>drawdowns</i> . Índice Standard & Poor's 500.....	65
<b>Tabla 1:8.</b> Ejemplo de registro. Comportamiento de un <i>drawdown</i> .....	66
<b>Tabla 1:9.</b> Comportamiento de los <i>drawdowns</i> vs Max 63 días - Vol. dinámica, Price ROC (velocidad), Aceleración y A. Absoluta. S&P500.....	66
<b>Tabla 1:10.</b> Resumen de información de los <i>drawdowns</i> .....	67
<b>Tabla 1:11.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC (Velocidad), Aceleración 22d- 1, Aceleración 22d-absoluto. (73 índices bursátiles).....	68
<b>Tabla 1:12.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Índices Estados Unidos).....	69
<b>Tabla 1:13.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Canadá y Latinoamérica).....	70
<b>Tabla 1:14.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Europa Desarrollada).....	71
<b>Tabla 1:15.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Europa Emergente y Sudáfrica).....	71
<b>Tabla 1:16.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Asia Pacífico).....	71
<b>Tabla 1:17.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Asia Emergente).....	72
<b>Tabla 1:18.</b> Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Índices Regionales).....	72
<b>Tabla 1:19.</b> Comparación resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto.....	77
<b>Tabla 2:1</b> Índices bursátiles de la muestra.....	92
<b>Tabla 2:2</b> Cálculo del Exponente de Hurst (He).....	98
<b>Tabla 2:3.</b> Estadísticas descriptivas de los rendimientos diarios de la muestra de 73 índices bursátiles.....	100
<b>Tabla 2:4.</b> Estadísticos generales sobre los <i>drawdowns</i> - profundidad medida como máxima pérdida porcentual alcanzada (% de caída).....	104
<b>Tabla 2:5.</b> Fechas de inicio de cada una de las series de 4.096 rendimientos.....	106
<b>Tabla 2:6.</b> Series empíricas y sintéticas (media, desviación estándar y He).....	107
<b>Tabla 2:7.</b> Media, rango y desviación de series empíricas y sintéticas.....	107

<b>Tabla 2:8.</b> Correlaciones entre parámetros.....	108
<b>Tabla 2:9.</b> Prueba t de Student para 2 muestras emparejadas.....	109
<b>Tabla 2:10.</b> <i>Prueba t para dos muestras - varianzas iguales</i> .....	110
<b>Tabla 2:11.</b> Estadísticas de exponente de Hurst general. Series de 4.096 datos .....	111
<b>Tabla 2:12.</b> Toronto Stock Exchange empíricos y sintéticos ( $\mu$ y $\sigma$ ).....	112
<b>Tabla 2:13.</b> Desarrollados: Prueba t de Student: 2 muestras - varianzas iguales .....	114
<b>Tabla 2:14.</b> Emergentes: Prueba t de Student: 2 muestras - varianzas iguales.....	114
<b>Tabla 2:15.</b> Simulaciones: Prueba <i>t de Student</i> . 2 muestras - varianzas iguales.....	114
<b>Tabla 2:16.</b> Número total de mediciones del He de cada ventana.....	121
<b>Tabla 2:17.</b> Resultados He de cada ventana.....	121
<b>Tabla 2:18.</b> He local. Segmento superior ( $\tau = 64$ días, $i = 5.700$ ).....	125
<b>Tabla 2:19.</b> He local. Segmento inferior ( $\tau = 64$ días, $i = 5.700$ ) .....	126
<b>Tabla 2:20.</b> Participación de los índices por segmento ( $\tau = 64$ días).....	126
<b>Tabla 2:21.</b> He local. Segmento superior ( $\tau = 128$ días, $i = 5.700$ ).....	127
<b>Tabla 2:22.</b> He local. Segmento inferior ( $\tau = 128$ días, $i = 5.700$ ) .....	128
<b>Tabla 2:23.</b> Participación de los índices por segmento ( $\tau = 128$ días).....	128
<b>Tabla 2:24.</b> He local. Segmento superior ( $\tau = 256$ días, $i = 5.700$ ) .....	129
<b>Tabla 2:25.</b> He local. Segmento inferior ( $\tau = 256$ días, $i = 5.700$ ).....	130
<b>Tabla 2:26.</b> Participación de los índices por segmento ( $\tau = 256$ días).....	130
<b>Tabla 2:27.</b> Promedio de frecuencia de valores de He por ventana.....	132
<b>Tabla 2:28.</b> Índices que no tienen 5.700 mediciones.....	133
<b>Tabla 2:29.</b> Prueba t de Student para medias de dos muestras emparejadas, Índices de Canadá y América Latina.....	136
<b>Tabla 2:30.</b> Incidencia y participación de las diferencias significativa (2 colas) entre He local-inicial y He local-final por grupos .....	140
<b>Tabla 2:31.</b> Estados Unidos: media y varianza del He local de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los drawdowns relevantes. ....	144
<b>Tabla 2:32.</b> Estados Unidos: prueba t de Student comparando dos muestras pareadas. N=número de caídas en cada índice, Correl= coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del He. VC= Valor crítico. ....	144
<b>Tabla 2:33.</b> Canadá y Latinoamérica: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	145
<b>Tabla 2:34.</b> Canadá y Latinoamérica: prueba t de Student comparando dos muestras pareadas. N=número de caídas en cada índice, Correl= coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del He. VC= Valor crítico.....	145
<b>Tabla 2:35.</b> Europa Desarrollada: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	146
<b>Tabla 2:36.</b> Europa Desarrollada: prueba t de Student comparando dos muestras pareadas. N=número de caídas en cada índice, Correl= coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del He. VC= Valor crítico.....	146
<b>Tabla 2:37.</b> Europa Emergente: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	147
<b>Tabla 2:38.</b> Europa Emergente: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	147

<b>Tabla 2:39.</b> Asia Pacífico: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	147
<b>Tabla 2:40.</b> Asia Pacífico: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	148
<b>Tabla 2:41.</b> Asia Emergente: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	148
<b>Tabla 2:42.</b> Asia Emergente: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	148
<b>Tabla 2:43.</b> Índices Regionales: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	149
<b>Tabla 2:44.</b> Índices Regionales: media y varianza del He de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los <i>drawdowns</i> relevantes. ....	149
<b>Tabla 3:1.</b> Elementos de los Diagramas de Niveles y Flujos (N&F).....	178
<b>Tabla 3:2.</b> Condiciones de la rampa para modificar variables .....	207
<b>Tabla 3:3.</b> Características del comportamiento de simulaciones .....	214
<b>Tabla 3:4.</b> Características del comportamiento de 15 simulaciones del modelo en el que se han integrado los cuatro participantes.....	216
<b>Tabla 3:5.</b> condiciones de cada una de las series de pruebas.....	216
<b>Tabla 3:6.</b> Resultados de las simulaciones.....	217
<b>Tabla 3:7.</b> Resultados de las simulaciones.....	218
<b>Tabla 3:8.</b> Resultados de las simulaciones.....	218
<b>Tabla 3:9.</b> Simulación #16 .....	220
<b>Tabla 3:10.</b> Resultado de la simulación relación del He local y los <i>drawdowns</i> .....	222

# Lista de Figuras

<b>Figura 1:1</b> Modelo de la Pila de Arena de Per Bak.....	17
<b>Figura 1:2.</b> Índice Athex 20 de Grecia (en negro) con máximo histórico (en azul) y máximo de 63 días (en rojo).....	29
<b>Figura 1:3.</b> Índice Athex 20 de Grecia (en negro, panel inferior) con máximo histórico (en azul) y máximo de 63 días (en rojo). Diferencia entre el precio y el máximo de 63 días (panel superior, en verde).....	31
<b>Figura 1:4.</b> MSCI EM Europe, Max 63d, Max 126d, Max 252d.....	35
<b>Figura 1:5.</b> Volatilidad Dinámica índice COLCAP.....	37
<b>Figura 1:6.</b> <i>Drawdowns</i> . Max. 63 días - Standard & Poor's 100.....	38
<b>Figura 1:7.</b> Velocidad. ACWI con <i>drawdowns</i> y ROC (1, 3, 5, 15 y 22 días).....	41
<b>Figura 1:8.</b> MSCI ACWI con <i>Drawdown</i> y aceleración ( $v=22d$ , $\Delta v=1$ a $5d$ ).....	44
<b>Figura 1:9.</b> ACWI, <i>drawdowns</i> y aceleración absoluta ( $v=22d$ , $\Delta v=1$ a $5d$ ).....	45
<b>Figura 1:10.</b> Distribución de <i>drawdowns</i> por profundidad de las caídas (#264) Índices de USA.....	49
<b>Figura 1:11.</b> Distribución de los <i>drawdowns</i> por su duración (#264) Índices de USA. 50	
<b>Figura 1:12.</b> Distribución de <i>drawdowns</i> por profundidad máxima (#264) Índices de USA.....	51
<b>Figura 1:13.</b> Distribución de <i>drawdowns</i> por duración días de operación (#264) Índices de USA.....	51
<b>Figura 1:14.</b> Distribución de 1.142 caídas (73 índices bursátiles).....	62
<b>Figura 1:15.</b> Distribución de 264 caídas (índices Estados Unidos).....	62
<b>Figura 1:16.</b> Distribución de 145 caídas (índices Canadá y Latinoamérica).....	62
<b>Figura 1:17.</b> Distribución de 229 caídas (índices Europa desarrollada).....	63
<b>Figura 1:18.</b> Distribución de 121 caídas (Europa emergente y Sudáfrica).....	63
<b>Figura 1:19.</b> Distribución de 86 caídas (índices Asia Pacífico).....	63
<b>Figura 1:20.</b> Distribución de 186 caídas (índices Asia Emergente).....	64
<b>Figura 1:21.</b> Distribución de 111 caídas (índices regionales).....	64
<b>Figura 1:22.</b> <i>Drawdown</i> vs Max 63 días. Índice S&P500 - caída #10.....	65
<b>Figura 1:23.</b> DD Máximo vs Velocidad promedio diaria de caída.....	73
<b>Figura 1:24.</b> <i>Drawdown</i> Máximo vs Volatilidad Dinámica Máxima.....	73
<b>Figura 1:25.</b> <i>Drawdown</i> Máximo vs Velocidad Máxima de caída.....	74
<b>Figura 1:26.</b> <i>Drawdown</i> Máximo vs Aceleración Máxima.....	74
<b>Figura 1:27.</b> <i>Drawdown</i> Máximo vs Desaceleración Máxima.....	75
<b>Figura 1:28.</b> <i>Drawdown</i> Máximo vs Aceleración Absoluta Máxima.....	75
<b>Figura 2:1</b> Regresión potencia índice IPC.....	99
<b>Figura 2:2.</b> Regresión lineal índice IPC.....	99
<b>Figura 2:3.</b> Índice S&P100 + Máx de 63 días.....	101
<b>Figura 2:4.</b> Drawdown Vs. Máximo 63 días.....	101
<b>Figura 2:5.</b> Índice S&P100- Máximo de los últimos 63 días, drawdowns y volatilidad dinámica.....	103

<b>Figura 2:6.</b> Distribución de drawdowns (Todos los índices $n = 1,142$ ) .....	105
<b>Figura 2:7.</b> Representación del He de Índices de Economías Desarrolladas .....	109
<b>Figura 2:8.</b> He de Índices de Economías Emergentes .....	110
<b>Figura 2:9.</b> Muestra de 4.096 rendimientos diarios (Toronto Stock Exchange).....	111
<b>Figura 2:10.</b> He de índices Desarrollados vs Sintéticos.....	112
<b>Figura 2:11.</b> He de índices Emergentes vs Sintéticos .....	113
<b>Figura 2:12.</b> He de series Sintéticas vs Equivalentes .....	113
<b>Figura 2:13.</b> He de Índices Desarrollados, Emergentes, Sintéticos y Equivalentes ..	113
<b>Figura 2:14.</b> Código para el cálculo del He .....	116
<b>Figura 2:15.</b> Índice MSCI ACWI con el <i>He</i> local de 64 días y desplazamiento diario	117
<b>Figura 2:16.</b> Exponente de Hurst (He) ventanas de diferentes plazos- Índice ISEQ de Irlanda.....	119
<b>Figura 2:17.</b> Exponente de He local en IGPA de Chile .....	120
<b>Figura 2:18.</b> <i>He - Toronto Stock Exchange Index</i> .....	123
<b>Figura 2:19.</b> He- IPC de México .....	123
<b>Figura 2:20.</b> He-MERVAL de Argentina.....	123
<b>Figura 2:21.</b> He-COLCAP de Colombia.....	124
<b>Figura 2:22.</b> Exponente de Hurst local.....	131
<b>Figura 2:23.</b> Exponente de Hurst local, $\tau = 128$ días, $\lambda = 1$ día .....	131
<b>Figura 2:24.</b> Exponente de Hurst local, $\tau = 256$ días, $\lambda = 1$ día .....	132
<b>Figura 2:25.</b> He Canadá y Latinoamérica .....	134
<b>Figura 2:26.</b> Canadá y Latinoamérica (He $\tau = 64, 128, 256, 512, 1.024$ ).....	134
<b>Figura 2:27.</b> He Pareados de Canadá y América Latina $\tau=256, n=142$ , Ordenados por valor Inicial .....	138
<b>Figura 2:28.</b> He Pareados de Canadá y América Latina $\tau=256, n=142$ , Ordenado por valor Final .....	139
<b>Figura 2:29.</b> He -No pareados de Canadá y América Latina $\tau=256, n=142$ , Ambos Ordenados en forma Independiente.....	139
<b>Figura 2:30.</b> Todo EUA (16 índices, 261 drawdowns) .....	141
<b>Figura 2:31.</b> IGPA de Chile (9 drawdowns).....	142
<b>Figura 2:32.</b> Turquía (29 drawdowns).....	142
<b>Figura 2:33.</b> Shanghái (17 drawdowns) .....	142
<b>Figura 2:34.</b> Tailandia (25 drawdowns) .....	143
<b>Figura 3:1.</b> CLD-1 Operadores Fundamentales .....	167
<b>Figura 3:2.</b> CLD-2 Aversión al Riesgo y Tasas de Interés .....	169
<b>Figura 3:3.</b> CLD-3. Operadores Técnicos y Contrarios .....	170
<b>Figura 3:4.</b> CLD-4. Efectos de compradores y vendedores técnicos y contrarios sobre el precio.....	171
<b>Figura 3:5.</b> CLD-5 Ciclos Alternos del Mercado.....	173
<b>Figura 3:6.</b> CLD-6 Modelo Conceptual de Mercado.....	176
<b>Figura 3:7.</b> Estructura de los diagramas de flujos y niveles .....	178
<b>Figura 3:8.</b> Diagrama de niveles y flujos de <i>Market-makers</i> .....	183
<b>Figura 3:9.</b> Simulaciones del precio. Market-makers .....	184

<b>Figura 3:10.</b> Simulación de señales de compra y venta de Market-makers.....	184
<b>Figura 3:11.</b> Acercamiento de 8 días de duración en la simulación de compra y venta de Market-makers.....	185
<b>Figura 3:12.</b> Rendimientos diarios de operación de Market-makers.....	185
<b>Figura 3:13.</b> Esquema de N&F de Operadores Fundamentales.....	186
<b>Figura 3:14.</b> Función gráfica FI.....	187
<b>Figura 3:15.</b> Precio y Valor Intrínseco. Modelo de Operadores Fundamentales .....	188
<b>Figura 3:16.</b> Diferencia entre el Precio-Valor intrínseco. Modelo de Operadores Fundamentales.....	189
<b>Figura 3:17.</b> Compras y Ventas. Operadores Fundamentales .....	190
<b>Figura 3:18.</b> Rendimientos diarios resultado de la simulación.....	190
<b>Figura 3:19.</b> Flujo de señales bullish y bearish. Modelo de Operadores Fundamentales .....	191
<b>Figura 3:20.</b> Esquema de N&F de Operadores técnicos .....	191
<b>Figura 3:21.</b> Precio y promedio móvil suavizado para operadores técnicos y market-makers.....	193
<b>Figura 3:22.</b> Tendencias en el comportamiento del precio simulado. Operadores técnicos y market-makers. Escala semilogarítmica .....	194
<b>Figura 3:23.</b> Operaciones de compra y venta de los técnicos.....	194
<b>Figura 3:24.</b> Rendimientos diarios. Operadores técnicos y market-makers. ....	195
<b>Figura 3:25.</b> Esquema N&F para operadores contrarios .....	196
<b>Figura 3:26.</b> Precio y promedio móvil. Operadores contrarios y market-makers .....	197
<b>Figura 3:27.</b> Precio, promedio móvil y niveles de referencia superior e inferior. Operadores contrarios y market-makers.....	197
<b>Figura 3:28.</b> Simulación de operadores contrarios. Diferencias down y diferencia up .....	198
<b>Figura 3:29.</b> Simulación de compras y ventas de los operadores contrarios.....	199
<b>Figura 3:30.</b> Función down (FD). Regula el monto de las operaciones de compra de los contrarios.....	200
<b>Figura 3:31.</b> Función up (FU). Regula el monto de las operaciones de venta de los contrarios .....	201
<b>Figura 3:32.</b> Esquema N&F del diseño de la Rampa .....	202
<b>Figura 3:33.</b> Resultado simulación de la Rampa .....	203
<b>Figura 3:34.</b> Esquema N&F Modelo propuesto de Mercado.....	204
<b>Figura 3:35.</b> Interfase de control de las simulaciones.....	206
<b>Figura 3:36.</b> Comportamiento del precio y del valor intrínseco con los parámetros de simulación del tablero de control.....	207
<b>Figura 3:37.</b> Distancia de separación del precio con el valor intrínseco .....	208
<b>Figura 3:38.</b> Simulación compras y ventas de operadores fundamentales .....	209
<b>Figura 3:39.</b> Simulación compras y ventas de operadores contrarios .....	209
<b>Figura 3:40.</b> Simulación compras y ventas de operadores técnicos .....	210
<b>Figura 3:41.</b> Simulación de rendimiento diarios resultado de la interacción de todos los operadores .....	210
<b>Figura 3:42.</b> Comportamiento del precio y del He local.....	220

<b>Figura 3:43.</b> Resultado de la simulación -relación del He local y los drawdowns .....	221
<b>Figura 0:44.</b> Efecto de los dos tipos de retraso .....	233



# Introducción

El reduccionismo y el determinismo han sido considerados dos conceptos a través de los cuales de manera tradicional se ha buscado comprender diferentes fenómenos. Según Ackoff (2012) el reduccionismo es la doctrina que afirma que toda realidad puede reducirse a elementos indivisibles fundamentales, por tanto, la comprensión del todo requiere necesariamente separarlo conceptual o físicamente de sus partes, de tal manera que estudiando las partes podamos comprender el todo que conforman. Es así, como en los diferentes campos del conocimiento el hombre buscó comprender los fenómenos investigando a sus elementos componentes; por ejemplo, en la biología el reduccionismo se evidencia en la forma en que los biólogos pensaban en que todo ser vivo podía reducirse a un solo elemento —la célula—.

Por otra parte, el determinismo, de acuerdo con Ackoff (2012), se convierte en otra fase de la comprensión del fenómeno luego de estudiar las partes; en este caso, tras identificar los elementos en sí mismos, es necesario reunirlos para alcanzar una comprensión del todo; esto implica necesariamente explicar la relación entre las partes; y es aquí en donde el determinismo como la relación de causa-efecto cobra gran importancia. Según esta visión la aceptación de una causa explicaría plenamente el efecto, sin requerir nada más para explicarlo, ni siquiera el medio a través del cual se llegó al efecto (Ackoff, 2012).

Luego de los conceptos de reduccionismo y determinismo, Ackoff en su trabajo (2012) describe *la era de los sistemas*, la cual surge con el propósito de dar una nueva visión a los problemas del mundo, principalmente aquellos que pueden descubrirse a través de los llamados dilemas, los cuales cada vez se hicieron cada vez más frecuentes en los diferentes campos de investigación.

La Teoría General de Sistemas fue introducida por Ludwig von Bertalanffy (1969), fundamentada en comprender y resolver los problemas que se consideran

decisivos para una organización, como resultado de las interacciones dinámicas de las diferentes partes que la conforman y que hacen que el comportamiento sea distinto cuando las partes se estudian de manera aislada, a cuando se estudian como parte del todo.

*La teoría general de los sistemas es una ciencia general de la <<totalidad>>, concepto tenido hasta hace poco por vago, nebuloso y semimetafísico. En forma elaborada sería una disciplina lógico-matemática, puramente formal en sí misma pero aplicable a las varias ciencias empíricas. (Bertalanffy 1969, pg. 37)*

En los años 1920 y 1930 los biólogos, con enfoque holístico, iniciaron importantes argumentaciones sobre el estudio de los organismos, proponiendo que estos eran más que la suma de sus partes. Sus estudios y enfoque los llevaron a comprender, y aportar a la ciencia, la existencia de jerarquías en la naturaleza: átomos, moléculas, organelos, células, tejidos, órganos, sistemas funcionales, organismos, sociedades y ecosistemas, estableciendo que en los sucesivos niveles de la jerarquía surgen grados crecientes de complejidad organizada. Dichos niveles superiores de organización expresan propiedades emergentes, es decir, propiedades no existentes en los niveles inferiores; es así, como en la medida que el sistema (organismo) evoluciona e interactúa cada vez más, va generando nuevos estados evolutivos con nuevas propiedades y mayor complejidad (Jackson, 2003).

Para Morin (1990), la virtud sistémica en el estudio de los problemas complejos tiene tres elementos que son característicos: a) Poner en el centro de la teoría con enfoque sistémico una unidad compleja; un todo que no se reduce a ninguna de sus partes; b) Concebir la noción de sistema como una noción real; c) Abordar el estudio de los sistemas desde la transdisciplinariedad.

### **El Caos y la Teoría de la complejidad:**

James Gleick es considerado uno de los principales y más importantes divulgadores de la teoría de la complejidad y especialmente de la teoría del caos. Gleick plantea que la ciencia del siglo XX se recordará por tres elementos: la teoría de la relatividad, la mecánica cuántica y la teoría del caos. Estos tres

elementos presentan en común una revolucionaria transformación de la naturaleza de la ciencia moderna requiriendo por parte de los científicos abandonar los abordajes mecanicistas y deterministas, incorporando nuevas perspectivas en el reconocimiento de las relaciones y la indeterminación; por ende, proponen una visión holística de los problemas y fenómenos del mundo, aceptando la inestabilidad, la imprecisión, la incertidumbre, el cambio y la imprevisibilidad (Jackson, 2003).

Según Gleick (1987) el caos rompe las líneas que separan las disciplinas científicas, planteando problemas que tienen la capacidad de desafiar las formas aceptadas de trabajar la ciencia.

Edward Lorenz es considerado uno de los pioneros de la Teoría del Caos, contribuyó de manera significativa descubriendo que pequeños cambios presentados en el estado inicial de un sistema complejo pueden llegar a alterar su comportamiento a largo plazo de manera significativa si existe un componente caótico en sus patrones de respuesta (Jackson, 2003). En su libro *The Essence of Chaos*, Lorenz (1993) presenta el concepto de “equilibrio estable”, definiéndolo como aquel estado que permanece sin cambios en la medida que pasa el tiempo; en tal sentido, es estable si una pequeña perturbación inicial no genera un gran efecto posterior, dado que existen mecanismos de respuesta que neutralizan los efectos de las perturbaciones pequeñas, siendo un ajuste continuo el que logra mantener la estabilidad del sistema, por lo tanto podemos considerarlo un equilibrio dinámico. Lorenz puntualiza la distinción entre un estado de equilibrio estable y un estado llamado caos determinista, indicando que los dos son estados dinámicos pero el primero mantiene constantes las condiciones corrigiendo cualquier distorsión, mientras que el caos tiende al desequilibrio al amplificar minúsculas diferencias que generan trayectorias divergentes.

### **Los Sistemas Complejos Adaptativos:**

Los Sistemas Complejos Adaptativos –*Complex adaptive systems CAS*- se fundamentan en las interacciones adaptativas de los componentes o agentes de un sistema de alta complejidad. Se caracterizan por la propiedad de que las combinaciones particulares generadas por los agentes en un determinado nivel, se pueden convertir en nuevos componentes en el siguiente nivel (Holland, 2014); es así, como la organización jerárquica en los CAS requiere de diferentes tipos de agentes en los distintos niveles; en el nivel más bajo se puede encontrar reglas de procesamiento de señales individuales relativamente simples; en el siguiente nivel se pueden presentar agregados de agentes con una colección de reglas específicas que les permite interactuar; en los niveles más altos, hay grupos de agentes que se basan en reglas que interactúan “*como en un organismo multicelular o en un mercado*” (Holland 2014, pg. 37). En cualquier caso, las modificaciones adaptativas que los agentes hacen consisten en cambios en las reglas que utilizan para procesar las señales de lo que derivan cambios correspondientes en la estructura de las redes asociadas con esas señales.

Los sistemas se consideran complejos porque están constituidos por elementos que son diferentes, elementos que son heterogéneos y cuyas acciones se afectan mutuamente (García, 2006). Para comprender las formas de interacción entre los subsistemas a los que estos elementos pertenecen pueden requerir de varias disciplinas y puntos de vista, de allí también deriva la necesidad de un abordaje transdisciplinar para comprender cómo funcionan los sistemas complejos, cómo se interrelacionan sus partes entre sí y con el contexto, cómo emergen nuevas propiedades, cómo afectan al contexto y cómo se adaptan a sus cambios para prevalecer.

Investigar un sistema complejo implica, según Rolando García, estudiar una parte de la realidad que incorpora elementos conceptuales, físicos, biológicos, sociales, económicos y políticos; por tanto, existe un sinnúmero de formas de abordar y comprender estos sistemas, y por supuesto esto dependerá del objetivo

que se esté persiguiendo (García, 2006). Es eso precisamente lo que hace que el estudio de los sistemas complejos sea apasionante, porque no estamos ante un único camino que nos permita abordar el sistema, todo lo contrario, nos encontramos frente a escenarios que nos permite tener múltiples abordajes y por tanto múltiples respuestas, tantas como interacciones mismas pueda tener el sistema en su profunda complejidad.

Basados en las ideas de Johnson et al. (2003), y de Sterman (2000), a continuación se presentan las características principales de los sistemas complejos:

- i. Dinámica: Los cambios en los sistemas ocurren en muchas escalas de tiempo “*los mercados alcistas pueden durar años en formarse y luego estos pueden colapsar en cuestión de horas*” (Sterman 2000, pg.22).
- ii. Estrechamente acoplados: los agentes del sistema interactúan constantemente y de diferentes manera entre sí y con el ambiente.
- iii. No lineal: la magnitud del efecto o respuesta no guarda una proporción constante con la intensidad de la causa.
- iv. Retroalimentación: lo que el sistema produce, es decir, su output, impacta a su entorno, de esta forma, ese impacto regresa como input al propio sistema. La retroalimentación en el sistema complejo puede ser de dos tipos: positiva o de refuerzo (el efecto que se generó originalmente regresa al sistema y la respuesta del sistema es aumentar mucho más ese efecto anterior); negativa o de equilibrio (la respuesta que realiza el sistema ante el retorno de información o materia, produce una nueva reacción que tiende a disminuir o desaparecer el efecto anterior); en tal sentido, una retroalimentación positiva tiene el efecto de reforzar o incrementar la respuesta anterior, mientras que una retroalimentación negativa tiende a disminuir o amortiguar dicha respuesta. El efecto de este segundo tipo de retroalimentación generalmente consiste en un regreso a las condiciones

basales de equilibrio, mientras que el efecto de la retroalimentación positiva, de no ser eventualmente contrarrestado, termina destruyendo al sistema, sea por exceso o por defecto de algún factor en el resultado generado ya que es inherentemente insostenible.

- v. Auto-organización: las dinámicas del sistema se generan por la espontánea interacción de los agentes y su estructura interna; por ejemplo la formación de colonias de insectos, crecimiento de una ciudad, cambios en un ecosistema después de una perturbación, las tendencias alcistas y bajistas de los mercados y, en este trabajo proponemos, los *<drawdowns>*.
- vi. No estacionariedad: las propiedades estadísticas del *sistema* son cambiantes a lo largo del tiempo, de hecho, los regímenes de operación, lo que podría llamarse “las reglas del juego”, cambian frecuentemente y de manera dramática como respuesta a perturbaciones endógenas o exógenas y con frecuencia con propósitos adaptativos. Hay dos conceptos relacionados con la no estacionariedad que aparecen frecuentemente al discutir aspectos cuantitativos de la complejidad: las transiciones de fase y las bifurcaciones. Ambos términos denotan cambios cualitativos en la estructura del sistema es decir, modificaciones amplias en los regímenes de operación o en las reglas de interacción entre los componentes del sistema y las respuestas dadas, que surgen como mecanismos de adaptación activados cuando se alcanzan ciertos valores críticos en algunos parámetros del contexto y de las variables de estado del propio sistema; ambos fenómenos están íntimamente relacionados con los bucles de retroalimentación positivos (Solé et al., 1996).
- vii. Muchos agentes que interactúan: El sistema está compuesto por muchos componentes o participantes conocidos como agentes que interactúan entre sí de múltiples formas. El comportamiento individual dependerá de las condiciones de las variables de estado al momento de llegar la señal y de la retroalimentación de la información tanto del sistema en conjunto,

como de los demás agentes. Los agentes pueden estar compitiendo entre ellos o cooperando de manera sinérgica, por tanto en los sistemas complejos no se contempla la presencia de un agente representativo.

- viii. Adaptación: en un sistema complejo, un agente puede adaptar su comportamiento con el propósito de obtener mejores resultados o *mejorar su desempeño* o simplemente para mejorar sus posibilidades de supervivencia ante cambios en su contexto o vecindad.
- ix. Evolución: *“Toda la población de agentes múltiples evoluciona, impulsada por una ecología de agentes que interactúan y se adaptan bajo la influencia de la retroalimentación. El sistema típicamente permanece lejos del equilibrio y por tanto puede exhibir un comportamiento extremo”* (Johnson et al.2003, pg. 3). Así mismo, la evolución se da de manera interdependiente en el sistema, en sus componentes y en el contexto, concepto denominado co-evolución.
- x. Realización única: cada vez que un sistema complejo se comporta o se desempeña, puede considerarse un evento único, dado que las condiciones del sistema y de su contexto no se repiten, por lo tanto hacer inferencias estadísticas como la media asumiendo que representa las características típicas, pudiera no funcionar.
- xi. Sistema abierto: el sistema se encuentra acoplado al entorno con el que intercambia información, energía y materia, lo que dificulta distinguir entre los efectos de causa exógena y aquellos de causa endógena.
- xii. Dependencia de su trayectoria. Una de las características distintivas de la complejidad y de los sistemas adaptativos complejos es la íntima dependencia del orden en que suceden las cosas para lograr una explicación adecuada del comportamiento observado. Lo que ocurrió en el pasado determina, en buen grado, las posibilidades que existen actualmente. Una de las consecuencias de ello es la resistencia al cambio.

Finalmente, los sistemas son lo que son porque han llegado a serlo, han devenido lo que son y ello fue determinado por fuerzas (cuencas de atracción en lenguaje de caos) que los han llevado a ser eso. Como corolario podemos decir que si hubieran tenido otro pasado serían otra cosa o bien, que los estados, acciones o decisiones actuales y futuros dependen de la trayectoria de los estados, acciones o decisiones anteriores (Page, 2006).

- xiii. Caracterizado por compensaciones: se presentan retrasos en los canales de retroalimentación; por tanto la respuesta de una intervención a largo plazo, puede ser muy diferente de su respuesta de corto plazo.

El abordaje de los mercados financieros desde el pensamiento sistémico y la dinámica de sistemas se ha venido desarrollando de manera significativa, aportando a la construcción del camino hacia una nueva teoría financiera basada en los sistemas complejos adaptativos. Diferentes investigadores se han interesado en aplicar las ciencias de la complejidad al estudio de las finanzas y en particular al comportamiento de los mercados (Johnson et al.2003); (Beinhocker, 2007); (Arthur, 2015).

El objetivo principal que motiva el desarrollo de este trabajo investigativo es el de caracterizar el comportamiento de los mercados financieros durante los *crashes* bursátiles con una visión teórica desde los sistemas complejos adaptativos, cuya naturaleza dimana de su estructura y una dinámica endógena y autoorganizada de la relación entre sus componentes y no solamente de información exógena.

Esta investigación, principalmente de tipo experimental, busca ser un nuevo insumo para el trabajo científico en el campo de las finanzas cuantitativas desde los fundamentos teóricos de las ciencias de la complejidad, aportando métodos cuantitativos alternativos, así como la propuesta conceptual y metodológica de un modelo financiero desde la Dinámica de Sistemas, que permita alcanzar una comprensión mayor de los mercados bursátiles. Por tanto, sabiendo que estoy



entrando a un territorio poco explorado y muchas veces subvalorado, mi principal interés durante todo el proceso investigativo ha sido el de cuidar y garantizar la alta calidad de la investigación, respetando los principios del método científico e incorporando un alto rigor metodológico en todos los procesos estudiados.

La tesis doctoral está estructurada en tres capítulos, cada uno con seis secciones: introducción, datos, metodología, resultados, conclusiones y referencias bibliográficas; estructura diseñada con el propósito de realizar un alistamiento para iniciar el proceso de postulación de artículos en revistas académicas de alto impacto a nivel internacional.

A continuación, me permito presentar los capítulos que encontrarán a lo largo de este trabajo:

Capítulo 1. Características estilizadas de las series de tiempo bursátiles durante los *crashes*: Un análisis desde los Sistemas Complejos Adaptativos.

En este capítulo se busca introducir el lenguaje de los sistemas complejos adaptativos a la conceptualización del desarrollo de los *crashes* bursátiles, logrando una comprensión de los *crashes* desde una mirada sistémica cuya naturaleza dimana de la estructura interna del sistema, es decir, de la organización de los mercados y de la relación entre sus componentes, no como respuesta “mecánica” a información exógena. Así mismo, en este capítulo se busca encontrar propiedades en el comportamiento de los *crashes* estudiando características estilizadas de las series de tiempo financieras como la duración y la volatilidad durante el *crash*, la velocidad y la aceleración en el descenso, y el tamaño o profundidad de las caídas en los diferentes índices bursátiles. La unidad de observación trabajada es cada uno de los *drawdowns* que satisfaga ciertos requisitos, los cuales fueron definidos en la metodología de la investigación. A partir de esto, se identificaron todos los *drawdowns* de las series de tiempo de 73 índices bursátiles, recuperadas de la plataforma Bloomberg,

construyendo una muestra compuesta por 11 índices regionales, 16 índices de Estados Unidos, 7 índices latinoamericanos, 16 de Europa desarrollada, 6 de Europa emergente, 14 de Asia, 2 índices de Canadá y uno de África.

Capítulo 2. Estudio de las series de tiempo bursátiles durante los *drawdowns*: Un análisis desde el Exponente de Hurst (*He*).

Se plantea como propósito de este capítulo estudiar los *drawdowns* bursátiles en una amplia muestra de índices de mercados internacionales, mediante el exponente de Hurst (*He*) calculado con el método de rango estandarizado R/S de Harold Edwin Hurst (1951). Se busca identificar características estilizadas de las series de tiempo bursátiles que permitan diferenciar el comportamiento de los índices de los mercados de economías emergentes frente a los de economías desarrolladas. Además, se compara el valor de este indicador, calculado mediante ventanas cortas, al inicio de los *drawdowns* con su valor al alcanzar el fondo de estos, como evidencia de un cambio en el régimen de operación de los mercados durante los *drawdowns*. La base de datos tomados para realizar el estudio es la misma del capítulo 1.

Capítulo 3. Los mercados financieros como sistemas de alta complejidad: Hacia una nueva teoría financiera desde los Sistemas Complejos Adaptativos.

Para este último capítulo se buscó proponer y presentar una nueva forma de abordar el estudio de los mercados financieros y comprender su comportamiento de manera endógena utilizando la Dinámica de Sistemas como método de modelación, basados en los conceptos y hallazgos encontrados en el estudio exploratorio realizado en los capítulos 1 y 2; así entonces, se presentará cómo este método se puede utilizar para el estudio y mayor comprensión de los mercados como sistemas abiertos, dinámicos y complejos. Los datos presentados e interpretados en este capítulo, se derivan de las simulaciones realizadas en los modelos de niveles y flujos corridos en la plataforma STELLA.

Finalmente, como cierre del trabajo investigativo se presentan las principales aportaciones a la ciencia y trabajos futuros a través de los cuales podemos continuar contruyendo conocimiento a partir de los valiosos resultados y el aprendizaje alcanzado con esta investigación.

### **Bibliografía:**

- Ackoff, R. L. (2012). *El Paradigma de Ackoff*-Traducción autorizada de la edición en inglés publicada por John Wiley & Sons, Ltd. (R. Piña García, Trad.) México D.F.: Limusa S.A.
- Arthur, B. W. (2015), *Complexity and the Economy*. Oxford University Press, New York.
- Beinhocker, E. D. (2007) *The Origin of Wealth. The Radical Remaking of Economics and What it Means for Business and Society*. Harvard Business Review Press, McKinsey & Company. Boston.
- Bertalanffy, L. (1969). *General System Theory*. New York: George Brazillier, Inc.
- García, R. (2006). *Sistemas Complejos*. Barcelona: Gedisa, S.A.
- Gleick, J. (1987). *Chaos-Making a new Science*. New York: Penguin Books.
- Holland, John H. (2014). *Complexity*. OXFORD University Press.
- Jackson, M. C. (2003). *Systems Thinking*. Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd.
- Johnson, N. F., Jefferies, P., & Ming Hui, P. (2003). *Financial Market Complexity*. Oxford: Oxford University Press.
- Lorenz, E. (1993). *The Essence of Chaos*. University of Washington Press.
- Morin, E. (Obra original publicada en 1990). *Introducción al pensamiento complejo*. (M. Pakman, Trad.) Barcelona, España: Gedisa S.A.
- Page, S. E. (2006) *Path Dependence*. *Quarterly Journal of Political Science*, 1: 87-115.
- Solé, R. V., Manrubia S. C., Luque B., Delgado, J. & Bascompte J. (1996) *Phase Transitions and Complex Systems*. Simple, nonlinear models capture complex systems at the edge of chaos, *Complexity*, 1(4): 13-26.
- Sterman, J. D. (2000). *Business Dynamics-Systems Thinking and Modeling for a Complex World*. United States of America: McGraw-Hill.

## Capítulo 1

# Características estilizadas de las series de tiempo bursátiles durante los *crashes*: Un análisis desde los Sistemas Complejos Adaptativos

### 1. Introducción

Los *crashes* bursátiles son fenómenos dinámicos generados por las decisiones y las acciones de los agentes que participan en los mercados. Durante su desarrollo hay gran incertidumbre asociada con expectativas de precios futuros que se disparan tanto al alza como a la baja, periodos en los que el riesgo percibido y la posibilidad de pérdidas grandes se matiza con el anhelo de oportunidades de ganancias extraordinarias convirtiéndose en fenómenos intensos, y de acuerdo con Bookstaber (2017) “profundamente humanos”.

En momentos de inestabilidad, durante las veloces caídas surge el temor de mayores pérdidas por lo que, en muchos casos, se toman decisiones reflejas, decisiones que muchas veces se alejan de lo sensato y se apartan de las políticas habituales de respuesta racional. En su lugar, las emociones y la volatilidad inundan el mercado.

Los modelos convencionales apuntan a que las fluctuaciones de precios en el mercado son generadas por la incorporación de información fundamental (exógena) descontando factores internos del mercado o motivos no racionales de los agentes, como las emociones. Para este trabajo se adoptó el supuesto de que, en sistemas de alta complejidad como los mercados financieros, existen razones endógenas que pudieran ayudar a explicar esta violenta forma de comportamiento del mercado en su conjunto.

Según el modelo convencional, las fluctuaciones de precios del mercado son resultado de las decisiones de compraventa de los agentes participantes quienes operan adaptando sus portafolios de inversión de acuerdo con sus expectativas,

buscando alcanzar metas de desempeño. Sus expectativas se construyen con base en el efecto que estiman pueda tener la información “fundamental” que reciben, sobre la formación futura de los precios. Creemos que es precisamente durante las violentas caídas cuando se manifiestan con más intensidad mecanismos distintos a la incorporación de información ya que, precisamente cuando los mercados son sometidos al estrés, es que revelan características que permanecen ocultas bajo condiciones estables, si bien también durante los períodos de “calma” operan los mecanismos endógenos (Hasan & Salim, 2015). Este trabajo nace del interés por comprender esos mecanismos generadores de la particular dinámica de los *crashes* bursátiles, por ello se ha rechazado la idea de que simplemente son anomalías o de que pueden explicarse como resultado de la respuesta “eficiente” a choques exógenos.

La posición adoptada para esta investigación es la de estudiar los *crashes* como fenómenos sistémicos complejos, como una expresión especial de los mercados debida más a procesos endógenos y a su misma estructura que a información fundamental o a la respuesta racional que de ello pudiera resultar.

De acuerdo con el diccionario de Corominas, la palabra complejo “deriva del latín, *complexus* ‘que abarca’, participio con valor activo del verbo deponente *complexiti* ‘abrazar’, ‘abarcarse’, ‘coger’, derivado de *pleciere* ‘trenzar’, ‘entretrejer’. Como sustantivo procede de *complexus*, ‘abrazo’, ‘enlace’, ‘encadenamiento’, derivado de aquel mismo verbo complejo” (Corominas & Pascual 1984, p-162); es así como en los sistemas complejos muchas de las partes se entrelazan y generan en el sistema reacciones características llamadas *propiedades emergentes* descritas como aquellas en que “la acción del todo es más que la suma de las acciones de las partes” (Holland, 2014, pg. 2).

La complejidad introduce en el terreno de las ciencias una racionalidad postclásica que habilita e incorpora problemas ignorados o vedados por el pensamiento científico moderno anterior, como son, por ejemplo, la

incertidumbre, la emergencia, la autoorganización, el aprendizaje y la existencia de sistemas en la frontera del caos (Castillo & Velázquez, 2015)

La visión sistémica adoptada en esta tesis parte de una concepción organísmica básica de la biología que comienza a tomar forma en la primera mitad del Siglo XX y que adquiere la madurez en la Teoría General de Sistemas (Bertalanffy, 1972). Bajo este paradigma, estudiar las partes y los procesos en forma aislada no es suficiente para comprender las manifestaciones del sistema en su totalidad.

De acuerdo con la visión sistémica, consideramos que no ha sido productivo evadir las dificultades que representa la necesaria inclusión de heterogeneidad de los agentes del sistema ya que, probablemente, es dicha heterogeneidad o la disminución de ella, lo que determina el efecto observado, de ahí que el modelo del agente representativo (Lucas, 1976) y de agregados de agentes supuestamente homogéneos oculta más de lo que muestra y la simplicidad que supone su invocación cierra el camino hacia la comprensión de los *crashes*.

Entendemos que toda teoría y todo modelo son representaciones necesariamente simplificadas de la realidad mediante las cuales se ha buscado aislar aquellos elementos, componentes, y procesos capaces de explicar la conducta o fenómeno observado. Sin embargo, un grado excesivo de simplificación pudiera determinar la imposibilidad de explicar ciertas manifestaciones sutiles de los sistemas o algunas interrupciones, que no anomalías, como los *crashes* bursátiles. El reduccionismo que queda implícito en las simplificaciones realizadas en el modelo convencional y las segmentaciones elegidas al modelar los fenómenos de alta complejidad podrían imposibilitar la comprensión de las causas íntimas de estas manifestaciones. Negar o descontar la heterogeneidad de los agentes, la heteroscedasticidad, y la autocorrelación o la memoria intermitentes en series de tiempo financieras, como factores indispensables para comprender y explicar ciertos patrones de conducta observables en los precios, no permite comprender los mercados como sistemas vivos, cambiantes, dinámicos e impredecibles.

Dicho lo anterior, pensamos que no es posible entender la esencia de los *crashes* bursátiles bajo los supuestos de agentes con expectativas homogéneas, racionalidad completa, aversión generalizada al riesgo, acceso instantáneo a toda la información e independencia en sus decisiones, como tampoco asumimos que las series de tiempo financieras consistan en una caminata aleatoria o que se trate de un fenómeno estacionario con la propiedad de Markov.

En este trabajo buscaremos mejores explicaciones de los *crashes*, basadas en la rica interacción entre agentes que son heterogéneos en muchos aspectos, con expectativas y grados de aversión al riesgo distintos y cambiantes, así como con racionalidad limitada (Simon, 1978) y acceso incompleto y asimétrico a la información (Aboody, 2000), agentes que tienden a adoptar respuestas imitativas (Shiller, 1995); (Zhao et al. 2011) y con evidente influencia del pasado (Lo, 1991); (Liu, 2000).

Para ello, pondremos en consideración varios supuestos de la teoría de sistemas complejos adaptativos (Miller & Scott, 2007), como que las partes no conocen, ni pueden conocer la totalidad del sistema, que ningún agente puede tener la información completa, mucho menos atender a ella y darle una respuesta instantánea. Además, se buscará incorporar en los modelos la idea de la recursividad o retroalimentación de los efectos observados en las nuevas decisiones de inversión apartándonos así del concepto de independencia de los rendimientos, de lo cual daremos sólidos argumentos y presentaremos evidencia clara.

Se propone que, en cierta medida, los *crashes* bursátiles son procesos emergentes que resultan de estados autoorganizados, los cuales, de acuerdo con Per Bak, ocurren sin interferencia externa de ningún tipo. Esta condición llamada autoorganización al estado crítico o SOC<sup>3</sup> (por sus siglas en inglés) se establece debido a las interacciones dinámicas entre elementos individuales del sistema.

---

<sup>3</sup> *Self-Organized Criticality*

El modelo SOC es uno de los mecanismos conocidos capaz de generar complejidad (Bak, 1996). Este comportamiento complejo estará creado durante los largos períodos de autoorganización que preceden al estado crítico.

Per Bak plantea que el comportamiento complejo en la naturaleza refleja la tendencia de grandes sistemas con muchos componentes a evolucionar hacia un estado de equilibrio "crítico", muy fuera de balance, donde perturbaciones menores pueden conducir a eventos, que denomina avalanchas, de todos los tamaños. La mayoría de los cambios nos dice Bak, se producen a través de eventos catastróficos en vez de seguir un camino suave y gradual. La evolución a este estado delicado se induce sin necesidad de un agente externo (Bak, 1996).

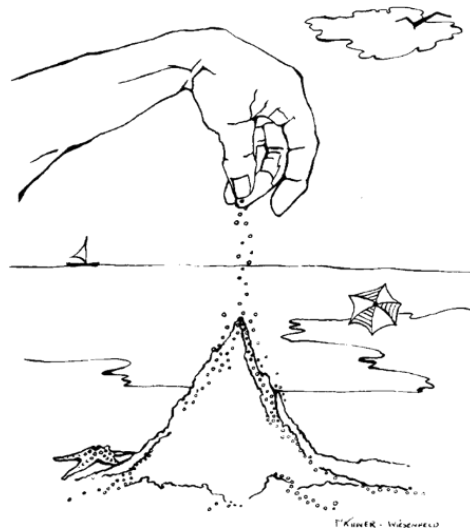
Per Bak explica la autoorganización al estado crítico con el experimento mental de la pila de arena. En este experimento, Bak nos pide imaginar un niño que juega en la playa dejando caer granos de arena para formar un montículo (Figura 1:1). Al comienzo del juego la pila es plana y los granos individuales de arena permanecen cerca de donde aterrizan. A medida que continúa este proceso y se acumula la arena, los lados del montículo se van volviendo más empinados. En forma intermitente se presentarán algunos deslizamientos de la arena. Cuando el montículo alcanza cierta altura las avalanchas se hacen más grandes. En ese punto el comportamiento del montículo en su conjunto ya no puede comprenderse a partir de propiedades de los granos individuales; las avalanchas responden a su propia dinámica, la que podrá entenderse a partir de una descripción holística de las propiedades de toda la pila de arena y no de una descripción reduccionista de los granos individuales, por fina que dicha descripción se pueda hacer. La pila de arena es ahora un sistema complejo (Bak, 1996). Estos deslizamientos o avalanchas son causados por un efecto dominó en donde un grano de arena empuja a otro o a más de ellos y los hace caer; a su vez esos granos pueden interactuar con otros en una reacción en cadena. Algunas avalanchas van a ser pequeñas y otras grandes, sin embargo, hay que enfatizar que el tamaño de las avalanchas no depende del detonante representado por la caída previa del último



grano sobre la pila, sino de una situación que se ha venido organizando paulatinamente en la forma que se han ubicado los granos que ya estaban en la pila y en la forma en que unos interactúan con otros.

Podemos interpretar y entender que esta pila de arena, con sus grandes avalanchas, es un ejemplo que representa el comportamiento de los sistemas complejos, y que se muestra como reflejo de la inestabilidad y de las catástrofes que son inevitables y que se observan y estudian en campos científicos como la biología, la historia y la economía, teniendo en cuenta que estos grandes eventos catastróficos ocurren como consecuencia de la dinámica que produce la acumulación de pequeños eventos cotidianos (Woodcock & Davis, 1994). En otras palabras, estamos hablando de sistemas en los que la conducta general depende de múltiples procesos locales interrelacionados y que son dependientes de su recorrido o trayectoria.

**Figura 1:1** Modelo de la Pila de Arena de Per Bak



Fuente: (Bak 1996, pg 2.). Figura tomada de <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Fig.intro.jpg> (Dctolosav, 2022) <sup>4</sup>

<sup>4</sup> “Este archivo tiene la licencia Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International. Esta libre: compartir: copiar, distribuir y transmitir la obra remezclar – adaptar la obra Bajo las siguientes condiciones: atribución: debe otorgar el crédito apropiado, proporcionar un enlace a la licencia e indicar si se realizaron cambios. Puede hacerlo de cualquier manera razonable, pero no de ninguna manera que sugiera que el licenciante lo respalda a usted o su uso. compartir por igual: si remezcla, transforma o crea a partir del material, debe distribuir sus contribuciones bajo la misma licencia o una licencia compatible con la original” (Dctolosav, 2022)

De manera característica las avalanchas van a tener una frecuencia y magnitud que se ajusta a la ley de potencias (Bak, 1996), concepto que ha sido previamente demostrado en series de tiempo financieras siguiendo una metodología similar a la que aquí aplicamos (Sánchez et al. 2017) .

John H. Holland aborda la diferencia entre los conceptos de complejo y complicado a partir del fenómeno de la autoorganización explicado a través del enigma de la pila de arena que propuso Bak pero visto de otra forma. Holland pregunta, si se tiene una pila de arena reconocible y se comienza a quitar un grano a la vez *¿cuándo dejará de ser una pila de arena?* Sin duda en algún momento ya no se verá formada una pila y se verán solo granos que están dispersos sobre una superficie y que se comportan en forma independiente, pero no podrá reconocerse un límite definido en el que este cambio sucede. Según este autor, es por esta misma dificultad por lo que la complejidad, como la vida y la consciencia, no tienen una definición rigurosa (Holland, 2014).

La “emergencia” como propiedad de los sistemas complejos permite comprender esta diferencia entre lo complejo y lo complicado, teniendo en cuenta que se puede definir como una propiedad holística que no es posible reducir a las propiedades de sus partes. Por ejemplo, el funcionamiento de un avión o un reloj pueden considerarse como complicados, teniendo en cuenta que la interacción entre sus partes siempre genera el mismo tipo de conducta, pero no existen condiciones bajo las cuales podrían surgir conductas nuevas, como tampoco hay un número mínimo de piezas que podemos retirar sin perder la función del sistema avión o el sistema reloj.

De igual manera, en sistemas complicados, la interacción de las partes no es capaz de generar novedad, por lo tanto, no surgen propiedades emergentes. En cambio, en un sistema complejo, bajo ciertas condiciones y al alcanzar algunas variables de estado niveles críticos, la interacción de las partes genera propiedades emergentes debido a “la combinación de efectos de arriba hacia

abajo” y de “abajo hacia arriba” en cadenas de causalidad que recorren los distintos estratos de organización característicos de los sistemas complejos.

Los mercados financieros se consideran complejos dado que manifiestan propiedades emergentes; por ejemplo, en la combinación de efectos “de arriba hacia abajo” observamos que el comportamiento del índice del mercado afecta las conductas de los compradores y vendedores, efecto rechazado por la hipótesis de mercados eficientes; al mismo tiempo, las interacciones de los compradores y vendedores determinan las fluctuaciones del promedio o índice del mercado, lo que refleja el efecto de “abajo hacia arriba” (Holland, 2014).

A partir de lo anteriormente expuesto, se tiene la convicción de que la hipótesis de la eficiencia de los mercados es insuficiente para explicar el comportamiento natural del mercado en el que se incluya la formación de burbujas especulativas y *crashes* bursátiles, fenómenos recurrentes que no pueden considerarse anomalías ya que no son extraños ni inesperados, y a pesar de que como las avalanchas de arena de Bak no sean previsibles, podemos asegurar que van a volver a ocurrir.

En esta investigación se busca la construcción de un fundamento conceptual (teórico) que explique estos comportamientos como expresión normal de los mercados, es decir, presentarlos como comportamientos que responden a su estructura, considerada como la forma de interacción de los componentes del sistema bajo ciertas reglas y dentro de una forma particular de organización. Sin pretender construir una teoría exhaustiva de los mecanismos que generan, sostienen y terminan los *crashes* bursátiles, intentamos hacer una interpretación diferente a considerarlos como anomalías, explicación que vaya más allá de una simple descripción.

A partir de las ideas presentadas hasta aquí, se genera el interés investigativo en trabajar por construir y aportar a una nueva teoría financiera que logre explicar de manera holística el comportamiento dinámico de los mercados

financieros, entendiéndolos como sistemas compuestos por una red de agentes heterogéneos y autónomos, con objetivos propios y con intercambio de información entre ellos, un sistema complejo con diferentes niveles de organización, y con la capacidad de generar propiedades emergentes como la distribución de colas pesadas, la evidencia transitoria de memoria, el surgimiento de aglomerados de alta volatilidad (*volatility clustering*), series de tiempo no estacionarias, invarianza de escala y formación de tendencias, como lo demuestra Sánchez (2017). Esas propiedades han sido fundamentadas, entre otros, con los importantes aportes de Benoît Mandelbrot, autor pionero en demostrar en sus trabajos la evidencia de memoria en las series de tiempo financieras y afirmando, a través de sus estudios, que los rendimientos de hoy sí influyen en los de mañana y que el comportamiento de los precios tienen una distribución diferente a la campana de Gauss, en donde las colas no se adelgazan, sino que la distribución sigue la ley de potencias (Mandelbrot, 1997; Mandelbrot & Hudson, 2004).

Las ideas económicas importan porque están profundamente insertas en el tejido social; tienen influencia en nuestras elecciones individuales, desde qué tipo de hipoteca tomamos y dónde invertimos nuestros ahorros, hasta por quien votamos en las elecciones, cómo le va a la empresa que nos emplea o si podemos conseguir los bienes y servicios que consumimos (Beinhoker, 2006). Por lo tanto, debemos esperar que la incorporación de nuevos métodos de estudio de los fenómenos económicos, así como de nuevos paradigmas del funcionamiento de sistemas complejos, como los mercados bursátiles, coevolucionen con la tecnología, con las industrias, con los instrumentos financieros, con el contexto económico, político y social, en fin, con el *zeitgeist* (el espíritu de los tiempos).

Reconocemos que los cambios paradigmáticos no se han completado y que muchas de las ideas que tratamos aquí están aún en fase de desarrollo. A pesar de ello, con esta tesis se quiere contribuir a esta transformación incorporando la visión sistémica y algunos conceptos de complejidad, por lo que hemos

comenzado por preguntarnos si pudiera haber una manera fundamentalmente distinta de ver la economía. Finalmente, como lo expresa Sornette (2003), las caídas de los mercados de valores se convierten en una excelente oportunidad para explorar los mercados como sistemas autoorganizados, ejemplificando la emergencia dramática y espontánea de eventos extremos.

En el año de 1900 Louis Bachelier generó el más importante cimiento, hasta ese momento, para la construcción de la teoría financiera con soporte matemático, lo que resalta su gran capacidad de reflexión e interés por entender el comportamiento de los mercados. Bachelier describió a las series de tiempo como un paseo aleatorio, planteando que los precios subirían o bajarían con la misma probabilidad respondiendo a un proceso estocástico de tipo martingala, en donde la esperanza en el futuro corresponde al valor que la variable tiene en el presente, por tanto, los cambios de los precios fueron considerados estadísticamente independientes de su trayectoria pasada y con distribución normal (Bachelier, 1900).

Años después de que Bachelier publicara su tesis, sus escritos e ideas fueron descubiertos en América (Bernstein, 1996), lo que eventualmente dio lugar a la formulación de otro de los pilares que han marcado la historia del pensamiento financiero: la hipótesis de los mercados eficientes, planteada en el año 1970 por Eugene Fama, cuyos supuestos para el análisis de los mercados y la toma de decisiones financieras aún son utilizados (Fama, 1970).

El modelo de Fama propone que conforme surge nueva información, esta es rápidamente incorporada en los precios en su totalidad y de manera insesgada y que sólo nueva información podría determinar cambios en los precios, en total independencia de la historia previa o de los rendimientos anteriores. Bajo esta óptica, la hipótesis de la eficiencia de los mercados (HEM) se puede entender como la teoría del equilibrio competitivo (Marín & Rubio, 2001) aseverando que en los mercados financieros la ventaja competitiva está basada en el uso de la

información por los inversionistas. Con respecto a la manera en que la información se incorpora en los precios, se establecen 3 formas de eficiencia:

- i. Forma débil: Plantea que toda la información derivada de los mercados, como la historia de los precios y volúmenes operados, ya ha sido completamente incorporada en los precios actuales. La conclusión lógica sería la incapacidad de lograr rendimientos excepcionales (generar “alfa”) utilizando dicha información, lo que buscan hacer las estrategias basadas en el análisis técnico, por lo tanto, bajo el concepto de la HEM el análisis técnico es inútil.
- ii. Forma semi fuerte: Propone que los precios reflejan toda la información pública, por tanto, tampoco las estrategias basadas en el análisis fundamental serían capaces de aportar una ventaja que generara rendimientos superiores a los rendimientos del mercado, ajustados por riesgo.
- iii. Forma fuerte: Toda la información pública y privada se refleja en los precios, es decir, ha sido incorporada, por lo que no sería posible, en el largo plazo, generar rendimientos superiores ajustados por riesgo, aun teniendo información privilegiada.

Mandelbrot & Hudson (2004) son reconocidos por sus fuertes críticas a la hipótesis de los mercados eficientes, adentrándose en el estudio de los mercados no desde la linealidad y el equilibrio, sino desde el caos y la invarianza de escala o propiedad fractal. De acuerdo con ellos “la campana de Gauss es tan obvia para los matemáticos que se le denomina ‘normal’ (lo que implica que las otras formas son ‘anormales’)”, a partir de esto se generan algunas inquietudes iniciales como: ¿cuál es el concepto de normalidad a partir de lo observado en los mercados bursátiles?, ¿qué comportamientos en los mercados son anormales?, ¿realmente se puede hablar de eventos anormales?

Otros autores (Kahneman, 1982; Shleifer, 2000; Johnson et al. 2003; Beinhocker, 2006; Keen, 2011; Bookstaber, 2017; Lo, 2017) han mostrado la insuficiencia de la hipótesis de mercados eficientes y de otros supuestos de la teoría financiera

convencional para explicar las características estilizadas de las series financieras.

Al abordar el estudio de los *crashes* bursátiles se ha buscado identificar en su comportamiento las manifestaciones de los sistemas complejos entre las que destacan las siguientes (Mitchell, 2009):

1. Comportamiento colectivo complejo: los sistemas están conformados por componentes individuales, cada uno de los cuales sigue reglas relativamente simples, influenciadas por su contexto local y sin control central. Del comportamiento simple de un gran número de componentes heterogéneos surge, como propiedad emergente, el comportamiento colectivo complejo.

2. Señalización y procesamiento de la información: Todos los sistemas producen y usan información y señales originadas tanto en su medio interno como en su medio externo. La transmisión de la información a través del sistema determina conductas locales que dependerán, en gran medida, de las condiciones que encuentren en cada lugar de respuesta. De esas condiciones locales cambiantes depende la no linealidad de la conducta del sistema en su conjunto<sup>5</sup>.

3. La adaptación: Todos los sistemas complejos manifiestan la capacidad de adaptarse modificando su comportamiento, sea porque cambian sus políticas (su forma de reacción) o su estructura (la relación entre sus partes) a partir del uso de la información, para mejorar las posibilidades de supervivencia o éxito por medio del aprendizaje, en un contexto cambiante (Mitchell, 2009).

A partir de todos los planteamientos presentados, el desarrollo de este capítulo busca responder a la pregunta de investigación de *¿Qué características pueden*

---

<sup>5</sup> Se considera que la respuesta de un sistema a un input es lineal si hay una proporcionalidad constante entre la intensidad del estímulo o input y la de la respuesta u output. Un sistema no lineal es aquel en el que no existe esa proporción constante de manera que, en ocasiones, un input de gran intensidad es seguido por una respuesta muy pequeña y en otras, el mismo input podría generar una respuesta muy intensa. Dicha no linealidad (entre estímulo y respuesta) se debe a que la interacción múltiple entre las partes dentro del sistema determina que los estímulos externos (input) encuentren a las variables de estado locales en condición de responder de formas distintas a las señales de entrada, de ahí la no linealidad.

*identificarse durante los crashes, en series de tiempo bursátiles, que denoten propiedades de los sistemas complejos adaptativos?*

Objetivos de la investigación: El objetivo general de esta investigación es *caracterizar el comportamiento de los mercados financieros durante los crashes bursátiles, con una visión teórica desde los sistemas complejos adaptativos.*

En este capítulo se persiguen tres objetivos específicos:

- i. Introducir el lenguaje de sistemas complejos adaptativos a la conceptualización del desarrollo de los *crashes* bursátiles.
- ii. Explicar los *crashes* desde una mirada sistémica cuya naturaleza dimana de la estructura interna del sistema, es decir, de la organización de los mercados y de la relación entre sus componentes, no como respuesta “mecánica” a información exógena.
- iii. Encontrar propiedades en el comportamiento de los *crashes* estudiando características estilizadas de las series de tiempo financieras como la duración y la volatilidad durante el *crash*, la velocidad y la aceleración en el descenso, y el tamaño o profundidad de las caídas en diferentes índices bursátiles.

Consideramos que un elemento particular de los *crashes* es el desarrollo de bucles de retroalimentación positivos en los cuales, las rápidas y profundas caídas de precios son causa suficiente de nuevas oleadas de venta por parte de agentes que han mantenido sus posiciones hasta ese momento y que deciden salir del mercado, independientemente de si los precios actuales están o no debajo del valor teórico - también llamado valor intrínseco- de los activos en cuestión (Graham & Dodd, 2004).

## **2. Datos**

Los *crashes* bursátiles son procesos rápidos, muchas veces violentos, siempre preocupantes, eventos que se ha supuesto son generados por intensas respuestas



emotivas de los inversionistas y del público en general a la incertidumbre, todo lo cual los hace particularmente difíciles de estudiar.

En esta tesis nos dimos a la tarea de comprenderlos y de definirlos a partir del concepto de *drawdown* máximo, parámetro cuyo propósito es identificar los descensos de los precios en series bursátiles (Sornette, 2003).

La unidad de observación será cada uno de los *drawdowns* que satisfaga ciertos requisitos. Operativamente se puede definir un *drawdown* como un descenso amplio de los precios desde un nivel máximo reciente hasta alcanzar un valor mínimo (llamado *drawdown* máximo), seguido de un rebote que lo lleve de regreso hasta ese mismo valor máximo reciente o hasta un nivel máximo de los últimos 63 días (si es que lo alcanza después de 63 días desde el inicio de la caída), en cuyo caso, será un valor inferior a aquel máximo reciente.

Si pensamos en la diferencia entre el precio y el precio máximo de los últimos 63 días, podemos imaginar que al inicio y al final del *drawdown*, dicha diferencia será de cero y en el punto que se ha llamado *drawdown* máximo, la diferencia entre los dos tendrá su valor más negativo (ver Figuras 1:3 y 1:4). Nos interesa particularmente hacer una descripción detallada de la fase de caída y de algunas de sus propiedades.

Se identificaron todos los *drawdowns* de las series de tiempo de 73 índices bursátiles recuperadas de la plataforma Bloomberg (Tabla 1:1). La muestra está compuesta por 11 índices regionales, 16 índices de Estados Unidos, 7 índices latinoamericanos, 16 de Europa desarrollada, 6 de Europa emergente, 14 de Asia, 2 índices de Canadá y uno de África.

Tabla 1:1 Índices bursátiles de la muestra

Número	Nombre del índice	País	Ticker Symbol	Inclco	Final	N
<b>REGIONALES</b>						
1	MSCI ALL COUNTRIES WORLD INDEX	All Countries	MXWD	31/12/1987	14/08/2020	8473
2	MSCI WORLD INDEX	All Developed Count.	MXWO	1/01/1976	14/08/2020	11632
3	MSCI EMERGING ASIA INDEX	Emerging Asia	MXMS	31/12/1987	14/08/2020	8504
4	MSCI LATAM EMERG MKTS	Emerging Emerg	MXLA	31/12/1987	14/08/2020	8492
5	MSCI EMERGING EUROPE INDEX	Emerging Europe	MXMU	31/12/1987	14/08/2020	8506
6	MSCI EMERGING MARKETS INDEX	Emerging Global	MXEF	31/12/1987	14/08/2020	7222
7	MSCI EAFE INDEX	Developed ex Northam	MXEA	31/12/1969	14/08/2020	12772
8	EURO STOXX 50	Europa (Eurozona)	ESTOXX50	22/01/1999	14/08/2020	5519
9	STOXX EUROPE 600	Europa (Paneuropeo)	SXXP	31/12/1986	14/08/2020	8662
10	MSCI FRONTIER MARKETS 100 INDEX	Frontier Markets	MXFM	30/11/2007	14/08/2020	3277
11	MSCI Asia Apex 50 Index	Asia	MXAPEXA	28/06/2002	14/08/2020	4728
<b>ESTADOS UNIDOS</b>						
12	DOW JONES INDUSTRIAL	EEUU	INDU	2/01/1897	14/08/2020	33552
13	DJ TOTAL STOCK MKT INDEX	EEUU	DWCF	1/01/1987	14/08/2020	8519
14	DOW JONES TRANSPORTATION INDEX	EEUU	DJT	1/10/1928	14/08/2020	23072
15	DOW JONES UTILITY INDEX	EEUU	DJU	2/01/1929	14/08/2020	23012
16	STANDARD & POOR'S 500	EEUU	SPX	3/01/1950	14/08/2020	17766
17	NASDAQ COMPOSITE	EEUU	IXIC	5/02/1971	14/08/2020	12485
18	STANDARD & POOR'S 100	EEUU	OEX	3/01/1978	14/08/2020	10738
19	NASDAQ 100	EEUU	NDQ100	1/10/1985	14/08/2020	8787
20	RUSSELL 3000	EEUU	RUA	9/07/1987	14/08/2020	8338
21	RUSSELL 2000	EEUU	RUT	10/09/1987	14/08/2020	8296
22	RUSSELL 1000	EEUU	R1000	10/12/1992	14/08/2020	6968
23	WILSHIRE 5000	EEUU	WILSHIRE	31/03/1989	14/08/2020	7894
24	STANDARD & POOR'S 400 MC	EEUU	S&P_MID	31/12/1990	14/08/2020	7466
25	AMEX COMPOSITE INDEX	EEUU	AMEX COMP	4/01/1993	14/08/2020	6950
26	S&P 1500 total mkt Index	EEUU	S&P1500	31/10/1994	14/08/2020	6501
27	STANDARD & POOR'S 600 SC	EEUU	S&P_SML	30/10/2002	14/08/2020	4484
<b>CANADÁ Y LATINOAMÉRICA</b>						
28	S&P Toronto Stock Exchange Composite Index	Canadá (Toronto SE)	TORONTO	1/09/1976	14/08/2020	11091
29	S&P500 Toronto SE Venture Comp (Venture Cap.)	Canadá (Venture Cap.)	SPTSXVEN	9/12/2001	14/08/2020	4734
30	Índice General de la BV de Colombia	Colombia	IGBC	3/07/2001	27/08/2019	4422
31	COLCAP	Colombia	COLCAP	16/08/2007	14/08/2020	3163
32	INDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES	México	IPC	16/11/1983	14/08/2020	9209
33	IG ARGENTINA	Argentina	MERVAL	31/05/1989	14/08/2020	7700
34	Santiago SE IGPA Index	Chile	IGPA	2/01/1990	14/08/2020	7643
35	ÍNDICE BOVESPA	Brasil	BOVESPA	14/04/1993	14/08/2020	6762
36	S&P BV Lima 25	Perú	PERUGRAL	2/01/1992	14/08/2020	7149
<b>EUROPA DESARROLLADA</b>						
37	OSLO EXCH ALL SHARE	Noruega	OSEAX	29/12/1995	14/08/2020	6175
38	FRANCFORT-DAX	Alemania	DAX	1/10/1959	14/08/2020	15316
39	VIENNA SE AUSTRIAN TRADED INDEX	Austria	ATX	8/01/1986	14/08/2020	8588
40	OMXC20 Copenhagen 20	Dinamarca	OMXC20	13/08/1991	14/08/2020	7421
41	BEL 20	Bélgica	BEL20	31/12/1990	14/08/2020	7507
42	IBEX-35	España	IBEX	5/01/1987	14/08/2020	8474
43	OMX HELSINKI INDEX	Finlandia	HEX	2/01/1987	14/08/2020	8436
44	PARIS	Francia	CAC	9/07/1987	14/08/2020	8384
45	Financial Times Stock Exchange 100	Gran Bretaña	FTSE	2/04/1984	14/08/2020	9187
46	AMSTERDAM EXCHANGE INDEX	Holanda	AEX	3/01/1983	14/08/2020	9563
47	IRISH OVERALL INDEX	Irlanda	ISEQ	5/01/1983	14/08/2020	8677
48	OMX ICELAND ALL-SHARE PR INDEX	Islandia	ICEXI	31/12/1992	14/08/2020	6882
49	MILAN	Italia	MIBTEL	29/12/1989	14/08/2020	7769
50	PORTUGAL SI All-Share Index GR	Portugal	BVLX	5/01/1988	22/05/2020	7895
51	OMX STOCKHOLM INDEX	Suecia	OMXSPI	30/12/1986	14/08/2020	8442
52	SWISS MARKET INDEX	Suiza	SSMI	1/07/1988	14/08/2020	8070
<b>EUROPA EMERGENTE</b>						
53	ATHEN INDEX COMP	Grecia	ATHEX	2/01/1987	14/08/2020	8351
54	WSE WIG POLAND INDEX	Polonia	WIG	1/07/1993	14/08/2020	6658
55	BUDAPEST STOCK EXCHANGE INDEX	Hungría	BUX	2/01/1991	14/08/2020	7383
56	PRAGUE STOCK EXCHANGE I	Rep. Checa	PSE	5/04/1994	14/08/2020	6525
57	MOSCU	Rusia	MICEX	22/09/1997	14/08/2020	5713
58	ISTAMBUL SE NL 100 INDEX	Turquía	XU100	4/01/1988	14/08/2020	7917
<b>ASIA</b>						
59	HONG KONG	Hong Kong	HSI	1/12/1969	14/08/2020	12555
60	AUSTRALIA ALL ORDINARY INDEX	Australia	AORD	31/12/1979	14/08/2020	10285
61	NIKKEI 225	Japón	N225	5/01/1970	14/08/2020	12476
62	NEW ZEALAND 50	Nueva Zelanda	NZSE50	3/01/2001	14/08/2020	4865
63	Singapur STRA	Singapur	STI	28/12/1987	14/08/2020	8190
64	BOMBAY STOCK	India	BSESN	3/04/1979	14/08/2020	9521
65	JAKARTA COMPO	Indonesia	JKSE	4/04/1983	14/08/2020	9115
66	Philippines SE PSB Index	Filipinas	PCOMP	2/01/1987	14/08/2020	8305
67	SHANGHAI SEC	China	SSEC	19/12/1990	14/08/2020	5774
68	KOREA COMPOSITE INDEX	Corea	KOSPI	4/01/1980	14/08/2020	10840
69	KUALA LUMPUR	Malasia	KLSE	3/01/1977	14/08/2020	10747
70	STOCK EXCH OF THAI INDEX	Tailandia	SET	2/07/1987	14/08/2020	8045
71	TAIWÁN	Taiwán	TWII	4/01/1967	14/08/2020	14462
72	HO CHI MINH INDEX	Vietnam	VNIEX	28/07/2000	14/08/2020	4829
<b>SUDÁFRICA</b>						
73	FTSE/JSE All Africa Index Series	Sudáfrica	JALSH	2/07/1995	14/08/2020	6273

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia.

Para el estudio se cuenta con una base de datos de 660.103 precios de cierre diarios (promedio 9.043 datos por índice), la mayoría de ellos, desde su origen

histórico. La serie más larga corresponde al Índice Dow Jones Industrial con 33.552 datos diarios, contados a partir del 2-1-1897. La serie más corta es del MSCI Frontier Markets Index con 3.277 datos diarios a partir del 30-11-2007.

### **3. Metodología**

Con esta investigación se busca explorar el fenómeno de los *crashes* bursátiles con métodos alternativos, sin abandonar el rigor metodológico necesario para dar pasos seguros en la frontera del conocimiento. El objetivo es proponer una taxonomía de los *crashes*, describir su frecuencia, su historia y su dinámica, ofrecer explicaciones sobre su origen, y partiendo del supuesto de que el comportamiento observado es principalmente de causa endógena, se comienza asumiendo que son procesos complejos y distintivos del desempeño natural de los mercados financieros.

Entendemos que la multitud de información que se maneja, la plétora de detalles, la profusión de interrelaciones complejas y la naturaleza dinámica de la realidad de los mercados bursátiles, hacen de los *crashes* escenarios especialmente retadores como objeto de estudio.

Los *crashes* se han descrito como períodos de crisis, pero podemos decir que una crisis no es solamente una serie de malos días, sino que es una situación especial que tiene su propia dinámica, a menudo única e irrepetible dado que cada una se da en un contexto particular distinto a los demás. A pesar de esta característica de ser únicos, consideramos que deberá ser posible reconocer ciertas propiedades comunes. Buscaremos evidencia de procesos de autoorganización que conducen una forma especial de dinámica.

#### **3.1. Estimación de las características estilizadas**

En este apartado se busca identificar comportamientos de las series financieras que aporten información relevante sobre la arquitectura de los *crashes*

bursátiles. Se han hecho las siguientes mediciones: 1) el *drawdown* máximo identificado al comparar el nivel de precio que más se aleja del valor máximo reciente de 63 días ubicado entre dos puntos entre los que dicha diferencia es de cero; 2) la volatilidad dinámica de los rendimientos diarios medida con ponderación basada en dilución exponencial; 3) los rendimientos de diferentes plazos vistos como medida de la velocidad (magnitud del cambio por unidad de tiempo); 4) la diferencia entre la velocidad en dos momentos distintos como medida de la aceleración; y 5) el valor absoluto de dicha aceleración.

### **3.2. *Drawdown* máximo**

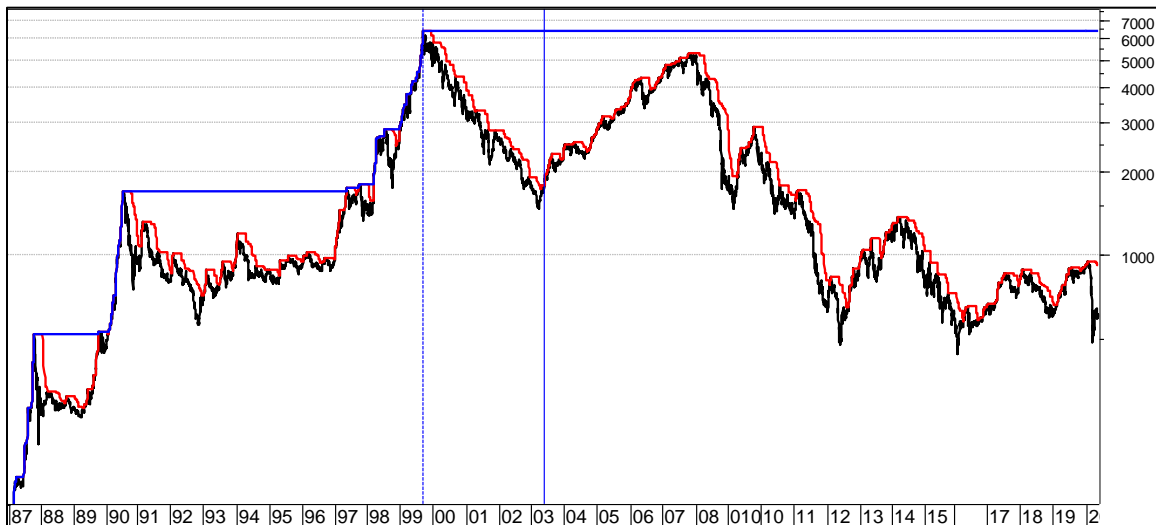
No existe una definición única de *drawdown* ni una manera generalizada para calcularlo ya que hay varias opciones posibles para identificar el pico desde el que comienza la medición de la caída y no hay un criterio uniforme para decir en qué punto termina un evento particular bajo estudio (Johansen & Sornette, 2000). Por ejemplo, para el gestor de un portafolio de inversión el *drawdown* es la cantidad en porcentaje que una cartera ha disminuido desde su valor máximo reciente. Así, para un inversor el máximo *drawdown* es la mayor cantidad (en porcentaje) que un fondo o cartera de inversión ha perdido en un momento dado, desde un pico de valor alcanzado, durante la totalidad de su vida útil. De esa forma, es un método empleado en el ámbito de la gestión de inversiones como medida del riesgo de cierta estrategia o estilo de inversión en activos riesgosos.

Maslov & Zhang (1999) han investigado la distribución de *drawdowns* máximos, calculando las caídas en relación con el valor más alto del activo en el pasado (el máximo histórico). La distribución de la que tratan se define solo para un activo que muestra una tendencia alcista de largo plazo. Estos mismos autores hacen notar que en el estudio publicado definirían los *drawdowns* como la disminución en porcentaje desde un máximo local hasta el siguiente mínimo local después de lo cual el precio vuelve a aumentar, y así se detienen en seco, sin mencionar cuánto debe aumentar o hasta dónde debe llegar el precio en el rebote para

considerar que terminó un *drawdown*, que el mínimo alcanzado hasta ese momento es el valor que deben registrar y que una vez que se alcance otro pico máximo desde el que descienda el precio, comenzará otro *drawdown*. La descripción es incompleta o el método contiene una ambigüedad inaceptable.

De aceptarse el máximo histórico como límite superior que sigue a una caída y hasta el cual debe rebotar para dar por terminado el evento (el *drawdown*), nos veríamos en una situación incómoda. Como se muestra en la Figura 1:2 en la que se representa el índice Athex 20 de Grecia (en negro), el máximo histórico es la línea azul que en los ascensos anteriores al año 1999 discurre cerca del índice, y en las caídas se desplaza horizontalmente hasta que el precio lo alcanza más delante. En rojo se representa el máximo de 63 días.

**Figura 1:2.** Índice Athex 20 de Grecia (en negro) con máximo histórico (en azul) y máximo de 63 días (en rojo).



Elaboración propia en MetaStock con datos de Bloomberg.

La situación incómoda que se comenta consiste en que, desde que el índice alcanzó el máximo histórico el 17 de septiembre de 1999 (marcado con la línea recta vertical, punteada, en color azul), dicho nivel no ha sido alcanzado hasta el presente. De utilizar este criterio para definir un *drawdown*, no tendríamos sino uno solo en los últimos 22 años, y todavía no sabríamos si ya alcanzó el valor máximo de caída (el valor de precio mínimo) comparado con su valor en 1999

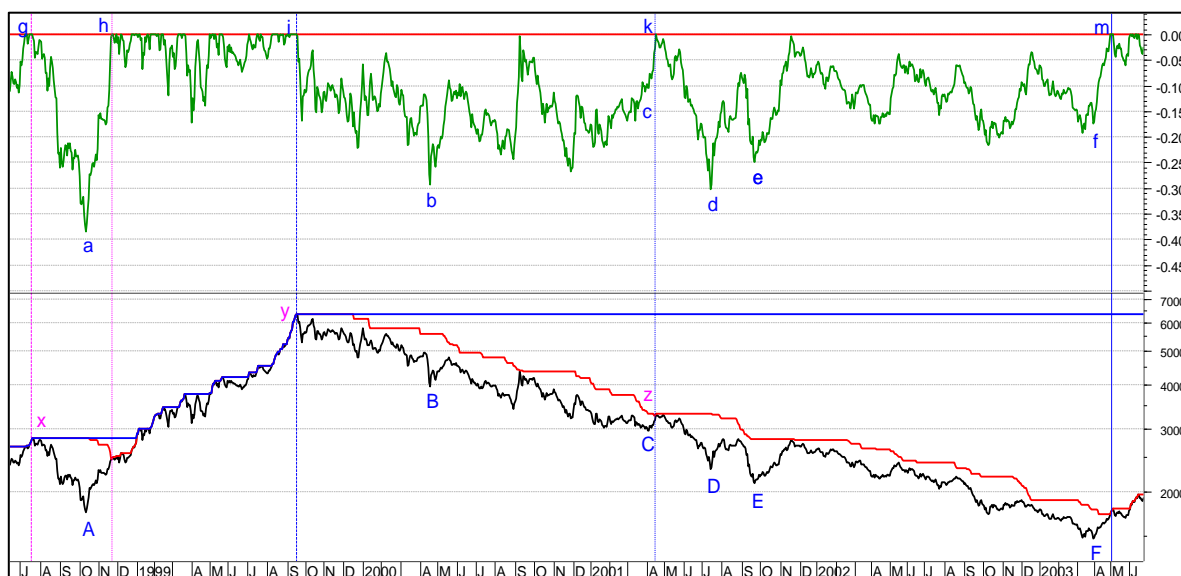
dado que, antes de tocar el máximo histórico puede caer a un nivel más bajo al que ya alcanzado después de 1999.

La línea roja de la misma Figura 1:2 representa el máximo de 63 días. Cuando una caída excede 63 días de duración, como sucedió tras el pico del 17 de septiembre de 1999. Después de transcurridos 63 días, el máximo de 63 días acompaña al precio en su descenso siguiendo una trayectoria cerca del precio, hasta que eventualmente, un rebote alcanza al máximo de 63 días que le corresponde, como sucedió el 2 de mayo del 2003 (marcado con línea vertical continua, azul), y si el precio continúa subiendo, el máximo lo acompañará en la subida, como sucede en la gráfica durante los años 2003 a 2007.

De lo anterior resulta evidente que la forma en que se defina el punto final de un *drawdown* (el fondo) es tan importante como la definición del momento en que inicia su desarrollo (el pico). Para poder identificar con claridad el objeto de estudio es necesario elegir un método que sea consistente, reproducible y sin ambigüedades.

En la Figura 1:3 se han identificado 6 puntos en cada panel, correspondientes al fondo de seis de las caídas: “A”, “B”, “C”, “D”, “E”, y “F” (panel inferior), y a los puntos correspondientes “a”, “b”, “c”, “d”, “e” y “f” en el trazo de los *drawdowns* (panel superior). Además, se han marcado 5 ocasiones con líneas verticales y 3 puntos máximos en el precio con letras “x”, “y”, “z” en color fucsia. Entre las dos primeras líneas verticales color fucsia se localiza la caída “A” y el punto “a” del *drawdown* correspondiente. En este caso es sencillo encontrar el valor de la caída o *drawdown* máximo ya que, en el punto más bajo de la caída (el punto “A”) la pérdida acumulada desde el máximo cierre del 20 de julio de 1998 (línea vertical quebrada color fucsia) es la misma si tomamos en cuenta el precio de cierre de ese día (el punto “x”), el máximo histórico (línea azul horizontal) o el máximo de 63 días (línea roja horizontal).

**Figura 1:3.** Índice Athex 20 de Grecia (en negro, panel inferior) con máximo histórico (en azul) y máximo de 63 días (en rojo). Diferencia entre el precio y el máximo de 63 días (panel superior, en verde).



Elaboración propia en MetaStock con datos de Bloomberg.

Por otro lado, el largo descenso observado en la Figura 1:3 entre septiembre de 1999 y marzo de 2003 es difícil de delimitar. Si se toma como referencia el máximo histórico (línea azul horizontal en el panel inferior) entonces se consideraría que hay un solo evento desde el máximo de septiembre (el punto “y”) hasta el mínimo identificado con la letra “F”, y su valor podría definirse como la pérdida acumulada entre esos dos puntos.

En cambio, si se utiliza el máximo de 63 días (línea roja horizontal) el descenso de 2 años y medio se puede subdividir en dos partes ya que el 17 de abril de 2001 (identificado con la línea vertical punteada azul que corresponde con el punto “z”) el índice (en negro) se cruza con el máximo de 63 días (en rojo). Esto se refleja en el panel superior cuando la línea verde adopta valor de cero (alcanza la línea horizontal roja) en el punto “k”.

En ese caso podríamos definir la magnitud de cada una de las dos caídas de dos formas principales: en la primera forma, podemos asumir que la caída inicial parte del punto “y” para terminar en el fondo “C” y que la segunda caída parte

del punto “z” para terminar en el fondo “F”. La diferencia de valor del índice entre los puntos y-C y z-F será la magnitud de cada una de las dos caídas (esta no es la forma que se ha utilizado en esta tesis).

La otra forma de abordar el asunto, que es la que se ha elegido en este trabajo, presupone que cada caída de magnitud relevante (ver adelante la definición de “*drawdown* relevante”) es generada por un mecanismo particular que comienza, discurre por un tiempo breve, y termina. En otras palabras, proponemos que las caídas podrían resultar de una forma especial de autoorganización transitoria de corta duración (3 a 6 meses) y que un método apropiado para estudiar las caídas relevantes es considerando que un evento se define como el descenso de precios desde un máximo reciente (digamos, el punto “y” de la Figura 1:3) hasta el momento en que la pérdida acumulada desde el valor máximo de cierto plazo (63 días en este caso) alcanza el valor más profundo (el punto “b” de la gráfica del panel superior para la 1ª caída y el punto “d” para la 2ª caída<sup>6</sup>).

Bajo este concepto, todos los *máximos recientes* (puntos en los que se inicia cada *drawdown*) serán puntos en los que el precio y el máximo de los previos 63 días coinciden, de tal manera que la diferencia entre ellos sea de cero, como sucede en los puntos “g”, “h”, “i”, “k” y “m” en la Figura 1:3. En ese mismo sentido, el *drawdown* máximo será el punto en que la diferencia entre el precio y el máximo de los previos 63 días tenga el valor más negativo entre dos puntos con valor de cero, como sucede en los puntos “a”, “b” y “d” en la Figura 1:3.

Se han señalado los puntos “C” y “E” en el trazo del índice y los puntos “c” y “e” en el trazo de los *drawdowns* para destacar que las pérdidas contabilizadas hasta “C” (desde “y”) y hasta “E” (desde “z”) serían las pérdidas máximas de valor en una inversión que se hiciera en “y” o en “z” respectivamente. Sin embargo, para

---

<sup>6</sup> Nótese que los puntos “b” y “d” en el panel superior corresponden al máximo alejamiento desde el nivel de referencia que es el precio máximo de los últimos 63 días y que además está delimitado por dos puntos en los que el valor del *drawdown* es igual a cero. Estos dos puntos son los señalados como punto “i” y punto “k” para el *drawdown* máximo en “b” y los puntos “k” y “m” para el *drawdown* máximo en “d”.



los fines de este estudio los puntos que se han considerado como *drawdown* máximo son “b” y “d”. Cabe enfatizar que entre dos puntos con valor de cero (i-k o k-m) sólo puede haber un *drawdown* máximo (“b” y “d”) aunque haya otros puntos mínimos menores (como son “c”, “e” y “f”).

Didier Sornette define al *drawdown* como el decrecimiento persistente en los precios durante periodos consecutivos, desde un punto máximo previo en el valor de cierto activo financiero, hasta el punto más bajo alcanzado antes de iniciar un rebote (Sornette, 2003). Esta definición también es ambigua dado que sugiere que un solo día alcista daría por terminado el *drawdown*.

En el trabajo de Sánchez et al. (2017) se presenta la definición operativa que se ha adoptado para este estudio. Para estos últimos autores un *drawdown* es el conjunto de valores negativos  $d_i < 0$  localizados entre dos puntos  $d_i = 0$ ; asimismo, en su trabajo plantean el siguiente método que se toma como referencia para nuestras estimaciones:

- i. Se identifica el cierre máximo  $C_{max}$  de los últimos 63 días (aproximadamente un trimestre de operación) a partir del día 63 de la serie y hasta el último día  $C_N$
- ii. Se calculan las diferencias diarias ( $dd$ ) entre el cierre de cada día y el máximo de 63 días como se muestra en la ecuación #1.

$$dd = C_i / C_{max63} - 1 \quad [1]$$

Este valor representa la pérdida acumulada al cierre de ese día con relación al máximo de los 63 días previos.

- iii. Se realiza el cálculo sobre los precios de cierre diarios de los 73 índices bursátiles.
- iv. Se consideran “*drawdowns* relevantes” a aquellos que alcanzan pérdidas mayores al 11,0%, teniendo en cuenta que de acuerdo con Sánchez et al. (2017), “Cada caída está representada por un desplazamiento descendente desde cero hasta un punto mínimo, y el regreso desde el punto mínimo hasta cero. El valor del punto mínimo de cada caída es el valor que se registra como unidad de observación” (pág. 75). En el trabajo de los autores citados, se encuentra que el punto crítico que permite diferenciar las caídas con comportamiento aleatorio de

las caídas con comportamiento organizado fue en promedio de -4,46% con rango entre -1,73% y -8,70% (Sánchez et al., 2017) por lo tanto, todas las caídas mayores al -11,0% que se han elegido en esta Tesis deberán corresponder a procesos autoorganizados. Asimismo, se consideraron relevantes aquellas caídas que corresponden con picos de volatilidad mayores a 25% registrados mediante la medición de desviación estándar (anualizada) ponderada con promedio móvil exponencial ( $\lambda = 0,94$ ) (ver ecuación #6).

- v. Se identificaron los *drawdowns* relevantes en todos los índices de la muestra registrando los siguientes datos: a) la profundidad máxima alcanzada en la caída (el *drawdown* máximo), b) el tiempo que tomó llegar desde el máximo reciente (el inicio de la caída) hasta el fondo, y c) las fechas del inicio y final de la caída (del máximo reciente y del fondo).

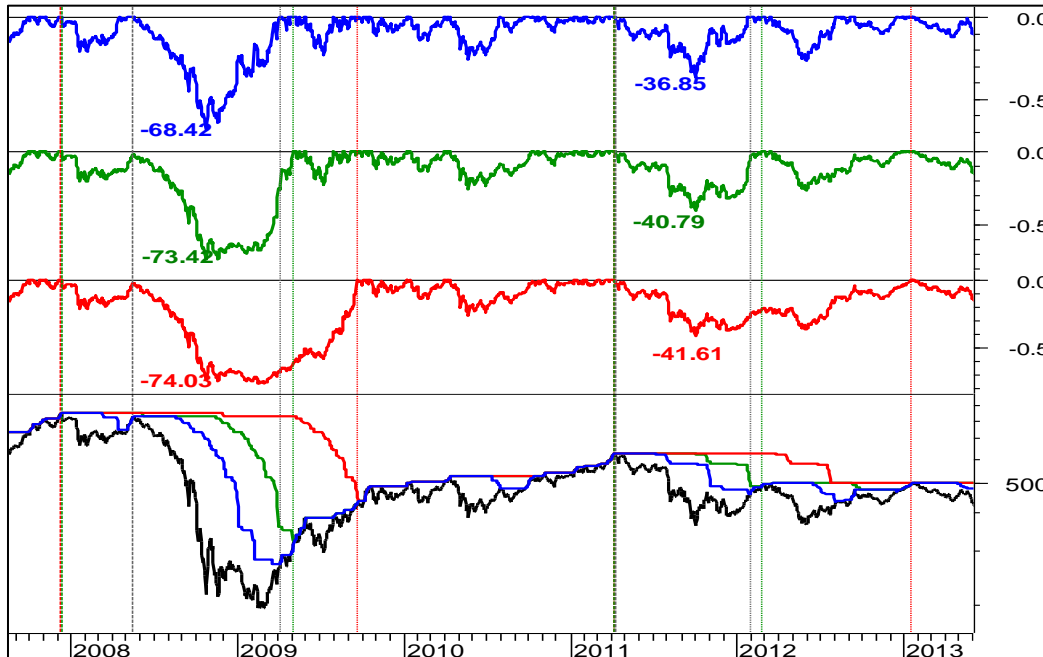
Necesariamente los criterios de selección para decidir qué tipo de descensos incluir en la muestra y cuáles descartar debe establecerse arbitrariamente, dado que no existe un límite “natural” que los separe. Esto no implica que los criterios sean irracionales o que el resultado sea aleatorio.

Los *drawdowns* se consideran para este trabajo el objeto de estudio, el cual permitirá delimitar la investigación experimental que se está desarrollando; por tanto, los *drawdowns* identificados para los 73 índices bursátiles se convertirán en la base para las estimaciones de las características estilizadas trabajadas en este capítulo: volatilidad dinámica, velocidad y aceleración.

En la Figura 1:4, se presenta un ejemplo gráfico resultado de la estimación de los *drawdowns* del índice MSCI EM Europe. En el panel inferior se muestra el valor del índice (en color negro) con el máximo de 63 días (en azul), el máximo de 126 días (en verde), y el máximo de 252 días (en rojo). En los tres paneles superiores se muestra la diferencia entre el cierre del índice y el máximo de 63 días (en azul), 126 días (en verde) y 252 días (en rojo). El ejercicio muestra que los *drawdowns* correspondientes al máximo de 63 días alcanzan niveles menos

negativos que los otros dos plazos, lo que era de esperarse dado el menor tiempo disponible para acumular pérdidas, sin embargo, este método (63d) es el que recoge un mayor número de caídas que resultan relevantes para este estudio, criterio que nos lleva a elegir esta periodicidad para la estimación de los *drawdowns* en todas las series.

**Figura 1:4.** MSCI EM Europe, Max 63d, Max 126d, Max 252d



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

### 3.3. Volatilidad Dinámica:

Para este trabajo se consideró que medir la volatilidad con la fórmula de la desviación estándar de un número  $N$  de rendimientos no tendría la sensibilidad necesaria para detectar los cambios repentinos que se observan en los *crashes*, por lo tanto, se decidió calcular la volatilidad en forma dinámica. Al conferirle mayor peso a las últimas y más recientes observaciones que a las más lejanas en el pasado, este método permite que la volatilidad pueda capturar de manera rápida las variaciones que se pueden presentar, por tanto, resulta una mejor herramienta para detectar oportunamente momentos de alta volatilidad e

igualmente tiene mayor sensibilidad a los descensos rápidos de volatilidad después de los picos (De Lara, 2005)

Este método depende de un parámetro lambda, llamado “factor de decaimiento o de dilución”, cuyo valor se encuentra entre 0 y 1. La lambda determina el peso que será aplicado a cada una de las observaciones. Entre más pequeño sea  $\lambda$ , mayor peso tendrán los datos más recientes (y menor peso se asignará a los datos del pasado), así, si  $\lambda=1$  estaríamos frente a la volatilidad histórica de la serie completa, pues el peso se repartiría entre todos los datos pasados de tal manera que cada uno tuviera un peso de  $1/N$ , y si  $\lambda=0,94$  el nuevo dato (el más reciente) tendrá un peso de 6% ( $1-\lambda$ ) y el pasado se repartiría el otro 94% del total, decreciendo el peso de cada dato conforme se aleja en el pasado (De Lara, 2005).

Las ecuaciones #2 a #6 muestran cómo hacer el cálculo. Queda implícito que la media de los rendimientos se considera igual a cero y que el valor de la volatilidad se expresa como volatilidad anualizada al multiplicar el resultado por la raíz de  $t$ , como se indica en la ecuación #6.

$$\sigma_t^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^T r_{t-i}^2 \quad [2]$$

Se asigna un peso específico  $w$  al  $r^2$  de la siguiente forma...

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^T w_i r_{t-i}^2 \quad [3]$$

Si hacemos que  $w_i = (1 - \lambda)$  donde  $0 < \lambda < 1$  tendremos...

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=1}^T [\lambda^{i-1} r_{t-i}^2] \quad [4]$$

El modelo se puede expresar también mediante la siguiente ecuación recursiva...

$$\sigma_{t+1}^2 = (1 - \lambda)r_{t+1}^2 + \lambda\sigma_t^2 \quad [5]$$

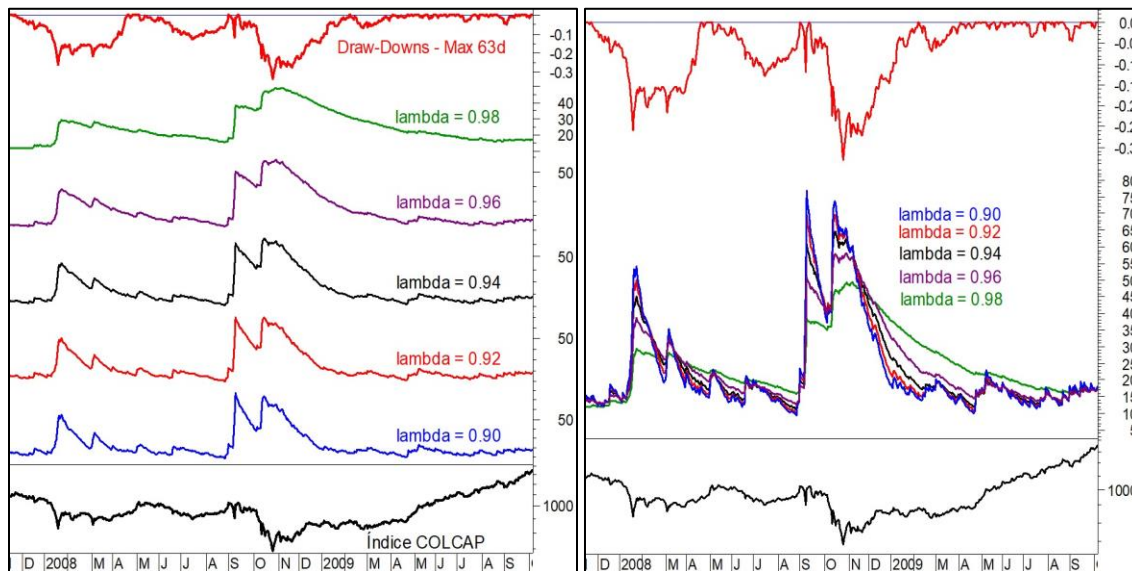
Finalmente, para hacer el cálculo de la volatilidad dinámica  $\sigma$  anualizada se obtiene la raíz cuadrada de la ecuación 5 y se multiplica por la raíz de 252.

$$\sigma_{t+1} = \sqrt{(1 - \lambda)r_{t+1}^2 + \lambda\sigma_t^2} \times \sqrt{\theta} \quad \dots \text{donde } \theta = 252 \quad [6]$$

De esta forma, además de darle más peso a los datos recientes que a los más antiguos (cuyo peso se diluye exponencialmente) se le está dando más relevancia al componente aleatorio de las series de tiempo y relativamente menos relevancia al efecto de la tendencia.

Con el objetivo de explorar el comportamiento de la volatilidad dinámica utilizando distintos valores del factor lambda ( $\lambda$ ) y decidir cuál utilizar en este estudio, se hizo el ejercicio que se muestra en la Figura 1:5 para el índice COLCAP de Colombia.

**Figura 1:5.** Volatilidad Dinámica índice COLCAP



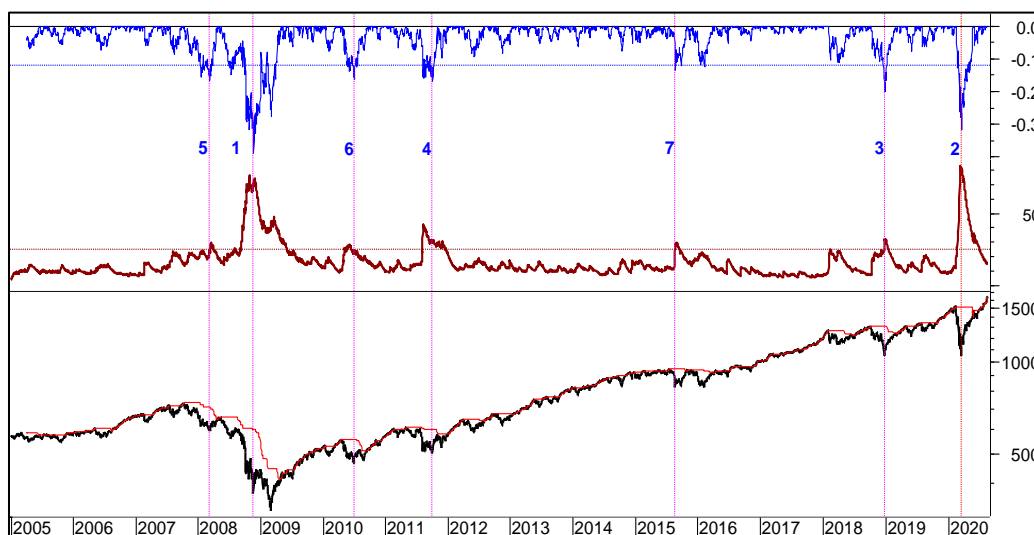
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

Se midió la volatilidad dinámica en cinco escenarios  $\lambda=0,90; 0,92; 0,94; 0,96$  y  $0,98$ . Se eligió  $\lambda=0,94$  (en negro) al considerarlo más apropiado ya que captura la información que se busca evaluar, los cambios en la volatilidad, suaviza las

observaciones históricas y al mismo tiempo conserva un alto grado de sensibilidad.

Una vez revisada la forma de identificación y medición de los *drawdowns* y de la volatilidad deberá quedar claro cómo se hizo la selección de las caídas relevantes para esta tesis, lo que ya se comentó anteriormente. En la Figura 1:6 se representa el valor diario del índice S&P100 del año 2005 al 2020 (panel inferior, en negro) con el valor de cierre máximo de 63 días (en rojo).

**Figura 1:6.** *Drawdowns*. Max. 63 días - Standard & Poor's 100



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

En el panel superior se muestra en azul la diferencia entre el índice y el máximo de 63 días. En el panel medio se representa en color café la volatilidad dinámica ( $\lambda=0,94$ ). Los 7 *drawdowns* considerados relevantes se han numerado, y el día en que cada uno alcanzó el fondo se marcó con una línea punteada vertical color fucsia. Las líneas punteadas horizontales señalan el nivel de *drawdown* de -11,0% (en azul, panel superior) y el nivel de volatilidad dinámica de 25% (en café, panel medio). Los *drawdowns* seleccionados (para el caso de este índice son 7 *drawdowns*) deben cumplir con los siguientes criterios: a) Se consideran *drawdowns* relevantes aquellos que alcanzan pérdidas mayores al -11,0%; b)

aquellos que muestran volatilidad dinámica de rendimientos diarios mayor al 25% ( $\lambda = 0,94$ ); c) el *drawdown* máximo será el punto único en que la diferencia entre el precio y el máximo de los previos 63 días tenga el valor más negativo ubicado entre dos puntos con valor de cero.

### 3.4. Velocidad y Aceleración:

El concepto de velocidad regularmente se asocia con las ciencias naturales. Desde los trabajos pioneros de Galileo Galilei en Italia (*Dialogo sopra i due massimi sistemi del mondo*, 1632) y Johannes Kepler en Alemania y Dinamarca (*Harmonices mundi libri V*, 1619), hasta el trabajo monumental de los Principios Matemáticos de la Filosofía Natural de Isaac Newton en Inglaterra (*Philosophia Naturalis Principia Mathematica*, 1687), los sistemas en los que inicialmente se analizó la velocidad están relacionados con la razón de cambio de la posición de una partícula móvil en un lapso. Este concepto de partícula llevó posteriormente a desarrollar lo que actualmente conocemos como espacio vectorial, a saber, un conjunto de elementos (vectores) en tres dimensiones que contiene las posiciones instantáneas en los diferentes ejes cartesianos. Por supuesto, el trabajo de René Descartes en el desarrollo de su geometría cartesiana (*La Géométrie*, 1649), jugó un papel fundamental en lo que posteriormente evolucionaría como la geometría analítica moderna y que se desarrolló más adelante, junto con el cálculo infinitesimal de Newton y Leibnitz, para dar origen a la “geometría diferencial” y el “cálculo en variedades”, tal como lo conocemos en la actualidad.

Muy pronto, fue evidente que el concepto de velocidad como la razón de cambio de la *posición respecto del tiempo* y de la aceleración como la razón de cambio de la *velocidad respecto del tiempo*, podrían generalizarse no solamente a partículas en movimiento, sino a diferentes fenómenos que pueden ser representados en términos de vectores. Paralelamente al desarrollo de las ciencias naturales, el estudio de las series que provienen de los precios de los activos de un mercado financiero permitió extender la metodología desarrollada en física a las ciencias

sociales, particularmente a la economía y a las finanzas. Poder contar con un registro detallado de los precios de diferentes mercancías y productos, permitió notar ciertas regularidades en el comportamiento de los mercados financieros. El ejemplo claro lo constituye las fluctuaciones estacionales que aparecen en el caso de la producción de ciertos cultivos.

Hemos considerado importante caracterizar los *drawdowns* bajo el concepto de espacio vectorial, por lo que, usando el símil de los precios como cuerpos que se mueven hemos denominado velocidad al tradicional concepto de tasa de cambio (*Rate of Change* o ROC). Para ello hemos medido la velocidad con la que cambian los precios en el tiempo de diferentes maneras para elegir la más apropiada.

En la Figura 1:7, se representan cinco maneras distintas de medir la velocidad en un índice bursátil. Los trazos en color rojo representan el ROC (*Rate of Change*) calculado con la ecuación #7. Estos ROC han sido medidos en 1, 3, 5, 15 y 22 días, es decir es el rendimiento que se ha generado en dichos plazos contándolos hacia atrás a partir del día en que se ubica el dato (el ROC).

En esta Tesis se ha considerado que una propiedad de los *drawdowns* que pudiera permitir identificar clases distintas de caídas sería suponiendo que el precio del activo equivale a su posición en el espacio y que la tasa de rendimiento es la expresión del cambio de posición en el tiempo (que equivale a la velocidad) expresado en forma porcentual.

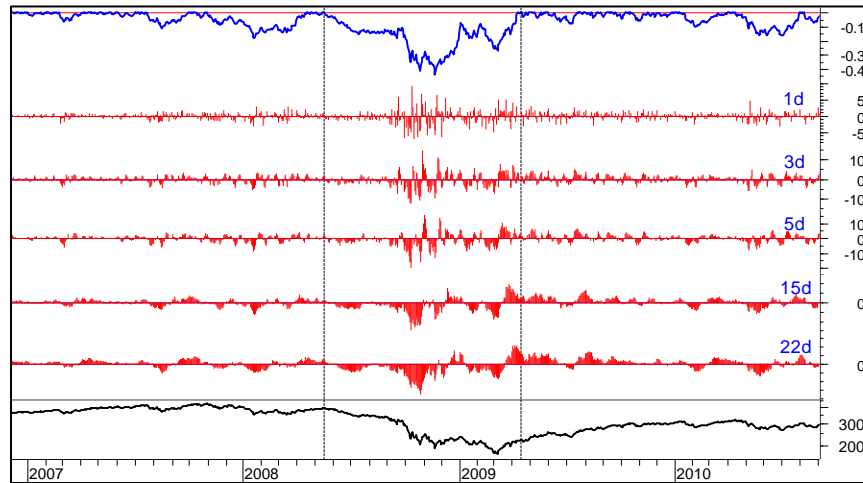
La ecuación #8, denota el concepto de velocidad como el cambio de posición  $\Delta r$  en un lapso  $\Delta t$ . Esta forma de medir la velocidad supone una velocidad constante durante todo el tiempo o bien es el promedio de velocidad que se mantuvo para recorrer la distancia correspondiente en el tiempo indicado.

Como veremos en el segmento 4.4. Velocidad promedio de caída en los *drawdowns*, al estudiar los *drawdowns* se ha considerado tanto la velocidad máxima de caída (el ROC de 22 días más negativo que se registra durante la caída), como la velocidad promedio, en cuyo caso se divide el cambio de valor



durante el *drawdown* (el rendimiento negativo máximo que equivale a  $\Delta r$  de la ecuación #8) entre el tiempo que tardó en perder esa proporción, en días de operación (que equivale a  $\Delta t$  de la ecuación #8).

**Figura 1:7.** Velocidad. ACWI con *drawdowns* y ROC (1, 3, 5, 15 y 22 días)



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

$$r = \frac{V_f - V_i}{V_i} \times 100 \quad [7]$$

$$\bar{v} = \frac{\Delta r}{\Delta t} \quad t = n \text{ días} \quad [8]$$

En la Figura 1:7, entre las dos líneas verticales, se destaca el efecto del *crash* del 2008-2009 en la velocidad (cambio de precio por unidad de tiempo). En el panel inferior, en negro, se representa el índice MSCI ACWI, y en el panel superior, en azul, se representan los *drawdowns*. Los 5 trazos intermedios (en rojo) corresponden a las distintas mediciones de la velocidad. Nótese que la velocidad adopta valores positivos y negativos dependiendo si el cambio de precio en el período fue ascendente o descendente. Se muestra que tras un periodo de relativa calma antes del inicio de la caída, durante el año 2007 y la primera mitad del 2008, al aumentar la velocidad lo hace tanto hacia arriba como hacia abajo, lo

que es más evidente en los plazos de 1, 3 y 5 días. En el trazo de la velocidad medida en 22 días (marcado 22-d) se puede distinguir claramente la concentración de días en que la velocidad registró un valor negativo. Esta concentración de valores negativos es el motivo por el cual se ha utilizado esta misma ventana para medir la aceleración.

Se utiliza el concepto de aceleración como cambio de la velocidad en el tiempo aplicando la ecuación #9. En la Figura 1:8 se presentan (en morado) distintas formas de estimar la aceleración. La selección del plazo o ventana más conveniente para el estudio general se basó en la exploración de varios métodos de medición del cambio de velocidad. En la figura se muestra el cambio de precio en 22 días (el cambio de ROC de 22 días) con diferencias de 1, 2, 3, 4 y 5 días. En el trazo 22-3 (ROC de 22 días comparado con el ROC de 22 días de 3 días atrás), el valor máximo registrado es aproximadamente 10, eso quiere decir que en 3 días el cambio máximo de velocidad fue de 10 unidades hacia arriba, lo que podría interpretarse como un acelerón de 10. De la misma manera en el mismo trazo 22-3, el valor mínimo registrado es aproximadamente de -10, lo que puede interpretarse como un enfrenón en el que se pierden 10 unidades de velocidad.

$$a = \frac{\Delta v}{\Delta t} \quad \Delta t = n \text{ días} \quad [9]$$

De las 5 formas distintas de calcular el cambio en la velocidad, se eligió la diferencia de 1 día (22-1), dado que en esta forma es más clara la acumulación de variaciones, lo que podría significar recoger una señal más clara sobre el comportamiento del índice y así poder diferenciar un tipo de *drawdowns* de otros. Como se verá en los resultados esto no fue así, y el cambio de velocidad no fue un indicador capaz de diferenciarlos.

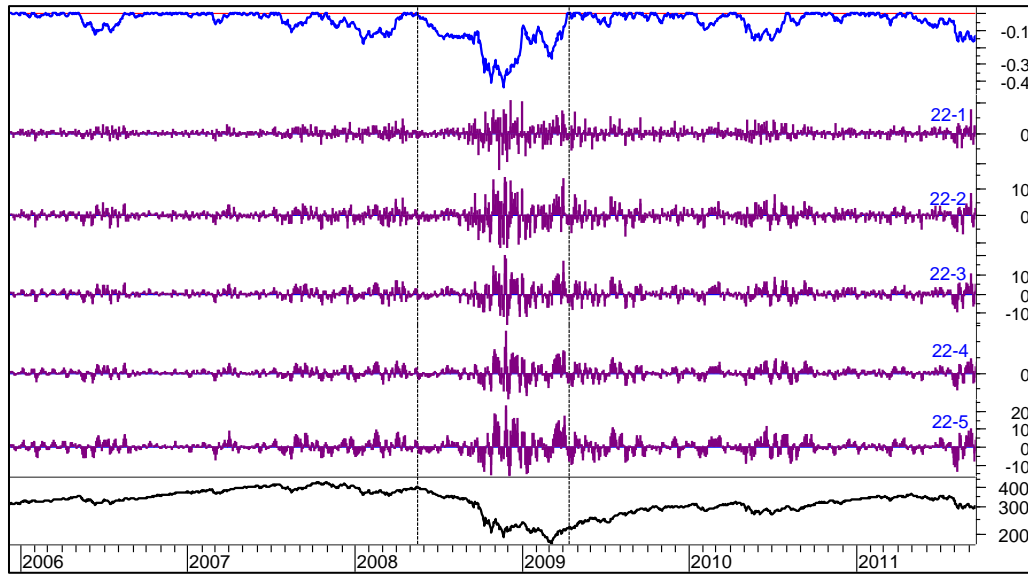
En la Figura 1:8, entre dos líneas quebradas verticales, se han destacado los eventos que acompañaron al *crash* bursátil de 2008-2009 en un intento por estudiar el comportamiento de la aceleración en una ocasión tan perturbadora. Específicamente se explora la posibilidad de diferenciar si existen distintos

patrones de comportamiento que permitan clasificar las caídas a partir de este parámetro. En el panel inferior (en negro) se representa el índice MSCI ACWI, y en el panel superior en azul se representan los *drawdowns*. Los 5 trazos intermedios (en color morado) corresponden a la aceleración.

Como se comentó en relación con la velocidad, aquí también hay una tendencia simétrica positiva y negativa en la aceleración. Si estuviéramos hablando de la aceleración de un automóvil, esto equivale a que el automóvil presenta aceleraciones o acelerones (aumento de velocidad por unidad de tiempo) y desaceleraciones o enfrenones (disminución de la velocidad por unidad de tiempo). Eso es lo que se observa en los trazos, acelerones y desacelerones muy evidentes durante las “turbulencias” asociadas con el *crash*. Incluso, es destacable que tras el primer acceso de “acelerones y desacelerones” durante el curso del 2º semestre del 2008, hay un nuevo acelerón durante el 1º trimestre del 2009.

Como un intento más por identificar propiedades dinámicas especiales en los *crashes* bursátiles, se hizo la siguiente reflexión: se planteó la posibilidad de que los descensos en el precio asociados con información exógena apropiada pudieran tener un comportamiento distinto a los *crashes* de origen endógeno; esta posibilidad daría oportunidad de distinguir las dos situaciones a partir de cambios en su comportamiento dinámico; por lo tanto, podría ser que si bien la velocidad de los dos tipos de caídas fuera indistinguible pero no así el cambio en la velocidad, es decir, la aceleración vista como turbulencia. Bajo este concepto querríamos reunir la información que nos dieran la aceleración y la desaceleración, ambos como indicativo de turbulencia, en un solo concepto que sería la aceleración absoluta.

**Figura 1:8.** MSCI ACWI con *Drawdown* y aceleración ( $v=22d$ ,  $\Delta v=1$  a  $5d$ )



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

Por ello, se consideró pertinente realizar la medición de la aceleración en términos absolutos de tal manera que, sin importarnos la dirección del cambio de velocidad (acelerar o frenar), pudiéramos destacar su magnitud entendiéndola metafóricamente como la magnitud de la turbulencia; este comportamiento se muestra en la Figura 1:9.

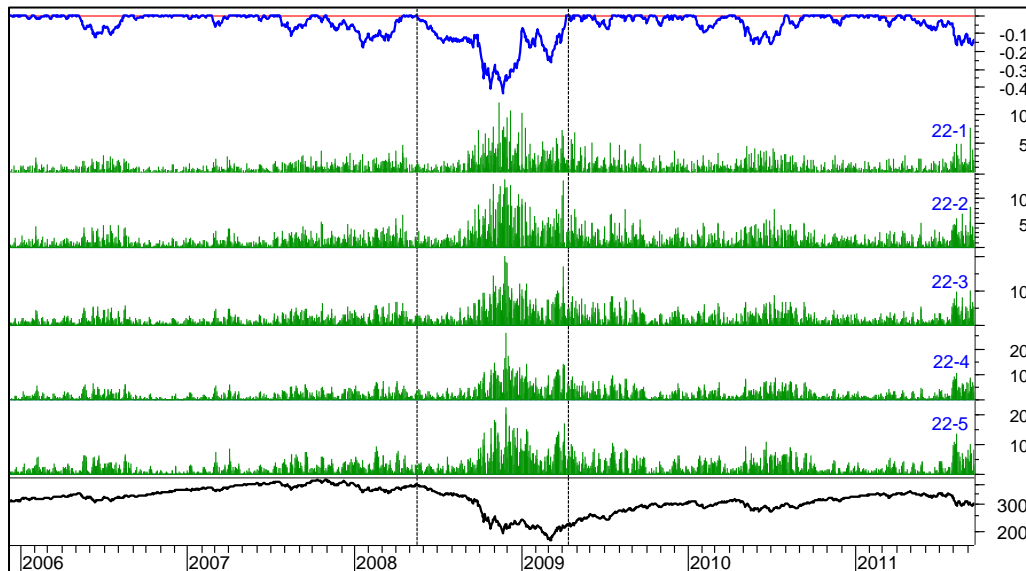
Consideramos la aceleración absoluta en un intento por identificar si los *crashes* bursátiles muestran una magnitud especial y distintiva de turbulencia mayor que la de caídas no muy pronunciadas y si así podemos detectar oportuna y certeramente los *crashes*. La ecuación #10 se usó en esa medición.

$$|a| = \frac{|\Delta v|}{\Delta t} \quad \Delta t = n \text{ días}^7 \quad [10]$$

<sup>7</sup> En este caso se utilizó un día como  $\Delta t$  y la velocidad  $\Delta v$  se midió como cambio de precio en 22 días.

Es importante recordar que en este trabajo la velocidad ha sido sustituida por el rendimiento o ROC, tanto para el cálculo de la aceleración como en el cálculo de la aceleración absoluta.

**Figura 1:9.** ACWI, *drawdowns* y aceleración absoluta ( $v=22d$ ,  $\Delta v=1$  a  $5d$ )



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

De acuerdo con Robert Shiller (2000), el origen del movimiento de los precios es poco conocido en todos los mercados especulativos, sean estos los mercados de acciones, los de bonos, de viviendas, terrenos, mercancías, divisas, entre otros. Inicialmente se plantean algunas preguntas interesantes como: “¿por qué los precios de las acciones a menudo cambian o bajan un 20% o más en un año? ¿Por qué a veces los precios de los bonos a largo plazo cambian o bajan tanto?”

En su trabajo Shiller realiza una interesante discusión sobre la importancia de los movimientos especulativos de los precios desde el punto de los fundamentos económicos. Además, apunta a la importancia de factores psicológicos generados por la opinión de los diferentes agentes, algo que ya había destacado Bachelier en su tesis doctoral del año 1900 (*Teoría de la Especulación*) de la cual copiamos aquí los primeros tres párrafos que 121 años después suenan asombrosamente iluminados:

*Les influences qui déterminent les mouvements de la Bourse sont innombrables, des événements passés, actuels ou même escomptables, ne présentant souvent aucun rapport apparent avec ses variations, se répercutent sur son cours.*

*A côté des causes en quelque sorte naturelles des variations, interviennent aussi des causes factices : la Bourse agit sur elle-même et le mouvement actuel est fonction, non seulement des mouvements antérieurs, mais aussi de la position de place.*

*La détermination de ces mouvements se subordonne à un nombre infini de facteurs : il est dès lors impossible d'en espérer la prévision mathématique. Les opinions contradictoires relatives à ces variations se partagent si bien qu'au même instant les acheteurs croient à la hausse et les vendeurs à la baisse<sup>8</sup>. Bachelier, L. (1900, p-1).*

La hipótesis de mercados eficientes presenta como premisa que la fluctuación de los precios refleja la incorporación de la información disponible; sin embargo, no considera que el cambio de los precios puede estar dado porque el público inversionista cambia de manera caprichosa sus decisiones o porque se organice de una forma distinta al operar (Shiller, 2000). De hecho, la HEM no niega que existan agentes individuales cuyas decisiones sean erráticas o que estén influenciadas por las emociones, incluso se reconocen, con cierto aire despectivo, los llamados “operadores de ruido”, es decir, aquellos que deciden con base en cualquier razón distinta a la información fundamental (Black, 1986), sin embargo, el mismo modelo plantea, sin evidencia ni razón que lo sustente, que cualquier desviación que los operadores de ruido generen en los precios por fuera de su valor teórico (intrínseco), deberá ser neutralizado pronto, sea por los arbitadores (operadores fundamentales) o por operadores de ruido que distorsionan los precios en sentido opuesto a los primeros.

---

<sup>8</sup> Las influencias que determinan los movimientos de la Bolsa son innumerables, hechos pasados, presentes o incluso previsibles, que muchas veces no presentan relación aparente con sus variaciones, repercuten en su precio. Junto a las causas algo naturales de las variaciones, también hay causas ficticias: el mercado de valores actúa sobre sí mismo y el movimiento actual es una función no solo de los movimientos anteriores, sino también de la posición del mercado. La determinación de estos movimientos depende de un número infinito de factores: por lo tanto, es imposible esperar una predicción matemática. Las opiniones contradictorias sobre estas variaciones están tan difundidas que, al mismo tiempo, los compradores creen que van hacia arriba y los vendedores creen que van hacia abajo.

Consideramos que la única justificación para asignarles el papel de operadores de ruido a quienes no operan de acuerdo con ciertas reglas aceptadas como “racionales” es la compulsiva necesidad de negar o evadir la heterogeneidad que de hecho existe en todos los participantes del mercado (sean o no racionales) y la ambigüedad inherente a toda información derivada de los datos una vez percibidos e interpretados.

Por su parte, la economía del comportamiento (*behavioural economics*) estudia los efectos de los factores psicológicos, cognitivos, emocionales, culturales y sociales en las decisiones de los individuos y cómo esas decisiones no se corresponden con las que implica la teoría económica clásica basada en el supuesto de racionalidad de los agentes económicos. Los modelos conductuales parten de conocimientos de psicología, neurociencias y teoría microeconómica. El estudio de la economía conductual o del comportamiento incluye explorar cómo es que se toman las decisiones de inversión en los mercados y los mecanismos que impulsan la elección pública, particularmente en condiciones de información incompleta o cuando existen grados importantes de incertidumbre (Thaler, 1993; Belsky & Gilovich, 2000; Schleifer, 2000; Ariely, 2008; Akerloff & Shiller, 2009; Thaler, 2015; Shiller, 2000).

Estamos de acuerdo que muchos de los conceptos de la economía conductual han enriquecido la forma de comprender a los mercados al dar sustento experimental y marco teórico sólido a la propensión de los agentes que toman decisiones en condiciones de incertidumbre a elegir alternativas contrarias a sus intereses, pero creemos que el enfoque de este abordaje al individuo que toma decisiones sin considerarlo como componente de un sistema autoorganizado deja fuera de la discusión el enfoque que aquí planteamos.

Antes de entrar de fondo en el enfoque propuesto consideramos interesante destacar que al reflexionar sobre la volatilidad, la velocidad y la aceleración, pensamos acerca de estas variables no como propiedades del activo bajo estudio o de la empresa emisora, sino como propiedades del comportamiento del conjunto

de agentes que operan el activo en el mercado en tanto que constituyen una comunidad, o mejor dicho un SISTEMA, por lo tanto, pensamos dichas manifestaciones como “propiedades emergentes” que surgen de la interacción de todos los agentes y que no pueden derivarse de las acciones de ninguno de ellos en particular. Pensamos que en este punto la visión de la economía conductual se queda corta dado que no pasa de identificar y explicar con claridad la inoperancia del supuesto de racionalidad. Consideramos que las propiedades emergentes observadas en las series de tiempo financieras no pueden desprenderse o derivarse de las propiedades de los agentes individuales, sino que solo pueden comprenderse como resultado de la interacción de agentes heterogéneos, cuando se desempeñan, aun sin saberlo y sin hacer consciencia de ello, como componentes de un sistema.

El reto al que nos enfrentamos es explicar cómo es que comportamientos individuales de agentes heterogéneos (conductas a nivel local) llevan a manifestaciones generales congruentes, es decir, al comportamiento del grupo en su conjunto, con patrones identificables y efectos financieros poderosos.

Es característico del comportamiento de un grupo la expresión de procesos de autoorganización en el que la conducta de unos agentes (sus variables de estado), provoca en los agentes de su vecindad actitudes que pueden ser competitivas o cooperativas, que no son expresadas de manera aislada sino de la interacción entre ellos. *“Esa conducta grupal surge al parecer de forma espontánea...”* [...], *“No olvidemos que lo que busca cada agente componente de un sistema complejo es sobrevivir y adaptarse a un entorno cambiante”*. (Sánchez 2017, pag. 97)

Se ha dedicado esta parte del estudio en un intento por enfatizar e introducir en el discurso académico la gran relevancia que tienen los procesos dinámicos, de los componentes del sistema (financiero) y de su contexto, en la génesis de las fluctuaciones de precios. No creemos que sea posible entender o explicar la riqueza del cambio, a menos que abandonemos la idea de la nunca alcanzada convergencia hacia el equilibrio. De la misma manera, creemos que debemos



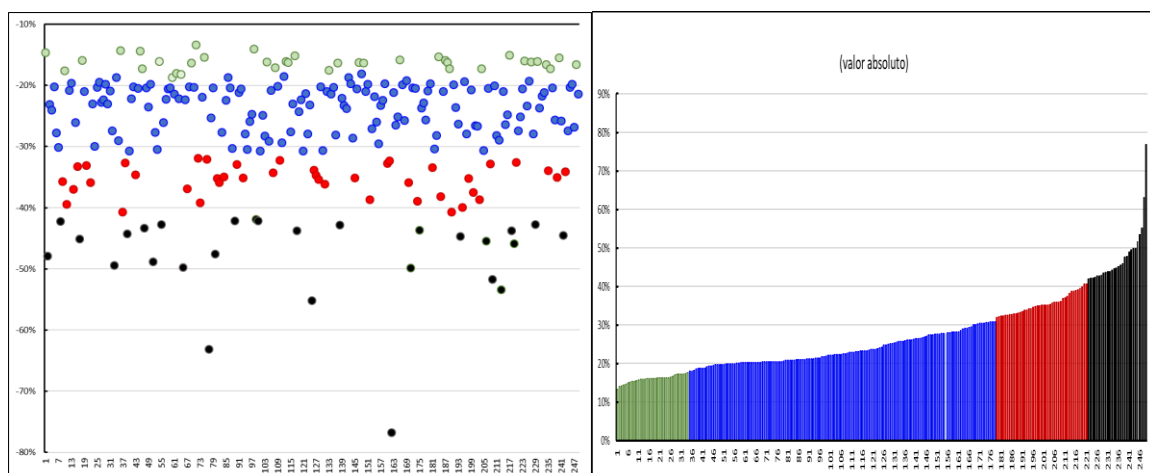
asimilar el hecho de que lo observado necesariamente requiere de un conjunto heterogéneo de agentes, y que sustituir sus diferencias buscando explicaciones ad hoc sustentadas en un mítico agente representativo, nos aleja de la meta.

### 3.5. Taxonomía

Para definir la manera de clasificar las caídas se hizo una prueba de exploración con los *drawdowns* identificados en los 16 índices estadounidenses. Se recolectaron los valores de la profundidad máxima de caída alcanzada en cada uno de ellos, así como la duración en días de operación y se graficaron los hallazgos, primero conservando el orden en que se encontraron en cada índice sucesivo (Figuras 1:10 y 1:11 versión izquierda) y después ordenándolos por su magnitud (Figuras 1:10 y 1:11 versión derecha).

La Figura 1:10 muestra dos imágenes en las que se representan los 264 *drawdowns*. A la izquierda se presentan en orden aleatorio (según aparecieron en forma espontánea), y a la derecha en valor absoluto y ordenados del menor al mayor.

**Figura 1:10.** Distribución de *drawdowns* por profundidad de las caídas (#264) Índices de USA

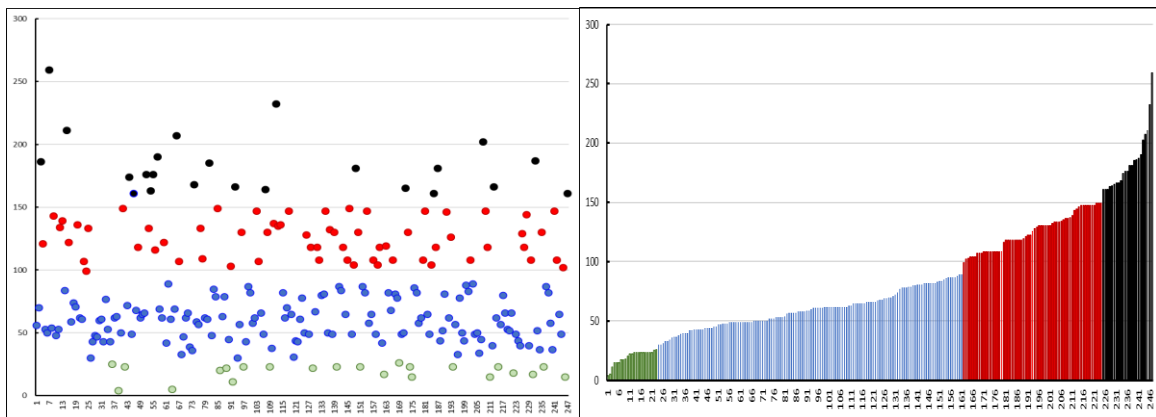


Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando Excel

Con base en la distribución observada se eligieron 4 clases de acuerdo con la profundidad o magnitud de caída y 4 clases con base en la duración. Con los límites de cada clase definidos se construyó una matriz de 16 espacios en los que se ubicarían los 1.142 *drawdowns*.

La Figura 1:11 muestra dos imágenes en las que se representa la duración de los *drawdowns* desde el pico previo a la caída hasta el punto más profundo (medida como el número de días de operación que duró la caída). A la izquierda, en orden aleatorio y a la derecha, ordenados del menor al mayor. En los dos ejercicios (Figura 1:10 y 1:11) se buscó identificar niveles naturales de separación entre cuatro grupos, tanto por su profundidad como por su duración.

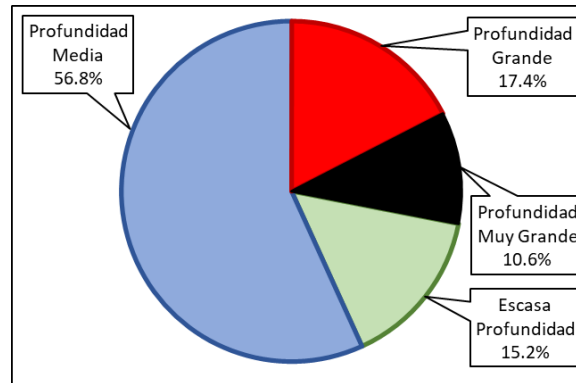
**Figura 1:11.** Distribución de los *drawdowns* por su duración (#264) Índices de USA



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando Excel

El ajuste final de los límites entre las categorías se realizó buscando que guardaran proporciones balanceadas, es decir, con pocos casos extremos y más abultados en las categorías centrales. La Figura 1:12 muestra la distribución de las caídas por la profundidad máxima. La categoría más numerosa fue la de Profundidad Media en la que se ubicaron el 56,82% de los casos. El resto de las caídas ocuparon las otras tres categorías en proporciones similares: 17,42% las caídas de Profundidad Grande; 15,15% las de Escasa Profundidad y 10,61% las de Profundidad Muy Grande.

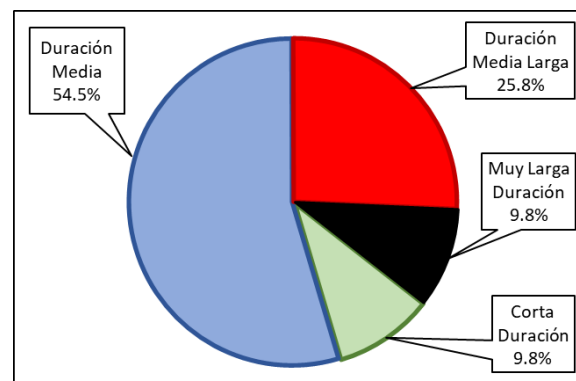
**Figura 1:12.** Distribución de *drawdowns* por profundidad máxima (#264)  
Índices de USA



Fuente: datos de Bloomberg, elaboración propia

La Figura 1:13 muestra la distribución de las caídas por su duración. La categoría más numerosa fue la de Duración Media con el 54,54% de los casos. El segundo grupo mayor fue el de Duración Media Larga con 25,75%. Las otras dos categorías; Muy Larga y Corta Duración, se repartieron el 9,85% cada una.

**Figura 1:13.** Distribución de *drawdowns* por duración días de operación (#264)  
Índices de USA



Fuente: datos de Bloomberg, elaboración propia

La Tabla 1:2 muestra los resultados del estudio anterior y en ella se agrega el número de *drawdowns* que se identificaron en cada clase. la Tabla 1:3 representa

las clases en que se decidió dividir la muestra total de 1.142 caídas o *drawdowns* identificados en los 73 índices de la muestra. Las clases se denominarán con números de acuerdo con el criterio de magnitud de la pérdida (profundidad) y con letras, por el criterio de duración (días de operación).

**Tabla 1:2.** Categorización de las caídas bursátiles por profundidad y duración.

Distribución por Profundidad				Distribución por Duración			
Rango	# drawdowns	% de pp.	Clase	Rango	# drawdowns	% de pp.	Clase
<18.00%	40	15.15%	Escasa Profundidad	<30	26	9.848%	Corta Duración
18.00-30.99	150	56.82%	Profundidad Media	30-90	144	54.545%	Duración Media
31.00-40.99	46	17.42%	Profundidad Grande	90-150	68	25.758%	Duración Media Larga
>41.00%	28	10.61%	Profundidad Muy Grande	>150	26	9.848%	Muy Larga Duración

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia.

**Tabla 1:3.** Categorías en que se clasificaron las caídas o *drawdowns*

	Profundidad	Duración	
1	<18.00%	<30	A
2	18.00-30.99	30-90	B
3	31.00-40.99	90-150	C
4	>41.00%	>150	D

Fuente: Elaboración propia

## 4. Resultados

### 4.1. Características estilizadas de las series de tiempo en los *drawdowns* máximos:

Se realizaron las estimaciones sobre todos los *drawdowns* significativos identificados en los 73 índices bursátiles y se calculó la volatilidad dinámica, la velocidad y la aceleración.

En la Tabla 1:4, se presenta el consolidado de resultados correspondientes a las series bursátiles.

En la columna “A” se muestra el número de caídas identificadas para cada uno de los índices con la metodología descrita para la estimación de los *drawdowns*.

Tabla 1:4. Tabla de Resultados. Índices por Región

Número	Nombre del Índice	País	Ticker Symbol	N	A		B			C			D			E			F		G
					Hde caídas (drawdowns)		Días calendario			Días de operación			% de caída			Velocidad prom. diaria			D/C	A/C	
					MIN	MAX	MIN	MAX	PROMEDIO	MIN	MAX	PROMEDIO	MIN	MAX	MEDIANA	MIN	MAX	MEDIANA			
<b>REGIONALES</b>																					
1	MSCI ALL COUNTRIES WORLD INDEX	All Countries	MWDI	8,473	11	39	247	116.36	27	176	83.55	-17.04%	-43.68%	-21.410%	-0.106%	-1.256%	-0.291%	1740	3.06		
2	MSCI WORLD INDEX	All Developed Count.	MWVO	11,632	8	39	184	104.00	28	133	75.25	-20.53%	-42.74%	-22.750%	-0.187%	-1.221%	-0.347%	1454	5.77		
3	MSCI EMERGING ASIA INDEX	Emerging Asia	MWMS	8,504	11	33	242	116.09	24	175	83.82	-21.11%	-51.96%	-28.800%	-0.165%	-0.958%	-0.430%	773	3.07		
4	MSCI LATAM EMERG MKTS	Emerging Emerg	MMLA	8,492	12	33	323	127.33	24	228	91.08	-23.31%	-61.37%	-32.030%	-0.215%	-1.228%	-0.429%	708	2.81		
5	MSCI EMERGING EUROPE INDEX	Emerging Europe	MMEU	8,506	8	35	176	105.63	26	127	76.13	-26.40%	-68.75%	-39.060%	-0.283%	-1.250%	-0.662%	1053	4.22		
6	MSCI EMERGING MARKETS INDEX	Emerging Global	MMEF	7,222	14	34	232	121.29	25	167	87.00	-20.38%	-56.39%	-24.115%	-0.144%	-0.943%	-0.297%	516	2.05		
7	MSCI EAFE INDEX	Developed ex Northam	MMEA	12,772	15	27	626	141.73	20	449	102.13	-15.07%	-42.66%	-21.870%	-0.048%	-1.084%	-0.318%	851	3.38		
8	EURO STOXX 50	Europa (Eurozona)	ESTOX50	5,519	10	34	203	112.30	25	144	80.10	-12.41%	-37.42%	-27.090%	-0.213%	-0.870%	-0.391%	552	2.19		
9	STOXX EUROPE 600	Europa (Paneeurope)	SOXP	8,662	10	27	216	100.90	20	153	72.80	-17.83%	-37.21%	-29.600%	-0.145%	-1.778%	-0.393%	866	3.44		
10	MSCI FRONTIER MARKETS 100 INDEX	Frontier Markets	MKFM	3,277	6	58	194	106.67	41	139	76.83	-16.88%	-46.08%	-19.125%	-0.150%	-0.763%	-0.328%	546	2.17		
11	MSCI Asia Apex 50 Index	Asia	MKAPEX	4,728	6	33	175	104.83	24	126	75.83	-21.19%	-50.95%	-26.695%	-0.240%	-0.883%	-0.444%	788	3.13		
<b>RESUMEN REGIONALES</b>					<b>87,787</b>	<b>111</b>	<b>36</b>	<b>256</b>	<b>114</b>	<b>26</b>	<b>183</b>	<b>82</b>	<b>-19.29%</b>	<b>-49.02%</b>	<b>-26.60%</b>	<b>-0.17%</b>	<b>-1.11%</b>	<b>-0.39%</b>	<b>808</b>	<b>3.21</b>	
<b>ESTADOS UNIDOS</b>																					
12	DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE	EEUU	INDU	33,552	40	5	311	112.38	4	259	82.35	-20.36%	-76.79%	-27.71%	-0.10%	-5.15%	-0.44%	839	3.33		
13	DJ TOTAL STOCK MKT INDEX	EEUU	DWIC	8,519	12	32	232	120.67	23	164	84.83	-14.35%	-43.68%	-21.79%	-0.09%	-1.53%	-0.32%	720	2.82		
14	DOW JONES TRANSPORTATION INDEX	EEUU	DIT	23,072	33	6	792	156.23	5	545	108.67	-20.09%	-63.12%	-28.11%	-0.12%	-5.03%	-0.35%	699	2.77		
15	DOW JONES UTILITY INDEX	EEUU	DIU	23,012	24	15	453	138.38	11	303	88.75	-15.07%	-55.18%	-26.99%	-0.10%	-1.70%	-0.46%	959	3.80		
16	STANDARD & POOR'S 500	EEUU	SPX	17,766	13	32	333	141.85	23	232	99.08	-19.31%	-42.15%	-23.21%	-0.12%	-1.47%	-0.28%	1367	5.42		
17	NASDAQ COMPOSITE	EEUU	IXIC	12,485	23	32	289	114.17	23	202	80.13	-15.81%	-45.43%	-23.03%	-0.08%	-1.31%	-0.36%	543	2.15		
18	STANDARD & POOR'S 100	EEUU	OEX	10,738	15	32	308	119.20	23	213	83.27	-13.33%	-38.80%	-19.96%	-0.07%	-1.37%	-0.30%	716	2.84		
19	NASDAQ 100	EEUU	NDX100	8,787	16	20	242	94.19	15	166	66.00	-14.04%	-49.79%	-22.92%	-0.21%	-2.66%	-0.34%	549	2.18		
20	RUSSELL 3000	EEUU	RUA	8,338	13	20	232	119.92	15	161	83.85	-14.33%	-43.78%	-20.97%	-0.09%	-2.17%	-0.32%	641	2.55		
21	RUSSELL 2000	EEUU	RUT	8,296	13	22	238	110.15	17	165	77.15	-19.20%	-48.88%	-28.97%	-0.12%	-1.41%	-0.41%	638	2.83		
22	RUSSELL 1000	EEUU	R1000	6,968	10	80	211	141.62	23	147	85.30	-16.06%	-43.37%	-23.21%	-0.14%	-1.51%	-0.31%	697	2.77		
23	WILSHIRE 5000	EEUU	WLSHIRE	7,894	13	18	233	111.85	15	161	81.85	-14.68%	-43.78%	-20.88%	-0.09%	-1.52%	-0.32%	607	2.41		
24	STANDARD & POOR'S 400 MC	EEUU	S&P MID	7,466	11	31	211	126.55	22	147	88.36	-15.91%	-49.44%	-22.81%	-0.12%	-1.92%	-0.29%	679	2.69		
25	AMEX COMPOSITE INDEX	EEUU	AMEX COMP	6,950	10	24	271	125.50	17	187	87.20	-15.12%	-49.86%	-19.19%	-0.09%	-1.25%	-0.32%	695	2.76		
26	S&P 1500 total mkt index	EEUU	S&P1500	6,501	11	32	265	135.09	23	181	99.82	-13.86%	-42.85%	-19.91%	-0.07%	-1.50%	-0.26%	591	2.35		
27	STANDARD & POOR'S 600 SC	EEUU	S&P SML	4,464	7	59	186	93.00	43	128	64.71	-17.30%	-47.60%	-25.64%	-0.15%	-1.08%	-0.39%	641	2.54		
<b>RESUMEN ESTADOS UNIDOS</b>					<b>194,828</b>	<b>264</b>	<b>29</b>	<b>300</b>	<b>123</b>	<b>19</b>	<b>210</b>	<b>85</b>	<b>-16.1%</b>	<b>-49.03%</b>	<b>-23.46%</b>	<b>-0.11%</b>	<b>-2.09%</b>	<b>-0.34%</b>	<b>723</b>	<b>2.87</b>	
<b>CANADÁ Y LATINOAMÉRICA</b>																					
28	S&P Toronto Stock Exchange Composite Index	Canadá (Toronto SE)	TSX	11,091	11	24	279	116.35	18	187	81.73	-15.13%	-43.91%	-22.55%	-0.08%	-1.70%	-0.36%	1008	4.00		
29	S&P500 Toronto SE Venture Comp	Canadá (Toronto Cap.)	TSXV	4,734	13	32	279	150.69	22	262	106.00	-19.82%	-65.12%	-26.58%	-0.10%	-1.29%	-0.32%	364	1.45		
30	Índice General de la BV de Colombia	Colombia	IGBC	4,422	6	45	134	75.50	12	92	51.83	-21.46%	-45.36%	-27.98%	-0.34%	-1.79%	-0.62%	737	2.92		
31	COLCAP	Colombia	COLCAP	3,163	5	45	102	74.80	31	69	50.60	-18.11%	-46.67%	-25.77%	-0.27%	-1.07%	-0.70%	633	2.51		
32	IPC	México	IPC	9,209	24	5	387	91.00	4	263	63.00	-19.90%	-76.32%	-27.15%	-0.10%	-5.15%	-0.50%	384	1.52		
33	IG ARGENTINA-MERVAL	Argentina	MERVAL	7,700	38	1	256	77.75	1	174	49.39	-20.18%	-56.93%	-33.86%	-0.20%	-53.10%	-0.78%	203	0.80		
34	Santiago SE IGPA Index	Chile	IGPA	7,643	9	56	192	120.33	40	192	83.11	-17.77%	-40.93%	-22.47%	-0.14%	-0.51%	-0.38%	849	3.37		
35	ÍNDICE BOVESPA	Brazil	BOVESPA	6,762	22	8	276	146.65	7	188	81.45	-18.84%	-49.04%	-20.51%	-0.12%	-3.23%	-0.42%	307	1.22		
36	S&P RV Lima 25	Perú	PERU25	7,149	17	7	176	89.12	118	5	62.00	-15.32%	-57.04%	-28.31%	-0.29%	-3.46%	-0.56%	421	1.67		
<b>RESUMEN CANADÁ VENTURE COMPSTE Y LATINOAMÉRICA</b>					<b>50,782</b>	<b>134</b>	<b>25</b>	<b>225</b>	<b>99</b>	<b>29</b>	<b>156</b>	<b>68</b>	<b>-18.9%</b>	<b>-55.68%</b>	<b>-27.83%</b>	<b>-0.20%</b>	<b>-6.70%</b>	<b>-0.54%</b>	<b>487</b>	<b>1.93</b>	
<b>EUROPA DESARROLLADA</b>																					
37	OSLO EXCH ALL SHARE	Noruega	OSEX	6,175	17	26	279	107.35	19	193	74.76	-14.14%	-52.81%	-18.14%	-0.10%	-1.03%	-0.35%	363	1.44		
38	FRANCFORT-DAX	Alemania	DAX	15,316	23	27	561	132.26	20	393	92.48	-19.78%	-16.60%	-23.10%	-1.94%	-0.03%	-0.29%	666	2.64		
39	WIENNA SE AUSTRIAN TRADE INDEX	Austria	ATX	8,588	19	26	225	110.53	17	159	76.58	-13.84%	-58.04%	-23.49%	-0.13%	-1.69%	-0.40%	452	1.79		
40	OMXC20 Copenhagen 20	Dinamarca	OMXC20	7,421	12	26	218	93.75	19	150	66.33	-12.91%	-45.15%	-24.90%	-0.18%	-1.12%	-0.41%	618	2.45		
41	BEL 20	Bélgica	BEL20	7,507	12	22	322	124.67	17	227	88.58	-14.15%	-44.46%	-22.71%	-0.13%	-2.08%	-0.30%	626	2.48		
42	IBEX-35	España	IBEX	8,474	15	25	368	151.73	18	254	106.13	-17.49%	-39.43%	-27.18%	-0.11%	-2.19%	-0.30%	565	2.24		
43	OMX HELSINKI INDEX	Finlandia	HEX	8,436	21	35	379	130.62	24	262	91.05	-18.23%	-48.80%	-28.13%	-0.14%	-1.52%	-0.36%	402	1.59		
44	PARIS	Francia	CAC	8,384	15	27	287	133.73	20	203	94.73	-14.99%	-38.83%	-27.17%	-0.10%	-1.93%	-0.33%	559	2.22		
45	Financial Times Stock Exchange 100	Gran Bretaña	FTSE100	8,147	30	63	381	154.00	44	265	112.80	-15.76%	-34.04%	-23.61%	-0.08%	-0.79%	-0.28%	918	3.65		
46	AMSTERDAM EXCHANGE INDEX	Holanda	AEX	9,563	12	38	381	145.25	20	267	103.33	-13.33%	-46.24%	-28.00%	-0.13%	-1.79%	-0.32%	797	3.16		
47	IRISH OVERALL INDEX	Irlanda	ISEQ	6,577	15	28	534	141.53	20	375	99.80	-15.23%	-49.81%	-21.54%	-0.08%	-1.12%	-0.37%	578	2.20		
48	OMX ICELAND ALL-SHARE PR INDEX	Islandia	ICEIX	6,882	4	63	516	224.50	46	354	154.25	-20.79%	-84.77%	-23.28%	-0.12%	-0.55%	-0.33%	1721	6.83		
49	MILAN	Italia	MIBTEL	7,769	15	20	309	155.00	13	215	108.40	-17.20%	-41.54%	-25.64%	-0.10%	-2.60%	-0.28%	518	2.06		
50	PORTUGAL SI All-Share Index GR	Portugal	BVLX	7,895	13	77	319	165.31	50	215	113.77	-15.88%	-38.27%	-21.31%	-0.10%	-0.60%	-0.28%	607	2.41		
51	OMX STOCKHOLM INDEX	Suecia	OMXSPI	8,442	15	32	563	137.33	23	389	95.33	-15.06%	-38.79%	-26.75%	-0.07%	-1.60%	-0.30%	563	2.23		
52	BWAS MARKET INDEX	Suecia	SMX	8,070	11	32	287	100.73	23	299	84.91	-16.86%	-39.06%	-27.38%	-0.12%	-1.20%	-0.35%	794	2.91		
<b>RESUMEN EUROPA DESARROLLADA</b>					<b>136,786</b>	<b>229</b>	<b>38</b>	<b>371</b>	<b>140</b>	<b>25</b>	<b>297</b>	<b>98</b>	<b>-17.9%</b>	<b>-44.8%</b>	<b>-23.8%</b>	<b>-0.13%</b>	<b>-1.97%</b>	<b>-0.32%</b>	<b>688</b>	<b>2.65</b>	
<b>EUROPA EMERGENTE</b>																					
53	ATHEN INDEX COMP	Grecia	ATHEX	8,351	24	19	523	144.13	22	329	99.43	-19.32%	-59.88%	-30.22%	-0.10%	-1.87%	-0.50%	348	1.		

fondo del *drawdown* (mínimo, máximo y mediana). En la columna “E” se muestra la velocidad promedio diaria de caída para cada índice (mínimo, máximo y mediana)<sup>9</sup>;

Finalmente, en las columnas “F” y “G” se muestran las estimaciones que corresponden a la cantidad de días de operación (F) y años (G) transcurridos, en promedio, entre cada dos caídas para cada uno de los índices bursátiles. Así, por ejemplo, el valor “D/C” (días entre caídas) de 770 para el MSCI ACWI (8.473 datos y 11 *drawdowns*) indica que, en promedio, las caídas que cumplieron los criterios de selección ocurrieron cada 770 días de operación ( $N/\# \text{ de caídas} = 8.473/11$ ), lo que equivale a una caída cada 3,1 años (“A/C” o años entre caídas =  $3,1 = 770 \text{ días entre caídas} / 252 \text{ días de operación por año}$ ).

#### **4.2. Frecuencia de los *drawdowns* relevantes en los índices bursátiles:**

De los resultados presentados en la Tabla 1:4, es importante destacar que los índices de mercados emergentes tuvieron mayor frecuencia de caídas que los índices de mercados desarrollados. Por ejemplo, el índice MSCI Emerging Markets Index, en promedio muestra tener una caída cada 516 días de operación equivalente a una cada dos años. Lo anterior coincide con la frecuencia presentada por el IG Argentina-Merval, país emergente dentro del grupo de Latinoamérica el cual, con una caída cada 203 días de operación, en promedio, correspondientes a una cada 0,80 años es el índice con mayor frecuencia de caídas de toda la muestra.

En el análisis de las frecuencias de los *drawdowns* se encuentra que el grupo de índices de mercados emergentes refleja una caída cada 1,82 años en promedio, mientras que, para los índices de países desarrollados, esta frecuencia corresponde, en promedio, a una caída cada 2,89 años, es decir, los países

---

<sup>9</sup> Como medida de tendencia central para representar el porcentaje de caída y la velocidad de caída diaria de los *drawdowns* se eligió la mediana bajo el supuesto de que la distribución de los datos pudiera seguir la ley de potencias por lo que el promedio podría resultar sesgado.

emergentes presentan en promedio 1,58 veces más caídas en un período dado ( $2,89/1,82=1,58$ ) que los países desarrollados, con una diferencia significativa de  $p<0,01$  (Tabla 1:5). Por otra parte, en los resultados de dispersión de las frecuencias de *drawdowns* anuales, se observó que los países emergentes presentan una varianza de 0,385, considerablemente menor a la de los países desarrollados, cuya varianza es de 2,277 (Tabla 1:5). Esto nos lleva a pensar que como grupo los países emergentes son más homogéneos en tanto que todos ellos tienden a presentar caídas significativas con alta frecuencia, mientras que entre los países desarrollados existe más variabilidad.

**Tabla 1:5.** Prueba t para dos muestras suponiendo varianzas iguales  
Distancia entre *drawdowns* (años): Emergentes vs Desarrollados

	EMERGENTES	DESARROLLADOS
Media	1,823	2,896
Varianza	0,385	2,277
Observaciones	23	39
Varianza agrupada	1,584	
H <sub>0</sub>	0	
Grados de libertad	60,000	
Estadístico t	-3,244	
P(T<=t) una cola	0,0010	
Valor crítico de t (una cola)	1,671	
P(T<=t) dos colas	0,0019	
Valor crítico de t (dos colas)	2,0003	

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

### 4.3. Profundidad medida como porcentaje de caída:

La profundidad de las caídas (mínima, máxima y mediana) se muestra en la columna “D” de la Tabla 1:4. El MSCI Emerging Europe Index es el índice regional que registra el *drawdown* de mayor profundidad con -68,75% correspondiente al 27 de octubre del 2008 con una duración de 158 días calendario y 113 días de operación. El índice bursátil nacional con *drawdown* de mayor profundidad es OMX Iceland All-Share Pr Index el cual alcanzó un nivel de -84,77% de profundidad en la caída el 16 de diciembre de 2008, profundidad

que cubrió en un periodo de 516 días calendario y 354 días de operación. En cuanto a los índices de Estados Unidos, el Dow Jones Industrial presentó el *drawdown* de mayor profundidad, alcanzando -76,79% el 7 de enero de 1988 tras descender durante 92 días calendario y 62 días de operación.

Para el grupo de Latinoamérica, el IPC (México) es el índice de mercado de la región que en la medición de los *drawdown* representó la mayor profundidad con -76,32% el 6 de enero 1988, alcanzando este nivel en 157 días calendario y 61 días de operación. Para los índices de Europa Emergente, el índice de Moscú presentó el *drawdown* más profundo, alcanzando un nivel del -65,79% el 7 de diciembre de 1987, habiendo descendido durante 157 días calendario equivalentes a 111 días de operación. Finalmente, en el grupo de índices asiáticos, el índice que alcanzó la mayor profundidad fue el Ho Chi Minh Index de Vietnam alcanzando un *drawdown* máximo de -64,43% el 5 de octubre del 2001. El descenso transcurrió en 100 días calendario y 43 días de operación.

**Tabla 1:6.** Estadísticos generales sobre los *drawdowns*- profundidad medida como máxima pérdida porcentual alcanzada (% de caída)

Profundidad máxima del drawdown	TODOS	Índices Regionales	USA	Canadá y Latinoamérica	Europa Desarrollada	Europa Emergente y Sudáfrica	Asia Pacífico	Asia Emergente
Número de caídas (drawdowns máximos)	1.142	111	264	145	229	121	86	186
Promedio de profundidad (%)	28,33	29,02	26,95	30,72	26,89	30,52	27,33	28,83
Mediana de profundidad (%)	25,30	24,82	23,69	27,15	25,00	27,43	24,21	25,01
Moda de profundidad (%)	20,38	23,56	21,01	20,38	18,84	27,76	20,74	19,46
Profundidad mínima (%)	11,39	12,41	13,33	15,13	12,91	15,24	11,39	16,49
Profundidad máxima (%)	84,77	68,75	76,79	76,32	84,77	65,79	62,65	64,43
Desviación estándar de profundidad (%)	10,41	10,72	9,90	11,48	9,62	11,41	10,14	9,93
Coficiente de asimetría	1,30	1,31	1,29	1,26	1,52	1,25	1,32	1,08
Curtosis	2,01	1,64	2,34	1,38	5,05	1,16	1,54	0,37

Fuente: elaboración propia, utilizando Microsoft Excel.

En la Tabla 1:6 se presentan los estadísticos del estudio de los *drawdowns* de cada grupo de índices de la muestra —*profundidad medida como porcentaje de caída máxima*. Sobre el número de caídas (*drawdowns* máximos), se encuentra que los índices bursátiles estudiados presentaron en total 1.142 caídas en el



periodo de muestra. Los índices de Estados Unidos presentan el mayor número de *drawdowns* con 264 caídas, seguido por Europa desarrollada con 229 caídas, Asia emergente con 192, Canadá y Latinoamérica con 145, Europa emergente 121, Índices Regionales 111 y Asia Pacífico presentó el menor número de caídas, medidas como *drawdowns* máximos con 86 eventos<sup>10</sup>.

En cuanto a los promedios de profundidad alcanzados en los *drawdowns* máximos de los diferentes índices bursátiles, se identifican los índices de Canadá y Latinoamérica como el grupo que presenta las caídas más profundas, con 30,72% en promedio, y Europa desarrollada como grupo con los *drawdowns* máximos de menor profundidad, con 26,89% en promedio ( $p < 0.01$ ).

Con relación a las desviaciones estándar ( $\sigma$ ) de los *drawdowns*, el grupo de Latinoamérica tuvo el nivel más alto en los niveles de profundidad en sus caídas ( $\sigma = 11,48\%$ ) lo que puede dar señal de mayor volatilidad en el comportamiento de los mercados bursátiles de la región. Asimismo, Europa desarrollada es la región con la menor desviación estándar en los niveles de profundidad de los *drawdowns* estudiados, identificándose un nivel de 9,62% lo que puede dar una señal de ser la región con mayor estabilidad en el comportamiento de las caídas bursátiles frente a las demás regiones.

La curtosis ( $k$ ) para los diferentes grupos de índices fue mayor de 1, por tanto, estamos frente a distribuciones leptocúrticas. Europa desarrollada es la región con mayor leptocurticidad ( $k = 5,05$ ) y Asia emergente la menor ( $k = 0,37$ ), curtosis muy cercana al de las series con distribución gaussiana.

Los coeficientes de asimetría de los *drawdowns* fueron positivos para todas las regiones, es decir, reflejan sesgos hacia el lado derecho, representando mayores frecuencias de las caídas hacia el lado izquierdo. Ello se confirma al identificar

---

<sup>10</sup> El número de caídas de cada grupo es proporcional al número de índices incluidos en el grupo. Por ejemplo, en Asia Pacífico solo se incluyen 5 índices: Japón, Australia, Nueva Zelanda, Hong Kong y Singapur, en Europa emergente 6 índices, en el grupo de Índices Regionales hay 11 índices, mientras que en el grupo de Estados Unidos y en el grupo de índices de Europa desarrollada se han incluido 16 en cada uno, el número máximo por grupo (ver Tabla 1:4).

que la media es mayor que la moda para todas las regiones<sup>11</sup>. El rango de coeficientes de asimetría estimados para todos los grupos de índices se encuentra entre 1,076 de Asia emergente y 1,521 de Europa desarrollada.

#### 4.4. Velocidad promedio de caída en los *drawdowns*.

En las estimaciones de la velocidad promedio diaria durante el descenso de los *drawdowns* encontramos que el índice Merval de Argentina fue el que presentó no solo la velocidad de caída diaria más rápida ( $v_{max} = -53,1\%$ ) sino también que el tiempo de duración de esta misma caída fue de 1 día de operación (el 8 de enero de 1990)<sup>12</sup>.

La segunda caída más veloz se identificó en el Dow Jones Industrial Average ( $v_{max} = -5,15\%$ ) el 27 de octubre de 1997. Esta caída tuvo una duración de 5 días calendario y 4 días de operación. En este sentido, cabe hacer notar que en toda la serie de *drawdowns*, en los índices de Estados Unidos, existió otro caso de velocidad promedio de caída superior a  $-3,0\%$  en 5 días de operación el 20-12-1989 (DJTI  $v_{max} = -5,025\%$ ).

En toda la serie de 1.142 *drawdowns* se identificaron otros seis casos en los que la  $v_{max}$  superó los  $-3,0\%$ , todos en índices latinoamericanos. Tres más ocurrieron en el Merval de Argentina ( $v_{max} = -4,626\%$ ,  $-3,183\%$  y  $-3,668\%$ ) en 8, 7 y 6 días de operación los días 31-7-1989, 18-6-2020 y 8-2-1991 respectivamente. En el IPC de México hay un caso ( $v_{max} = -5,148\%$ ) en 4 días de operación, el 27-10-1997. Hay uno en el I. BOVESPA de Brasil ( $v_{max} = -3,234\%$ ) en 7 días de operación, el 20-04-1997, y uno más en el índice del Perú ( $v_{max} = -3,463\%$ ) en 6 días de operación, el

---

<sup>11</sup> La asimetría encontrada probablemente es un resultado espurio ya que, como se recordará, el límite mínimo de caídas que se consideran relevantes (el extremo derecho de las muestras) es del  $-11,0\%$ .

<sup>12</sup> Resulta bastante claro que esta caída de  $53,1\%$  el índice Merval en un solo día es un evento externo (un *outsider*) que se separa drásticamente de todos los demás, por su profundidad, su brevedad y por la altísima velocidad de descenso. Cualquier conclusión que se derive de este suceso no podrá ni deberá generalizarse o considerarse reflejo de lo que se investiga en esta tesis.

12-1-1993. Estos hallazgos coinciden con la mayor profundidad promedio y la desviación estándar más amplia de caídas del grupo de índices de Latinoamérica.

Para el grupo de índices asiáticos, el NIKKEI 225 presentó la caída con mayor velocidad promedio diaria ( $v_{max} = -2,96\%$ ) en 7 días de operación, el 24-8-1971. El índice MIBTEL de Milan, presentó la caída con mayor velocidad dentro del grupo de Europa desarrollada ( $v_{max} = -2,60\%$ ) en 16 días de operación, el 12-3-2020. En el grupo de Europa emergente el índice de ISTAMBUL SE NL 100 INDEX, tuvo la caída con mayor velocidad ( $v_{max} = -2,40\%$ ) en 21 días de operación, el 4 de diciembre del año 2000.

Por último, para el grupo de índices regionales, el STOXX EUROPE 600, tuvo la mayor velocidad promedio diaria en su *drawdown* del 18 de marzo de 2020, con una velocidad de  $-1,778\%$  en 20 días de operación y 27 días calendario.

A partir de los resultados consolidados para los diferentes grupos, en la Tabla 4 encontramos que los grupos de índices de Latinoamérica y de Europa emergente tuvieron las velocidades promedio diarias más rápidas (mediana =  $0,52\%$  y  $0,55\%$  respectivamente). Esos mismos dos grupos fueron los que tuvieron los mayores promedios de caída ( $-27,83\%$  y  $-27,78\%$ ). Las frecuencias más altas de *drawdowns* significativos se presentaron en los tres grupos de índices de países emergentes: Europa con uno cada 1,63 años, Asia con uno cada 1,74 años y América Latina con uno cada 1,93 años.

#### **4.5. Categorización de las caídas en series de tiempo bursátiles:**

A continuación, se muestra la clasificación, por duración y profundidad, de los 1.142 *drawdowns* relevantes, etiquetados con números 1, 2, 3 y 4, por la profundidad y con letras, A, B, C y D, por su duración, como en la Tabla 1:3.

Las Figuras 1:14 a la 1:21 muestran los resultados iniciando en la Figura 1:14 con todos los índices de la muestra y de la Figura 1:15 a la 1:21, por regiones. En la categoría B2 (duración entre 30 y 90 días y profundidad entre  $18\%$  y  $31\%$ ) se

concentra la mayor cantidad de *drawdowns* en todas las regiones. Los 73 índices bursátiles presentaron en esa celda 380 *drawdowns* que corresponden al 33,27% de las 1.142 caídas.

En 3 de las celdas que rodean a la B2: las celdas C2, B3 y A2, se encontró alta incidencia de casos. El segundo lugar lo ocupó la celda C2 (duración entre 90 y 150 días y pérdida de 18% a 31%) con 126 casos totales (11,03%). La celda B3 (duración entre 30 y 90 días y pérdida entre 31% y 41%) ocupó el tercer lugar con 110 *drawdowns* (9,6%) y la celda A2 (menos de 30 días de duración y pérdida entre 18% y 31%), tuvo 87 casos (7,6%). Estas cuatro clases juntas comprenden el 61,47% de los casos. Si se suma la celda B1 (entre 30 y 90 días de duración y menos de 18% de pérdida) que ocupa el 5º lugar de incidencias, tendremos el 67,3% de todos los casos en esas cinco clases.

El 57,52% de los casos están en la columna 2 (pérdidas entre 18% y 31%). Otra forma de verlo es que el 53,14% de los casos se ubicaron en la fila B (30 a 90 días de duración) y si se combinan ambos (todos los casos en B y en 2) se tiene el 77,4%. Si se agregan las celdas C3 y C4 (duración 90-150 días y pérdidas mayores a 31%) se alcanza el 87,5% de todos los casos en 9 de 16 clases (56,3%).

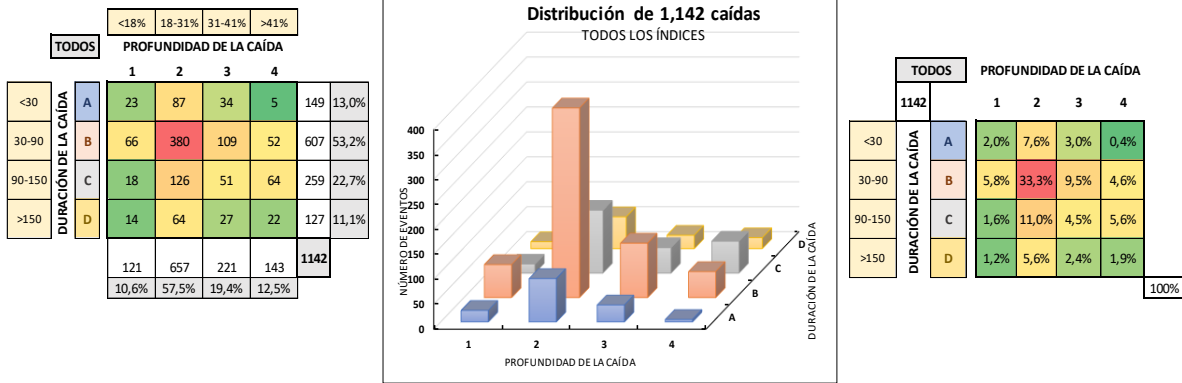
La incidencia de casos en la celda B2 por región fue la siguiente: Estados Unidos tuvo incidencia de 34,5%, Asia emergente 40,3%, Europa desarrollada 27,1%, Canadá y Latinoamérica 37,2%, Europa emergente y Sudáfrica 31,4% y Asia Pacífico 32,6% de los casos.

Si se considera como modelo estándar la distribución de los *drawdowns* totales (los 1.142 de todos los índices de la Fig. 1:15) se descubre que los índices de la región de Asia Pacífico (Fig. 1:19) son los menos diferenciados ya que las distribuciones de este grupo se parecen mucho a las de los totales.

Las principales desviaciones del modelo estándar son las siguientes:

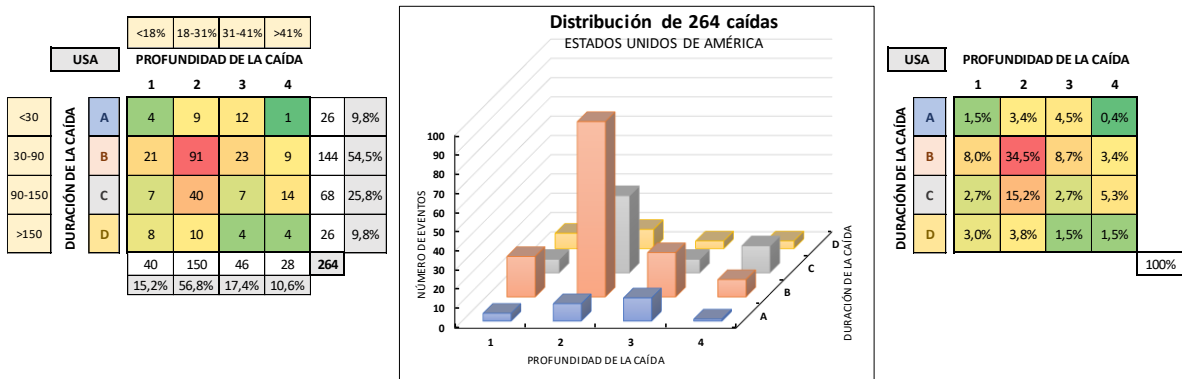
- i. Escasa incidencia de eventos de baja profundidad (A1, B1, C1 y D1) en los grupos de Asia emergente (Fig. 1:20), Europa emergente (Fig. 1:18), sobre todo, del grupo de Canadá y Latinoamérica (Fig. 1:16).
- ii. Baja incidencia de eventos de larga duración (D1, D3 y D4) en los índices regionales (Figura 1:21).
- iii. Escasa presencia de caídas muy profundas (A4, B4, C4 y D4) y alta incidencia de caídas de baja profundidad (A1, A2 y A3) en los índices de Europa desarrollada (Figura 1:17). Este grupo también destaca por la alta incidencia de caídas en B1, C2, D2, C3 y D3 comparadas con la incidencia general.
- iv. Incidencia notoriamente alta de caídas en el grupo C (duración entre 90 y 150 días) en los índices regionales (Fig. 1:21), sobre todo en las celdas C2 (pérdida del 18% a 31%) y C4 (pérdida >41%). Este mismo grupo se destaca por la relativamente baja incidencia de casos en B2, B3 y B4.
- v. Asia emergente (Fig. 1:20) destaca por alta incidencia de casos en el nivel 2 de profundidad (18% a 31%) y baja incidencia en el nivel 3 de profundidad (31% a 41%), comparado con la distribución general.
- vi. Europa emergente (Figura 1:18) tuvo muy alta incidencia en A2, B3 y B4.
- vii. Los índices de Estados Unidos tuvieron baja incidencia de caídas del grupo de corta duración (menos de 30 días), sobre todo en A1, A2 y A4. El resto de la incidencia fue muy parecido al modelo estándar.
- viii. En el grupo total de índices (Figura 1:14), el menor número de caídas se ubicó en la clase A4 (duración <30 días y profundidad >41%) con 5 caídas (0,5%).
- ix. En los índices regionales, en Asia Pacífico y en Asia emergente la clase A4 no presentó ningún evento y en el grupo de índices de Estados Unidos y de Europa desarrollada esta misma clase A4 fue la que tuvo menor incidencia (0,4%).

**Figura 1:14.** Distribución de 1.142 caídas (73 índices bursátiles)



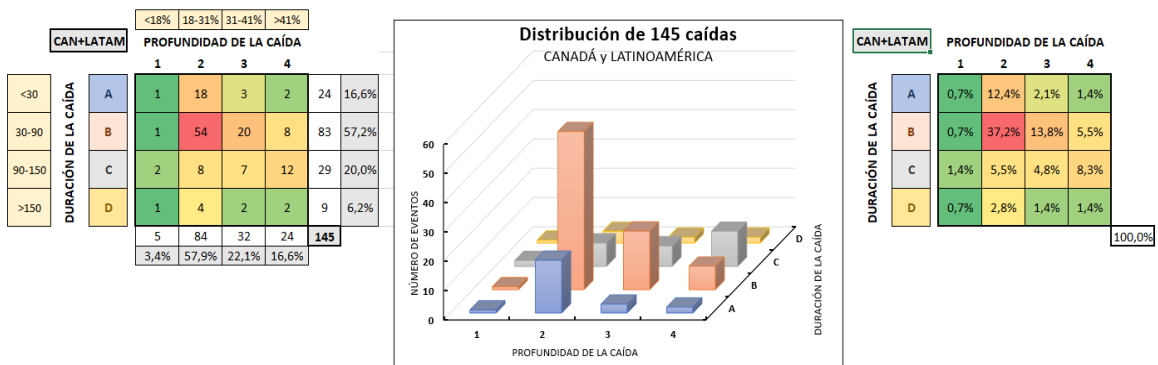
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:15.** Distribución de 264 caídas (índices Estados Unidos)



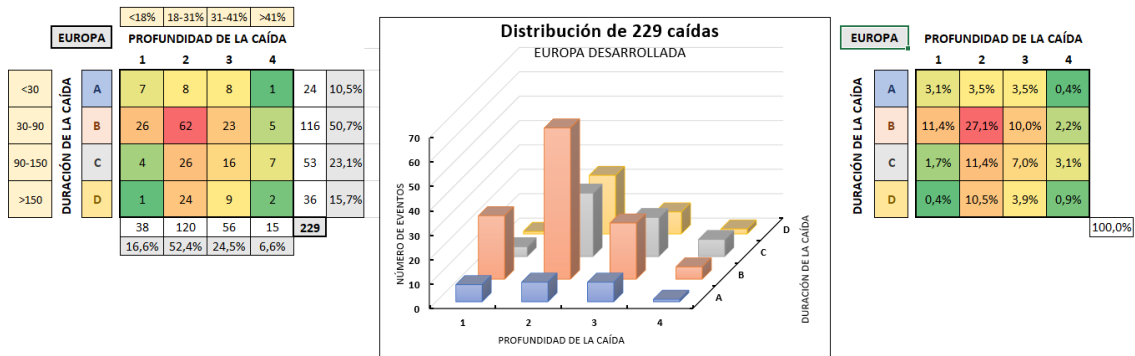
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:16.** Distribución de 145 caídas (índices Canadá y Latinoamérica)



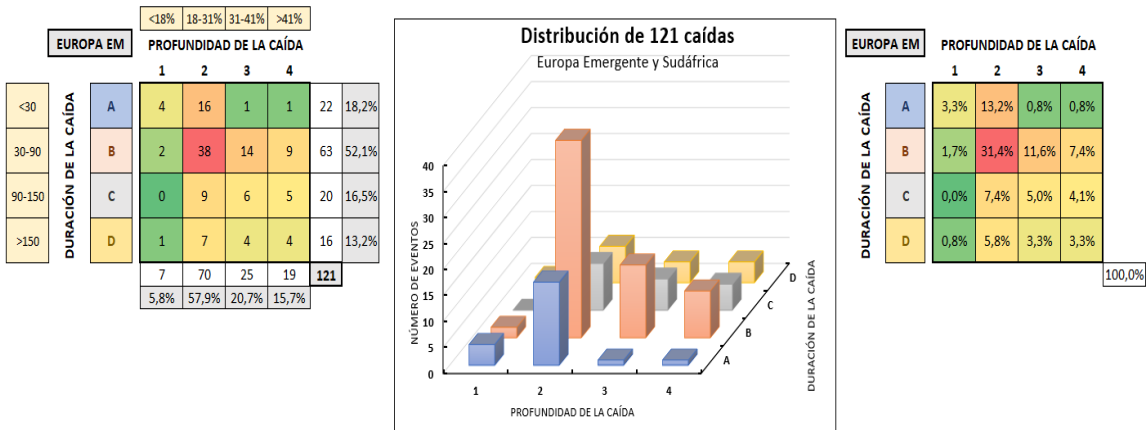
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:17.** Distribución de 229 caídas (índices Europa desarrollada)



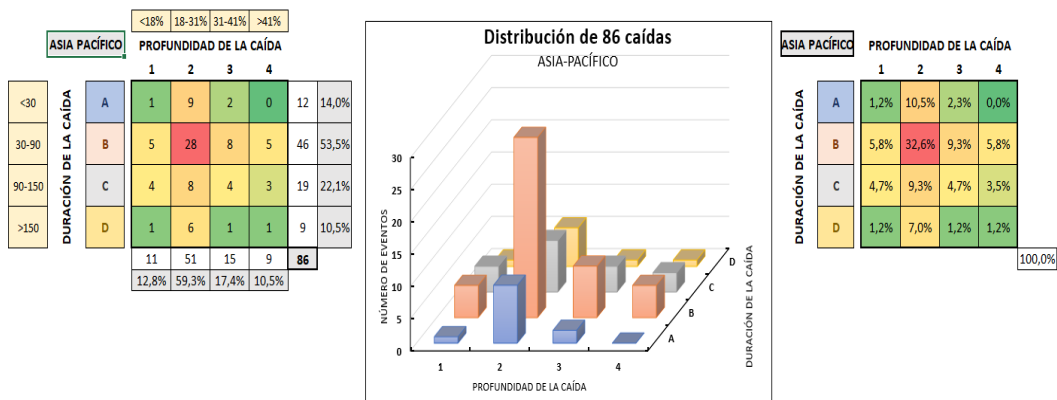
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:18.** Distribución de 121 caídas (Europa emergente y Sudáfrica)



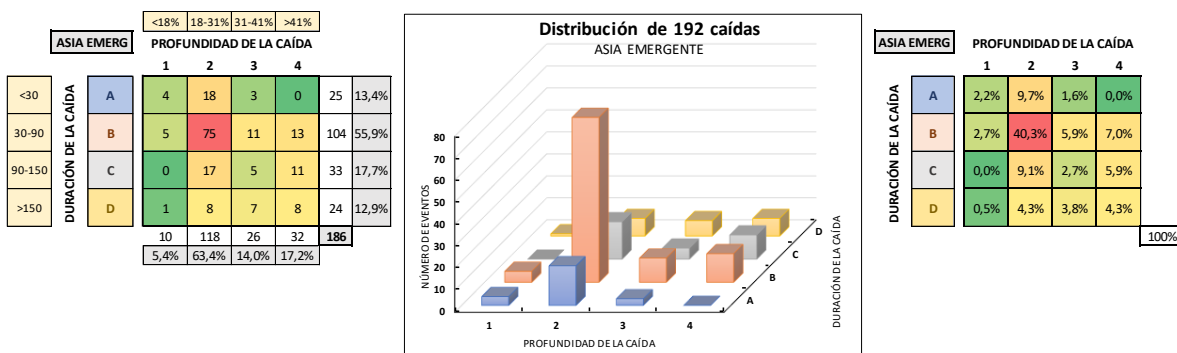
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:19.** Distribución de 86 caídas (índices Asia Pacífico)



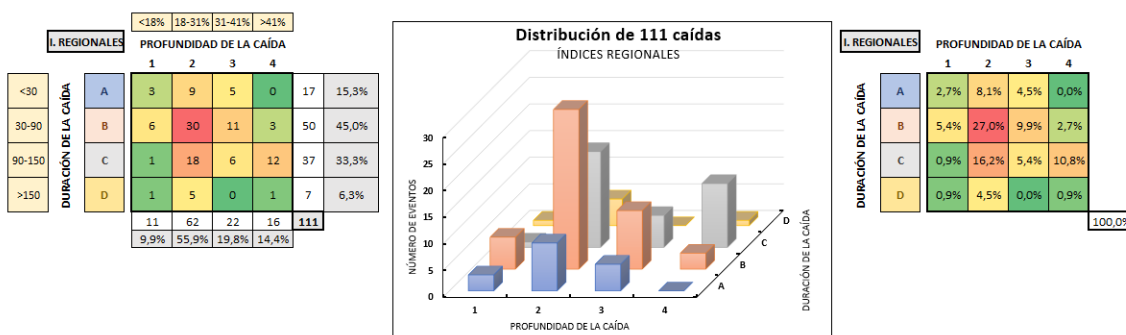
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:20.** Distribución de 186 caídas (índices Asia Emergente)



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:21.** Distribución de 111 caídas (índices regionales)



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**4.6. Análisis de las características estilizadas de las series de tiempo.**

En la Tabla 1:7 se presenta el conjunto de *drawdowns* identificados en el índice Standard & Poor's 500 ordenados por fecha (de más antiguo a más reciente) y numerados por su magnitud (de más profundos a menos profundos). En este ejemplo la caída más profunda alcanzó un descenso del 42,15% comparado con su máximo de 63 días (#1, 20-11-2008) y la menos profunda se alejó del máximo de 63 días lo equivalente al 19.31% (#13, 31-8-1998). La caída #1 pertenece a la clase 4 (>41%) y las caídas #2 y #3 pertenecen a la clase 3 (31%-40.99%). Las otras 10 caídas pertenecen a la clase 2 (18% a 30.99%).



**Tabla 1:7.** Conjunto de *drawdowns*. Índice Standard & Poor's 500.

# de la caída por tamaño	Max DD 63	Fecha
10	-19,81%	22/10/1957
6	-25,30%	26/06/1962
7	-23,21%	26/05/1970
5	-27,59%	13/09/1974
3	-33,24%	19/10/1987
9	-19,92%	11/10/1990
13	-19,31%	31/08/1998
11	-19,69%	4/04/2001
8	-21,93%	21/09/2001
4	-27,91%	23/07/2002
1	-42,15%	20/11/2008
12	-19,63%	24/12/2018
2	-33,92%	23/03/2020

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En la Figura 1:22 se muestra gráficamente el *drawdown* #10 (22-10-1957) del ejemplo anterior.

**Figura 1:22.** *Drawdown* vs Max 63 días. Índice S&P500 - caída #10

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En la Tabla 1:8 se muestra un ejemplo (caso #10 del S&P500) de la forma en que se hicieron las estimaciones para cada uno de los 1,142 *drawdowns*<sup>13</sup>. Ya se indicó (ecuación #6) que la volatilidad dinámica se representa como desviación estándar anualizada. Los niveles referidos en la Tabla 1:8 (max, min, promedio) corresponden a todos los valores (diarios) medidos durante los 70 días de la caída (\*5). Lo mismo se hizo con los demás parámetros de la tabla.

<sup>13</sup> Este ejemplo se presenta para que se comprenda mejor la información de las tablas 9 a la 18.

**Tabla 1:8.** Ejemplo de registro. Comportamiento de un *drawdown*. Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración y Aceleración Absoluta

DD máx #10	VOL DIN	Price ROC (velocidad 22d)	Acel 22d-1	Acel 22d abs
max	19,36	3,91	2,41	2,62
min	6,69	-11,82	-2,62	0,02
promedio	12,3165	-4,2299	-0,1861	0,9101
<b>* (1)</b> -19,81%	<b>*(2)</b> 16/07/1957	<b>*(3)</b> 22/10/1957	<b>*(4)</b> 98	<b>*(5)</b> 70

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

\* (1) Profundidad de la caída en la fecha final. Corresponde a la separación máxima entre el precio y el nivel máximo de 63 días.

\* (2) Fecha inicial de la caída. Corresponde al nivel máximo previo. En esta fecha el precio o valor del índice coincide con el nivel máximo de 63 días.

\* (3) Fecha final del *drawdown*. Fecha en que se alcanza el nivel más bajo en la caída. La distancia entre el precio y el máximo de 63 días debe ser máxima.

\* (4) Días calendario de la caída desde la fecha inicial hasta la fecha final.

\* (5) Días de operación de la caída, desde la fecha inicial hasta la fecha final.

**Tabla 1:9.** Comportamiento de los *drawdowns* vs Max 63 días - Vol. dinámica, Price ROC (velocidad), Aceleración y A. Absoluta. S&P500

1	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	2	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	3	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs
max	79,71	6,42	7,34	15,02	max	82,74	2,55	7,33	10,28	max	84,63	7,70	2,20	18,39
min	14,38	-29,79	-15,02	0,01	min	11,17	-33,67	-10,28	0,06	min	13,24	-28,61	-18,39	0,02
promedio	14,71	0,63	0,00	1,05	promedio	15,28	0,78	0,00	1,08	promedio	18,57	-2,53	-0,99	1,61
<b>-42,15%</b>	20/05/2008	20/11/2008	184	130	<b>-33,92%</b>	20/02/2020	23/03/2020	32	23	<b>-33,24%</b>	26/08/1987	19/10/1987	54	38
4	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	5	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	6	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs
max	32,82	7,91	5,15	5,15	max	28,52	9,92	5,68	5,68	max	25,47	3,77	3,80	3,80
min	12,87	-20,73	-4,87	0,00	min	10,77	-16,93	-5,43	0,01	min	5,73	-15,73	-3,59	0,00
promedio	13,68	0,67	0,00	0,98	promedio	18,55	-3,67	-0,11	1,37	promedio	10,96	-3,72	-0,11	0,74
<b>-27,91%</b>	7/01/2002	23/07/2002	197	137	<b>-27,59%</b>	15/10/1973	13/09/1974	333	232	<b>-25,30%</b>	13/12/1961	26/06/1962	195	135
7	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	8	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	9	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs
max	22,91	5,90	3,60	3,60	max	27,57	6,92	3,02	4,54	max	24,78	2,37	4,17	4,30
min	7,63	-16,29	-3,34	0,02	min	14,28	-18,02	-4,54	0,01	min	11,84	-13,70	-4,30	0,08
promedio	12,45	-3,50	-0,16	0,91	promedio	13,43	0,72	0,00	0,96	promedio	12,22	0,69	0,00	0,87
<b>-23,21%</b>	11/11/1969	26/05/1970	196	136	<b>-21,93%</b>	22/05/2001	21/09/2001	122	82	<b>-19,92%</b>	17/07/1990	11/10/1990	86	62
10	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	11	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs	12	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs
max	19,36	3,91	2,41	2,62	max	31,58	7,87	6,84	6,84	max	24,30	3,66	4,60	4,60
min	6,69	-11,82	-2,62	0,02	min	10,93	-13,87	-5,23	0,00	min	5,87	-11,01	-4,37	0,01
promedio	12,32	-4,23	-0,19	0,91	promedio	13,19	0,74	0,00	0,94	promedio	15,31	0,85	0,00	1,08
<b>-19,81%</b>	16/07/1957	22/10/1957	98	70	<b>-19,69%</b>	5/09/2000	4/04/2001	211	147	<b>-19,63%</b>	21/09/2018	24/12/2018	94	65
13	VOL DIN	Price ROC	Acel 22d-1	Acel 22d abs										
max	34,57	6,95	2,59	7,51										
min	12,25	-16,21	-7,51	0,06										
promedio	12,47	0,75	0,00	0,89										
<b>-19,31%</b>	20/07/1998	31/08/1998	42	31										

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En la Tabla 1:9 se presenta, como ejemplo, la información de los 13 *drawdowns* identificados en el índice S&P500 como se recabaron inicialmente. Lo mismo se realizó para los 1.142 *drawdowns* de los 73 índices bursátiles.

En la Tabla 1:10 se presenta esta información, organizada en los rubros de Volatilidad dinámica, Price Roc, Aceleración, Aceleración Absoluta, Datos generales y Velocidad Promedio diaria (% de caída / # de días de operación).

**Tabla 1:10.** Resumen de información de los *drawdowns*.  
Todas las caídas del Índice S&P500

Volatilidad Dinámica	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Max	79,71	82,74	84,63	32,82	28,52	25,47	22,91	27,57	24,78	19,36	31,58	24,30	34,57
Min	14,38	11,17	13,24	12,87	10,77	5,73	7,63	14,28	11,84	6,69	10,93	5,87	12,25
Promedio	14,71	15,28	18,57	13,68	18,55	10,96	12,45	13,43	12,22	12,32	13,19	15,31	12,47
Promedio gral del índice	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60	13,60
Price Roc	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Max	6,42	2,55	7,70	7,91	9,92	3,77	5,90	6,92	2,37	3,91	7,87	3,66	6,95
Min	-29,79	-33,67	-28,61	-20,73	-16,93	-15,73	-16,29	-18,02	-13,70	-11,82	-13,87	-11,01	-16,21
Promedio	0,63	0,78	-2,53	0,67	-3,67	-3,72	-3,50	0,72	0,69	-4,23	0,74	0,85	0,75
Promedio gral del índice	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76	0,76
Acel 22d-1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Max	7,34	7,33	2,20	5,15	5,68	3,80	3,60	3,02	4,17	2,41	6,84	4,60	2,59
Min	-15,02	-10,28	-18,39	-4,87	-5,43	-3,59	-3,34	-4,54	-4,30	-2,62	-5,23	-4,37	-7,51
Promedio	0,00	0,00	-0,99	0,00	-0,11	-0,11	-0,16	0,00	0,00	-0,19	0,00	0,00	0,00
Promedio gral del índice	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003
Acel 22d abs.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Max	15,02	10,28	18,39	5,15	5,68	3,80	3,60	4,54	4,30	2,62	6,84	4,60	7,51
Min	0,01	0,06	0,02	0,00	0,01	0,00	0,02	0,01	0,08	0,02	0,00	0,01	0,06
Promedio	1,05	1,08	1,61	0,98	1,37	0,74	0,91	0,96	0,87	0,91	0,94	1,08	0,89
Promedio gral del índice	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97	0,97
Datos generales	20/11/2008	23/03/2020	19/10/1987	23/07/2002	13/09/1974	26/06/1962	26/05/1970	21/09/2001	11/10/1990	22/10/1957	4/04/2001	24/12/2018	31/08/1998
# de la caída por tamaño	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Días calendario	184	32	54	197	333	195	196	122	86	98	211	94	42
Días de operación	130	23	38	137	232	135	136	82	62	70	147	65	31
% de caída (Profundidad del DD máx.)	-42,2%	-33,9%	-33,2%	-27,9%	-27,6%	-25,3%	-23,2%	-21,9%	-19,9%	-19,8%	-19,7%	-19,6%	-19,3%
Velocidad prom. diaria	-0,324%	-1,475%	-0,875%	-0,204%	-0,119%	-0,187%	-0,171%	-0,267%	-0,321%	-0,283%	-0,134%	-0,302%	-0,623%

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En las Tablas 1:11 a la 1:18, se realiza el acopio de la información de los *drawdowns* de cada grupo de índices y se presentan de la siguiente manera:

Horizontalmente las 8 tablas tienen tres segmentos; En el segmento superior, se presentan datos de los *drawdowns* derivados directamente de los precios (% de caída máxima, promedio diario de caída %, volatilidad dinámica, velocidad, aceleración, aceleración absoluta y duración de la caída).

En los dos segmentos inferiores se tabulan los datos derivados de regresiones lineales por mínimos cuadrados ordinarios realizadas entre los datos del segmento superior que le corresponde, como variable dependiente (x), y uno u otro de dos valores de los *drawdowns*: 1) el monto de la caída (% de caída); 2) el

promedio diario de pérdida (promedio % diario), como variable independiente (y). En estos dos segmentos inferiores se anota la pendiente de la regresión, el coeficiente de correlación entre las series de datos comparadas, y el coeficiente  $R^2$  de la regresión correspondiente. En fondo de color gris se marcan los datos que destacan por su valor y por su significado, mismos que se comentan adelante.

**Tabla 1:11.** Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC (Velocidad), Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (73 índices bursátiles)

N=1.093	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días calendario	días de operación
MEDIA	-28.43%	-0.48%	44.88	16.94	27.16	10.32	-21.40	-5.19	5.61	-7.35	-0.51	7.65	0.05	1.88	122.52	85.45
MAX	-12.41%	-0.05%	175.54	88.65	113.36	81.68	-8.10	8.73	23.83	0.20	3.08	30.60	0.89	7.45	792.00	545.00
MIN	-76.79%	-2.40%	12.74	4.40	8.69	-6.88	-70.22	-30.85	-0.18	-30.60	-4.87	2.33	0.00	0.62	19.00	17.00
RANGO	64.38%	2.36%	162.80	84.25	104.68	88.56	62.12	39.58	24.01	30.81	7.95	28.27	0.89	6.83	773.00	528.00
DESVEST	10.25%	0.35%	21.25	9.62	12.99	9.65	9.29	3.76	2.86	3.95	0.57	3.94	0.09	0.87	85.49	58.45
CURTOSIS	1.54	4.30	3.20	7.89	6.33	12.13	1.88	6.30	3.45	5.55	10.62	5.26	21.85	5.03	7.68	7.61
PENDIENTE		0.012	-170.09	-31.86	-76.42	-30.27	82.60	22.58	-16.24	23.70	1.32	-23.90	-0.06	-4.55	Regresiones contra el	
CORREL		0.344	-0.820	-0.339	-0.603	-0.321	0.911	0.616	-0.581	0.615	0.239	-0.621	-0.063	-0.534	% de caída	
R2		0.118	0.672	0.115	0.363	0.103	0.830	0.379	0.337	0.378	0.057	0.385	0.004	0.285		
PENDIENTE	10.05		-2,845.7	-1,115.3	-2,026.50	-420.62	1,309.8	534.99	-23.17	403.24	134.13	-375.5	-13.64	-152.97	Regresiones contra el	
CORREL	0.3442		-0.470	-0.407	-0.548	-0.153	0.495	0.500	-0.028	0.358	0.831	-0.334	-0.519	-0.615	Promedio % diario	
R2	0.1185		0.221	0.165	0.300	0.023	0.245	0.250	0.001	0.128	0.691	0.112	0.270	0.379		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En la Tabla 1:11 se presenta los resultados para un total de 1.093 *drawdowns* de todos los índices. Este número difiere de los 1.142 reportados previamente dado que, para esta fase del análisis, se excluyeron los *drawdowns* que tenían 16 o menos días de duración ya que, como se indicó anteriormente, la velocidad de caída ha sido medida con un ROC de 22 días y se consideró que sería mejor evitar la distorsión que generarían las caídas con duración menor a 17 días<sup>14</sup>.

En la Tabla 1:11 se puede destacar que todos los parámetros tienen distribución leptocúrtica, alcanzando valor particularmente alto el mínimo de la aceleración absoluta ( $k=21,85$ ). Esta propiedad de los parámetros sugiere que la dispersión de los valores no es un proceso aleatorio, en cuyo caso se esperaría distribuciones normales y mesocúrticas en lugar de leptocúrticas<sup>15</sup>. En relación con este

<sup>14</sup> De los 1.142 *drawdowns* identificados, solo 1.093 se analizan en esta fase ya que 49 de ellos (4,29%) tenían 16 días de operación o menos

<sup>15</sup> La distribución de los parámetros sujetos a la ley de potencia es leptocúrtica, como se ha demostrado muchas veces (Sánchez, 2017)

concepto es particularmente significativa la leptocurticidad de la duración de las caídas (días calendario  $k=7,68$  y días de operación  $k=7,61$ ).

Como ya se indicó, en la parte central de la tabla en sentido horizontal se anotan datos de la regresión entre el parámetro correspondiente (encabezados de la tabla) y el porcentaje de caída máxima. En la parte más baja de la tabla, se muestran las mismas comparaciones realizadas contra el promedio diario de descenso de las caídas (*drawdown* máximo / número de días de operación).

En estos dos segmentos de la tabla se han resaltado en color gris oscuro las correlaciones con coeficientes de  $R^2$  alto ( $\rho > 0,8$  o  $\rho < -0,8$  con  $R^2$  mayor a 0,6), y en gris claro las correlaciones con valores medios altos ( $\rho > 0,5$  o  $\rho < -0,5$  con  $R^2$  mayor a 0,3).

Tentativamente se ha considerado que aquellos parámetros con altas correlaciones pudieran tener valor pronóstico para estimar la profundidad final de las caídas; en el caso de la Tabla 1:11, las correlaciones que más destacan contra el promedio % diario son la volatilidad dinámica máxima ( $\rho = -0,82$ ) y la velocidad mínima (que corresponde a la velocidad de caída más elevada) ( $\rho = 0,91$ ). La correlación contra el porcentaje de caída que destaca es el promedio de aceleración ( $\rho = 0,83$ ). Más adelante se muestran los gráficos de dispersión con las líneas de regresión y se comenta su significado.

**Tabla 1:12.** Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Índices Estados Unidos)

N=254	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días calendario	días de operación
MEDIA	-27.21%	-0.44%	44.71	14.50	25.71	8.77	-20.51	-5.07	5.69	-7.53	-0.42	7.80	0.05	1.80	128	88
MAX	-13.36%	-0.07%	175.54	71.93	113.02	58.97	-8.10	2.18	19.08	-1.89	0.00	30.60	0.58	6.66	792	545
MIN	-76.79%	-2.31%	12.74	4.75	9.00	-0.88	-70.22	-30.65	1.16	-30.60	-4.87	2.56	0.00	0.64	22	17
RANGO	63.43%	2.23%	162.80	67.18	104.01	59.85	62.12	32.83	17.93	28.72	4.88	28.04	0.58	6.02	770	528
DESVEST	9.94%	0.37%	23.52	8.08	13.00	7.64	9.05	3.80	2.90	4.37	0.51	4.36	0.09	0.90	84	57
CURTOSIS	2.32	5.31	3.29	11.71	9.00	10.21	3.40	9.18	3.62	5.13	23.25	4.80	14.67	4.88	15.45	15.86
PENDIENTE		0.016	-198.47	-30.52	-84.77	-22.86	82.15	24.62	-18.43	31.09	1.59	-31.25	-0.11	-5.20	Regresiones contra el	
CORREL		0.430	-0.838	-0.375	-0.648	-0.297	0.902	0.644	-0.632	0.707	0.307	-0.712	-0.129	-0.574	%	
R2		0.185	0.703	0.141	0.420	0.088	0.814	0.414	0.399	0.500	0.094	0.506	0.017	0.330	de caída	
PENDIENTE	11.68		-3,834.49	-614.79	-1,969.55	33.9	1,520.2	654.9	-149.5	471.1	119.8	-446.0	-12.5	-162.4	Regresiones contra el	
CORREL	0.4300		-0.596	-0.279	-0.554	0.016	0.615	0.631	-0.189	0.395	0.853	-0.374	-0.524	-0.661	Promedio % diario	
R2	0.1849		0.356	0.078	0.307	0.000	0.378	0.398	0.036	0.156	0.727	0.140	0.275	0.437		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En la Tabla 1:12 se muestran los resultados de los *drawdowns* de los índices de Estados Unidos. Nuevamente, destaca la leptocurticidad general de la distribución de parámetros y las mismas correlaciones elevadas que se comentaron antes.

En la Tabla 1:13 se presentan los resultados de Canadá y Latinoamérica. Una vez más, se encontró curtosis alta en todos los parámetros, aunque en este grupo encontramos valores menos pronunciados que en Estados Unidos, con excepción de la curtosis de velocidad máxima ( $k=15.02$ ). Las correlaciones altas volvieron a incidir en los mismos rubros.

**Tabla 1:13.** Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Canadá y Latinoamérica)

N=131	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días calendario	días de operación
MEDIA	-30.98%	-0.55%	51.04	20.92	31.32	12.25	-23.82	-5.62	5.89	-7.98	-0.64	8.23	0.06	2.10	107	74
MAX	-15.13%	-0.08%	175.54	63.14	113.36	81.68	-9.37	2.25	15.46	-2.55	-0.08	28.58	0.48	5.86	387	263
MIN	-76.32%	-1.70%	17.30	5.88	10.06	-6.88	-70.22	-30.85	-0.18	-28.58	-2.19	2.69	0.00	0.69	23	18
RANGO	61.19%	1.62%	158.24	57.26	103.30	88.56	60.84	33.11	15.64	26.04	2.11	25.90	0.48	5.17	364	245
DESVEST	11.50%	0.31%	25.14	11.73	15.57	10.73	10.73	3.80	2.80	4.42	0.47	4.36	0.09	0.92	69	48
CURTOSIS	1.50	1.09	3.45	2.30	5.09	15.02	2.01	14.32	0.18	5.10	0.70	5.03	7.67	1.58	3.78	3.80
PENDIENTE		0.008	-185.54	-26.71	-77.51	-27.47	86.12	21.66	-15.85	21.34	0.60	-22.01	0.08	-4.26	Regresiones contra el % de caída	
CORREL		0.293	-0.849	-0.262	-0.573	-0.294	0.923	0.656	-0.651	0.555	0.148	-0.580	0.099	-0.531		
R2		0.086	0.720	0.069	0.328	0.087	0.851	0.431	0.424	0.308	0.022	0.337	0.010	0.282		
PENDIENTE	10.69		-3,627.8	-1,858.0	-2,745.5	-497.2	1,208.83	582.71	-114.70	538.36	127.51	-512.2	-12.08	-173.87	Regresiones contra el Promedio % diario	
CORREL	0.2928		-0.455	-0.499	-0.555	-0.146	0.355	0.484	-0.129	0.384	0.855	-0.370	-0.424	-0.593		
R2	0.0857		0.207	0.249	0.309	0.021	0.126	0.234	0.017	0.147	0.732	0.137	0.180	0.352		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

Las Tablas 1:14 y 1:15 muestran la misma información anterior para Europa desarrollada y para Europa emergente y Sudáfrica. Los parámetros que vale la pena destacar volvieron a ser la leptocurticidad general y las correlaciones altas de volatilidad dinámica máxima y velocidad mínima (velocidad más negativa) comparadas con el porcentaje de caída y promedio de aceleración comparado con el promedio porcentual diario de caída, lo mismo que se encontró en los grupos americanos.

**Tabla 1:14. Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Europa Desarrollada)**

N=226	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días de calendario	días de operación
MEDIA	-26.64%	-0.43%	40.48	14.08	23.60	7.40	-20.00	-5.16	5.15	-6.44	-0.42	6.71	0.04	1.64	134	94
MAX	-12.91%	-0.07%	92.46	47.55	55.47	22.08	2.90	5.71	14.82	-2.47	-0.05	18.73	0.39	3.61	563	391
MIN	-58.04%	-2.19%	16.62	4.40	8.69	-5.05	-48.96	-20.98	0.66	-18.73	-2.46	2.85	0.00	0.64	22	17
RANGO	45.13%	2.12%	75.84	43.16	46.78	27.13	51.87	26.69	14.16	16.26	2.42	15.89	0.39	2.98	541	374
DESVEST	8.78%	0.36%	15.78	5.15	8.47	4.00	8.51	3.50	2.53	2.83	0.44	2.77	0.07	0.57	91	64
CURTOSIS	0.22	7.64	0.43	10.84	1.54	1.25	1.00	4.18	1.80	2.50	6.86	2.05	10.24	0.57	4.91	4.88
PENDIENTE		0.013	-146.63	-14.28	-59.52	-12.39	82.12	26.23	-12.55	20.96	1.08	-21.00	0.00	-3.55	Regresiones contra el % de caída	
CORREL		0.325	-0.815	-0.243	-0.616	-0.272	0.847	0.657	-0.436	0.650	0.214	-0.664	-0.004	-0.543		
R2		0.106	0.665	0.059	0.380	0.074	0.717	0.432	0.190	0.423	0.046	0.441	0.000	0.294		
PENDIENTE	7.87		-1,632.95	-269.23	-1,138.03	173.44	1,116.9	614.11	144.15	213.17	116.51	-200.6	-10.95	-94.72	Regresiones contra el Promedio % diario	
CORREL	0.3254		-0.375	-0.190	-0.487	0.157	0.476	0.635	0.207	0.273	0.954	-0.262	-0.594	-0.597		
R2	0.1059		0.141	0.036	0.237	0.025	0.226	0.404	0.043	0.075	0.910	0.069	0.353	0.357		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Tabla 1:15. Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Europa Emergente y Sudáfrica)**

N=117	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días de calendario	días de operación
MEDIA	-30.84%	-0.57%	52.23	22.49	33.41	16.62	-23.74	-4.34	6.44	-8.71	-0.80	9.10	0.10	2.33	118	82
MAX	-15.24%	-0.07%	140.80	60.58	88.86	76.12	-8.12	8.73	23.83	-2.93	0.06	28.09	0.89	5.88	523	329
MIN	-65.79%	-2.40%	21.57	7.06	12.79	1.51	-53.45	-20.34	0.74	-28.09	-4.02	3.19	0.00	0.84	19	17
RANGO	50.55%	2.33%	119.23	53.52	76.07	74.60	45.34	29.07	23.09	25.16	4.09	24.89	0.88	5.04	504	312
DESVEST	11.45%	0.39%	23.22	12.46	15.86	14.51	10.30	4.58	3.69	4.47	0.81	4.54	0.16	1.12	98	65
CURTOSIS	1.07	3.95	1.68	1.40	1.56	2.96	0.58	2.25	5.12	3.34	4.64	3.29	9.30	1.43	4.05	3.66
PENDIENTE		0.010	-167.08	-34.85	-81.74	-44.61	82.82	22.12	-20.95	20.52	1.11	-21.86	-0.10	-4.86	Regresiones contra el % de caída	
CORREL		0.289	-0.824	-0.320	-0.590	-0.352	0.921	0.553	-0.650	0.525	0.156	-0.551	-0.069	-0.497		
R2		0.083	0.679	0.103	0.349	0.124	0.848	0.305	0.422	0.276	0.024	0.304	0.005	0.247		
PENDIENTE	8.53		-2,243	-1,885	-2,266	-1,227	1,057	212.06	56.27	354.16	174.90	-310.70	-23.96	-174.00	Regresiones contra el Promedio % diario	
CORREL	0.2887		-0.374	-0.586	-0.554	-0.328	0.398	0.179	0.059	0.307	0.836	-0.265	-0.567	-0.602		
R2	0.0834		0.140	0.344	0.307	0.108	0.158	0.032	0.003	0.094	0.698	0.070	0.321	0.362		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Tabla 1:16. Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Asia Pacífico)**

N=80	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días de calendario	días de operación
MEDIA	-27.68%	-0.48%	42.83	16.19	25.96	9.06	-21.21	-5.52	5.50	-6.96	-0.45	7.41	0.05	1.77	119	83
MAX	-14.97%	-0.08%	137.22	59.34	87.90	36.90	-8.28	-0.17	33.95	0.20	3.08	33.95	0.23	5.42	418	287
MIN	-62.65%	-1.69%	15.49	5.81	10.78	0.47	-52.74	-25.56	0.93	-29.43	-2.30	2.46	0.00	0.69	26	19
RANGO	47.68%	1.60%	121.72	53.52	77.12	36.43	44.46	25.39	33.03	29.63	5.38	31.49	0.23	4.73	392	268
DESVEST	10.28%	0.34%	21.40	8.33	13.03	7.05	9.59	4.38	4.01	4.39	0.67	4.58	0.05	0.76	85	58
CURTOSIS	1.36	2.68	5.15	8.70	8.70	5.46	1.53	6.92	32.08	11.02	10.78	15.66	2.14	5.52	3.14	3.18
PENDIENTE		0.018	-173.33	-38.78	-85.91	-25.96	86.35	30.97	-19.45	27.22	2.25	-28.01	-0.10	-4.54	Regresiones contra el % de caída	
CORREL		0.526	-0.832	-0.478	-0.678	-0.379	0.926	0.726	-0.499	0.638	0.344	-0.628	-0.198	-0.611		
R2		0.277	0.693	0.229	0.460	0.143	0.857	0.528	0.249	0.407	0.119	0.394	0.039	0.374		
PENDIENTE	15.67		-3,538.0	-1,069.5	-2,402.9	-428.6	1,748.29	904.44	-199.02	665.50	120.96	-659.54	-7.39	-152.91	Regresiones contra el Promedio % diario	
CORREL	0.5260		-0.570	-0.443	-0.636	-0.210	0.629	0.712	-0.171	0.523	0.622	-0.496	-0.481	-0.691		
R2	0.2767		0.325	0.196	0.405	0.044	0.396	0.507	0.029	0.274	0.387	0.246	0.232	0.477		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Tabla 1:17.** Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Asia Emergente)

N=180	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días calendario	días de operación
MEDIA	-28.83%	-0.49%	45.31	20.51	30.15	13.41	-21.08	-4.91	5.98	-8.00	-0.56	8.25	0.05	2.06	119	82
MAX	-16.49%	-0.08%	137.97	88.65	98.86	71.37	-9.19	7.50	29.85	0.11	2.03	29.85	0.70	7.45	498	333
MIN	-64.43%	-1.90%	15.23	5.55	10.18	0.43	-45.64	-21.24	0.27	-29.85	-3.60	2.38	0.00	0.78	22	17
RANGO	47.94%	1.83%	122.74	83.10	88.67	70.94	36.45	28.74	29.58	29.95	5.63	27.46	0.70	6.67	476	316
DESVEST	9.78%	0.32%	20.65	11.58	14.48	12.35	8.16	3.79	3.34	4.75	0.62	4.66	0.08	0.97	85	58
CURTOSIS	0.32	2.72	2.64	8.33	5.70	5.96	0.30	2.48	14.33	5.59	6.93	5.75	29.14	6.44	5.04	4.00
PENDIENTE		0.008	-139.31	-40.23	-75.58	-44.45	74.79	22.03	-13.44	21.42	1.29	-20.76	-0.06	-4.87	Regresiones contra el % de caída	
CORREL		0.245	-0.660	-0.340	-0.510	-0.352	0.896	0.568	-0.394	0.440	0.201	-0.436	-0.065	-0.489		
R2		0.060	0.435	0.115	0.260	0.124	0.803	0.323	0.155	0.194	0.041	0.190	0.004	0.239		
PENDIENTE	7.43		-2,749.5	-2,006.7	-2,643.2	-962.8	1,054.9	294.14	-68.21	495.94	151.72	-458.67	-13.48	-192.86	Regresiones contra el Promedio % diario	
CORREL	0.2449		-0.429	-0.558	-0.588	-0.251	0.416	0.250	-0.066	0.336	0.783	-0.317	-0.528	-0.638		
R2	0.0600		0.184	0.311	0.346	0.063	0.173	0.063	0.004	0.113	0.613	0.101	0.278	0.407		

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

Las Tablas 1:16 y 1:17 corresponden a los grupos de Asia Pacífico y Asia emergente respectivamente y la Tabla 1:18, a los Índices Regionales. Podemos destacar que en el grupo de Asia Emergente la correlación de la volatilidad dinámica máxima con el porcentaje de caída es menos marcada.

**Tabla 1:18.** Resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto. (Índices Regionales)

N=111	DRAWDOWNS		VOL DIN			Velocidad			Acel 22d-1			Acel 22d abs.			DURACIÓN	
	% de caída	promedio % diario	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	max	min	promedio	días calendario	días de operación
MEDIA	-29.02%	-0.47%	41.63	12.89	23.18	7.02	-21.83	-5.99	5.17	-6.34	-0.45	6.69	0.05	1.58	117	84
MAX	-12.41%	-0.05%	120.05	29.57	51.26	24.55	-8.74	-0.56	15.25	-2.09	0.01	15.25	0.54	3.19	626	449
MIN	-68.75%	-1.78%	13.41	5.07	8.71	-0.33	-57.76	-15.06	1.19	-14.20	-1.92	2.33	0.00	0.62	27	20
RANGO	56.34%	1.73%	106.64	24.50	42.56	24.88	49.02	14.49	14.06	12.11	1.93	12.92	0.54	2.57	599	429
DESVEST	10.72%	0.32%	20.23	4.65	8.56	4.88	9.98	3.08	2.71	2.82	0.41	2.99	0.08	0.54	78	56
CURTOSIS	1.64	2.50	2.72	1.78	0.42	2.62	1.35	0.39	1.19	-0.24	1.53	-0.29	15.89	0.02	15.77	15.92
PENDIENTE		0.007	-163.75	-14.82	-52.59	-9.75	86.40	18.53	-15.15	19.36	0.68	-19.98	0.01	-2.88	Regresiones contra el % de caída	
CORREL		0.234	-0.868	-0.341	-0.658	-0.214	0.927	0.645	-0.598	0.735	0.177	-0.715	0.014	-0.572		
R2		0.055	0.753	0.117	0.433	0.046	0.860	0.416	0.358	0.541	0.031	0.512	0.000	0.327		
PENDIENTE	7.88		-2,633.2	-322.5	-1,517.4	5.8	1,426.45	642.94	110.91	292.57	121.88	-278.2	-13.92	-106.09	Regresiones contra el Promedio % diario	
CORREL	0.2336		-0.413	-0.220	-0.563	0.004	0.454	0.663	0.130	0.329	0.943	-0.295	-0.546	-0.624		
R2	0.0545		0.171	0.048	0.317	0.000	0.206	0.440	0.017	0.108	0.889	0.087	0.298	0.389		

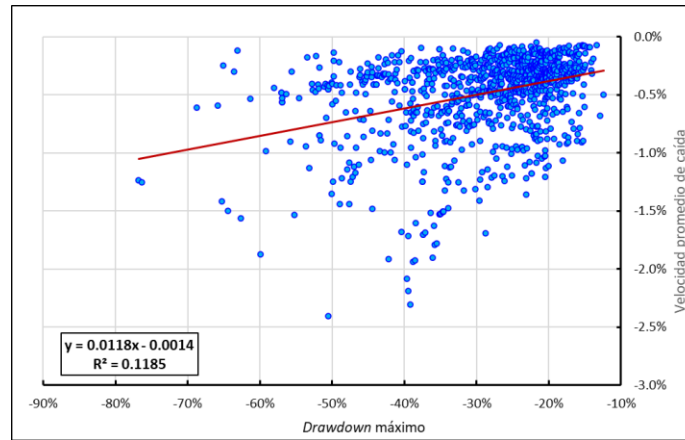
Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

La Figura 1:23 representa un diagrama de dispersión en el que se relaciona la velocidad promedio diaria de las caídas (ordenadas) contra la profundidad máxima (abscisas) para la muestra total de *drawdowns*. El bajo nivel de valor explicativo que tiene la variable independiente ( $R^2=0.118$ ) coincide con la baja correlación entre estas dos variables ( $\rho=0,344$ ), lo que refleja que en la muestra hay una mezcla de *drawdowns* de velocidad alta, media y baja sin una sistematización consistente entre los dos parámetros (ver Tabla 1:11). No



obstante, la pendiente de inclinación es altamente significativa como se muestra en la tabla subyacente a la figura.

**Figura 1:23.** DD Máximo vs Velocidad promedio diaria de caída

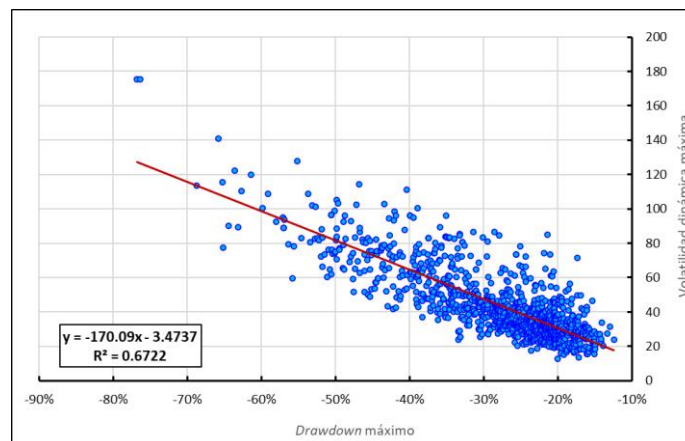


	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	-0,001436001	0,000294185	-4,881279908	1,211E-06	-0,002013234	-0,000858768
Pendiente	0,011790566	0,000973603	12,11024481	9,18138E-32	0,00988022	0,013700911

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En la Figura 1:24 se contrasta la volatilidad dinámica máxima (ordenadas) contra el *drawdown* máximo (abscisas). Aquí existe una clara relación entre las dos variables, de modo que podemos decir con confianza que, a mayor pico de volatilidad dinámica, mayor profundidad de la caída ( $\rho=-0,82$  y  $R^2=0,672$ ).

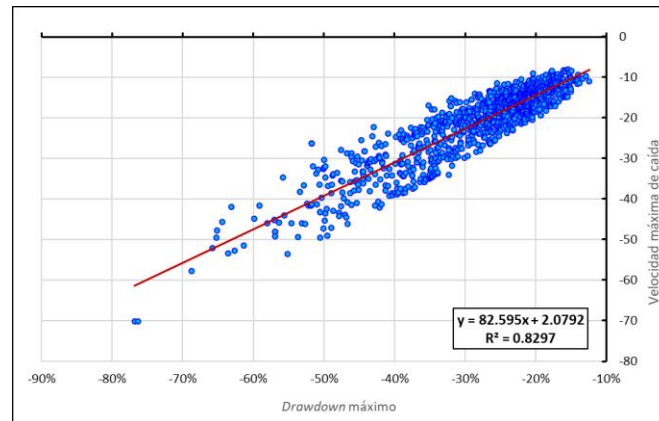
**Figura 1:24.** Drawdown Máximo vs Volatilidad Dinámica Máxima



	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	-3,47365998	1,086491441	-3,197135153	0,001427885	-5,605509121	-1,341810839
Pendiente	-170,0872542	3,595729269	-47,30257521	1,6345E-266	-177,1425812	-163,0319273

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:25.** *Drawdown* Máximo vs Velocidad Máxima de caída.

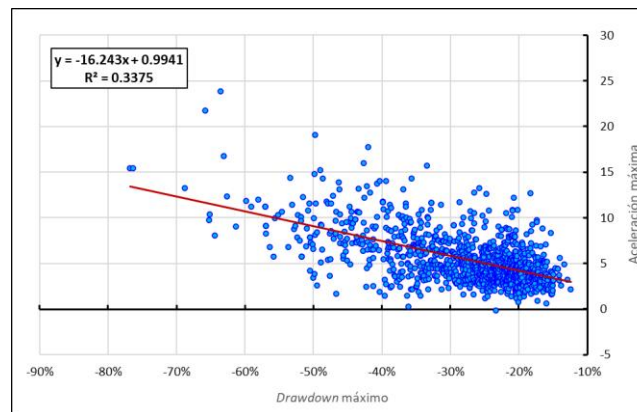


	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	2,079198586	0,342285346	6,074459839	1,71593E-09	1,407586558	2,750810613
Pendiente	82,59530671	1,132788892	72,91323855	0,0000	80,37261545	84,81799796

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

La Figura 1:25 muestra la relación entre el pico de velocidad de caída (ordenadas) contra el *drawdown* máximo (abscisas). Como en la figura anterior aquí también es evidente una alta relación que existe entre las dos variables ( $\rho=0,911$  y  $R^2=0,829$ ) de manera que, el pico de velocidad de caída medido como el ROC de 22 días puede considerarse como un buen predictor de la profundidad máxima que alcanzaría la caída.

**Figura 1:26.** *Drawdown* Máximo vs Aceleración Máxima.

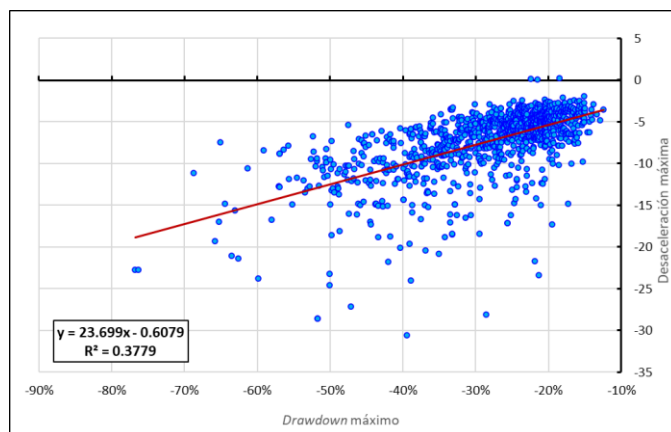


	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	0,994144372	0,208192617	4,775118289	2,04061E-06	0,585641153	1,402647591
Pendiente	-16,24275732	0,689010753	-23,57402589	1,2113E-99	-17,5946934	-14,89082124

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

Se realizaron tres comparaciones más del *drawdown* con otras tres variables; el resultado se representa gráficamente en las figuras 1:26, 1:27 y 1:28.

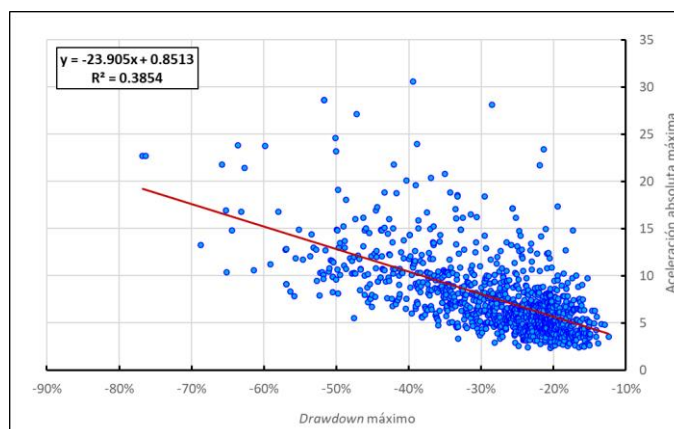
**Figura 1:27.** *Drawdown* Máximo vs Desaceleración Máxima.



	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	-0,607926151	0,278182254	-2,185352017	0,029075148	-1,153758891	-0,062093411
Pendiente	23,6991973	0,920640547	25,74207423	1,4307E-114	21,89277096	25,50562364

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

**Figura 1:28.** *Drawdown* Máximo vs Aceleración Absoluta Máxima.



	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	0,851281979	0,276142093	3,082767894	0,002102333	0,309452323	1,393111635
Pendiente	-23,90483684	0,913888659	-26,15727484	1,811E-117	-25,69801502	-22,11165865

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

La Figura 1:26 compara la profundidad de caída con la aceleración máxima, la Figura 1:27 la compara con la desaceleración máxima (aceleración mínima o aceleración negativa máxima) y la Figura 1:28 con la aceleración absoluta

máxima. Las tres comparaciones muestran grados moderados de poder explicativo de estas variables ( $R^2 = 0,337, 0,378$  y  $0,385$  respectivamente).

En las pequeñas tablas que subyacen a las Figuras 1:23 a la 1:28 se muestran los resultados de las pruebas de hipótesis para las regresiones correspondientes. Las pruebas parten del supuesto de que se cumplen las condiciones para la inferencia:  $H_0: \alpha=0$  y  $\beta=0$  (siendo  $\alpha$  el intercepto y  $\beta$  la pendiente de la línea de regresión), la varianza de los términos es constante (homoscedástica), la no autocorrelación entre los términos aleatorios y la independencia de los errores con la variable explicativa (Martín, et al. 1997). En todas las pruebas se rechaza la hipótesis nula y se acepta que  $H_a: \alpha \neq 0$   $\beta \neq 0$ . La significancia estadística fue muy alta. Para la pendiente, con  $p < 0.01$  en todos los casos y para el intercepto,  $p < 0.01$  en todos los casos menos uno (desaceleración máxima, Figura 1:27) en el que  $p = 0.029$ .

En la Tabla 1:19 se presenta un resumen de los resultados de las tablas 1:12 a 1:18 para compararlos. Con respecto a la volatilidad dinámica los grupos con una media más alta fueron Europa Emergente (EE) y Canadá y Latinoamérica (C-Latam), sin embargo, los índices de Estados Unidos (EUA) alcanzaron valores máximos tan elevados como C-Latam.

En velocidad de caída (medida como ROC de 22 días negativo), nuevamente los grupos de EE y C-Latam tuvieron las medias más altas y los índices de EUA volvieron a alcanzar valores máximos tan elevados como C-Latam.

Con respecto a la Aceleración Máxima (lo que se comentó en metodología como un “acelerón”) fueron los índices de EE los que tuvieron el promedio más alto. Curiosamente, Asia Pacífico tuvo el valor máximo más elevado y Asia Emergente (AE) el segundo máximo más alto.

Los índices de EUA tuvieron la Aceleración Mínima (“enfrenón”) más negativa, mientras que EE y AE tuvieron los promedios más altos (más negativos).

**Tabla 1:19.** Comparación resultados Volatilidad dinámica, Price ROC, Aceleración 22d-1, Aceleración 22d-absoluto

		USA	Europa Desarrollada	Canadá y Latinoamérica	Europa Emergente	Asia Pacífico	Asia Emergente	Índices Regionales
<b>Volatilidad Dinámica</b>	MEDIA	44.71	40.48	51.04	52.23	42.83	45.31	41.63
	MAX	175.54	92.46	175.54	140.80	137.22	137.97	120.05
	MIN	12.74	16.62	17.30	21.57	15.49	15.23	13.41
<b>Velocidad de Caída (ROC min)</b>	MEDIA	-20.51	-20.00	-23.82	-23.74	-21.21	-21.08	-21.83
	MAX	-8.10	2.90	-9.37	-8.12	-8.28	-9.19	-8.74
	MIN	-70.22	-48.96	-70.22	-53.45	-52.74	-45.64	-57.76
<b>Aceleración Máxima</b>	MEDIA	5.69	5.15	5.89	6.44	5.50	5.98	5.17
	MAX	19.08	14.82	15.46	23.83	33.95	29.85	15.25
	MIN	1.16	0.66	-0.18	0.74	0.93	0.27	1.19
<b>Aceleración Mínima</b>	MEDIA	-7.53	-6.44	-7.98	-8.71	-6.96	-8.00	-6.34
	MAX	-1.89	-2.47	-2.55	-2.93	0.20	0.11	-2.09
	MIN	-30.60	-18.73	-28.58	-28.09	-29.43	-29.85	-14.20
<b>Aceleración Absoluta Máxima</b>	MEDIA	7.80	6.71	8.23	9.10	7.41	8.25	6.69
	MAX	30.60	18.73	28.58	28.09	33.95	29.85	15.25
	MIN	2.56	2.85	2.69	3.19	2.46	2.38	2.33

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

En cuanto a la Aceleración Absoluta Máxima, lo que se consideró indicativo de “turbulencia” durante los *drawdowns*, la media más alta la presentó EE seguido por AE y C-Latam.

Europa Desarrollada y los Índices Regionales tuvieron los promedios más bajos en Volatilidad Dinámica, Aceleración Máxima, Aceleración Mínima y Aceleración Absoluta Máxima. Es interesante advertir que estos mismos dos grupos tuvieron los niveles máximos más bajos en esos cuatro parámetros. Además, Europa Desarrollada tuvo el promedio más bajo en Velocidad de Caída.

## 5. Conclusiones:

En este capítulo de manera exploratoria logramos aproximarnos a explicaciones más dinámicas y sistémicas del comportamiento de los mercados financieros y en particular de los *crashes* bursátiles, en donde se incorporan en los análisis y en los métodos los conceptos de velocidad, volatilidad y aceleración en los *drawdowns*, comprendiéndolos como procesos emergentes que se manifiestan

como patrones de comportamiento reconocibles que resultan, proponemos, de la autoorganización de los agentes o componentes del sistema.

Aproximarnos a una mejor comprensión del comportamiento de los mercados financieros desde los sistemas complejos adaptativos implica desplazar paradigmas que, implícitamente, se han plantado en una lógica reduccionista, la cual ha dejado de lado lo humano y la comprensión de las dimensiones que abarcan las innumerables formas de interacción social. De advertir esto ha surgido la necesidad de impulsar un abordaje transdisciplinar para acercarnos a un conocimiento más profundo del fenómeno.

Enfrentar los mercados financieros con una mirada sistémica, conlleva a entender que estos están integrados por múltiples agentes con propiedades, características y actitudes distintas (heterogéneas) y cambiantes, lo que los hace únicos dentro del mismo sistema; precisamente, esa heterogeneidad enriquece la infinita posibilidad de comportamiento de las fluctuaciones de los precios en los mercados bursátiles y los convierte en objetos de estudio apasionantes.

Las relaciones entre los agentes generan diferentes formas de interacción e intercambio de información de lo cual surgen estados y niveles de agregación, así como conductas cooperativas, que resultan de procesos de autoorganización de los que derivan las propiedades emergentes, es decir que las interacciones de los agentes heterogéneos dan como resultado algo nuevo que no puede derivarse directamente de la conducta de cada uno de ellos, algo diferente a la suma de la acción independiente de todos.

Es así como las acciones de los agentes dentro del sistema afectan en mayor o menor grado la manera en que los demás toman sus decisiones, lo que motiva procesos permanentes de aprendizaje y adaptación y provoca que el sistema evolucione y se manifieste de modo dinámico. Sin duda, la teoría financiera clásica sentó bases interesantes para la explicación de los fenómenos financieros, sin embargo, está claro que el enfoque reduccionista y lineal y muchos de los

supuestos ya comentados no han dado respuesta a un sinnúmero de eventos importantes, como las burbujas especulativas y los *crashes* bursátiles, los que se optó clásicamente por denominar “anomalías” sin dar explicación de ellos.

Por lo anterior, se considera que ha llegado el momento de cambiar el rumbo y andar por el difícil camino de la complejidad, el cual, a pesar de ser más arduo y exigente, promete ayudarnos a alcanzar un nivel de comprensión superior, algo que se considera indispensable si se quiere crear una nueva forma de entender y abordar los mercados financieros y por supuesto la Teoría Financiera.

Como características estilizadas aplicadas al estudio de las series de tiempo, se encontró en la volatilidad dinámica, la velocidad y la aceleración, información muy valiosa y diferencial en la comprensión de las caídas presentadas en los 73 índices bursátiles y medidas a través de los *drawdowns* máximos; de manera exploratoria se planteó metodológicamente la estimación de estas características estilizadas, soportado en fundamentos teóricos desde la física, la economía y la estadística, entre otras disciplinas, logrando aproximarnos a una comprensión del comportamiento de las series de tiempo basada en propiedades endógenas, sin recurrir a explicaciones externas como habitualmente se hace con los *crashes* bursátiles.

Para esta investigación se parte de la idea de que no existe una definición operativa de *crash* bursátil precisa y aceptada por la comunidad financiera que permita identificar unívocamente cada uno de los eventos que debían recibir ese título y excluir a los que no deben hacerlo. Independientemente de los factores económicos existentes antes y durante el desarrollo de un *crash* bursátil, la propia caída profunda y generalizada del precio de los activos puede tener gran impacto negativo en la economía real, en la producción, el empleo y en activos financieros que inicialmente eran externos y aparentemente ajenos al *crash*. Por ejemplo, las tasas de interés, la falta de liquidez en diferentes mercados, los tipos de cambio entre divisas, los precios de los *commodities*, de bienes raíces o en otros mercados inicialmente extraños a las supuestas causas originales.

De los estudios realizados en esta tesis destaca el comportamiento de los índices bursátiles de mercados emergentes, los cuales presentan una mayor frecuencia en los *drawdowns*. Entre ellos, el IG Argentina-Merval se ha identificado como el mercado latinoamericano con mayor frecuencia en sus caídas. Por otra parte, el índice con mayores niveles de profundidad en sus caídas corresponde al Dow Jones Industrial perteneciendo este al grupo de mercados desarrollados. Entre los mercados emergentes y en particular para el grupo de Latinoamérica, el IPC de México es el mercado de la región con mayores niveles de profundidad en las caídas. De manera contraria, los mercados de Europa Desarrollada tienen los patrones de conducta menos violentos: menor profundidad promedio en las caídas, menor volatilidad durante las caídas, menor velocidad media de caída, menor promedio de aceleración máxima y menor “turbulencia” (Aceleración absoluta máxima).

El trabajo realizado en este capítulo y los resultados alcanzados responden a lo planteado por autores como Bertalanffy (1972), Bak (1996), Miller (2007), Holland (2014), Sánchez (2017), evidenciando que los mercados financieros como sistemas complejos están compuestos por muchos elementos que interactúan y evolucionan hacia un estado “crítico” que se encuentra fuera de balance, en donde pequeñas perturbaciones pueden llevar a eventos (“avalanchas”) de muchos tamaños; es este el caso de los *drawdowns*. Después de estudiarlos podemos asegurar que son estados normales del comportamiento de los mercados financieros, formados en escenarios de autoorganización y muy probablemente de causa tanto endógena como exógena.

Finalmente, como futuras extensiones del trabajo presentado en este capítulo se considera relevante continuar el estudio para otro tipo de activos como las divisas o los *commodities*, por mencionar solo algunos.



## 6. Bibliografía

- Aboody, D., Lev, B. (2000), Information Asymmetry, R&D, and Insider Gains. *The Journal of Finance* 55(6):2747-
- Akerlof, George A., Shiller, Robert J. (2009), *Animal Spirits. How Human Psychology Drives the Economy, and Why it Matters for Global Capitalism*. Princeton University Press. New Jersey.
- Ariely, Dan (2008), *predictably Irrational: The Hidden Forces that Shape Our Decisions*. HarperCollins E-Books.
- Bachelier, Louis Jean-Baptiste A. (1900), *Théorie de la Spéculation*, *Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure*, 3e série, tome 17: 21-86.
- Bak, Per (1996). *How Nature Works*. New York: United States by Copernicus, an imprint of Springer-Verlag New York, Onc.
- Beinhoker, Erik D. (2006), *The Origin of Wealth, The Radical Rethinking of Economics and What it Means for Business and Society*. Harvard Business School Press, Boston, USA.
- Black, F. (1986), Noise. *Journal of Finance* 4(3) :529-543.
- Belsky, G., & Gilovich, T. (2000). *Why smart people make big money mistakes*. New York: Fireside.
- Bertalanffy, Ludwig von (1972). *The History and Status of General Systems Theory*. *The Academy of Management Journal*, Vol. 15, No. 4, pp. 407-426
- Bernstein, Peter L. (1996). *Against the Gods. The Remarkable Story of Risk*. J. Wiley & Sons, New York.
- Bookstaber, Richard. (2017). *The end of Theory*. Princeton University Press.
- Castillo-Villanueva, L., & Velázquez-Torres, D. (2015). *Sistemas complejos adaptativos, sistemas socioecológicos y resiliencia*. *Quivera Revista De Estudios Territoriales*, 17(2), 11-32.

- Corominas Joan & José A. Pascual (1984), Complejo (p. 162), en Diccionario Crítico Etimológico Castellano e Hispánico. Editorial Gredos, Madrid, España.
- De Lara Haro, A. (2005). Medición y control de riesgos financieros. México D.F: Limusa,S.A.
- Descartes, René (1649). Géométrie (D. Smith;M. Latham, Trad). Dover Publication. (Obra original publicada en 1649)
- Dctolosav. (9 de enero de 2022). Wikimedia Commons. Obtenido de Wikimedia Commons: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Fig.intro.jpg>
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. The Journal of finance Vol. 25, No. 2, 383-417.
- Galilei, Galileo (1632). Dialogo sopra i due massimi sistemi del mondo Tolemaico, e Copernicano. (S.Drake, Trad) (Obra original publicada en 1632)
- Graham, Benjamin & Dodd, David (2004). Security Analysis. McGraw-Hill. New York.
- Hasan, Rashid & Salim M. Mohammad (2015) Multifractal analysis of Asian Markets During 2007-2008 Financial Crisis. Physica A. 419: 746-761.
- Holland, John H. (2014). Complexity. OXFORD University Press.
- Johansen, Anders & Sornette, Didier (2000) Large Stock Market Price Drawdowns are Outliers, Journal of Financial Abstracts eJournal, DOI:10.2139/ssrn.244563Corpus ID: 8059886
- Johnson, Neil F., Jefferies, Paul & Pak Ming Hui (2003), Financial Market Complexity. What Physics Can Tell us About Behaviour. Oxford University Press. Oxford.
- Kahneman, Daniel; Slovic, Paul; Tversky, Amos (1982), Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases. Cambridge University Press. New York.
- Keen, Steve (2011), Debunking Economics. The Naked Emperor Dethroned? Zed

Books, London.

- Kepler, Johannes (1997). *Harmonices mundi*. (Aiton, Duncan & Field, Trad) American Philosophical Society. (Obra original publicada en 1619)
- Liu, M. (2000), Modeling long memory in stock market volatility. *Journal of Econometrics* 99: 139-171.
- Lo, A. W. (1991) Long-Term Memory in Stock Market Prices. *Econometrica* 59(5): 1279-1313.
- Lo, Andrew W. (2017), *Adaptive Markets. Financial Evolution at the Speed of Thought*. Princeton University Press, New Jersey.
- Lucas, Robert (1976). *Econometric Policy Evaluation: A Critique*. In Brunner, K.; Meltzer, A. (eds.). *The Phillips Curve and Labor Markets*. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy. 1. New York, American Elsevier. pp. 19–46.
- Marín, J. M., & Rubio, G. (2001). *Economía financiera*. Antoni Bosch editor
- Mandelbrot, Benoît B. (1997), *Fractals and Scaling in Finance. Discontinuity, Concentration, Risk*. Springer, New York.
- Mandelbrot, B., & Hudson, R. L. (2004). *A fractal view of risk, ruin and reward*.
- Martín, G., Labeaga, J. M., & Mochón, F. (1997). *Introducción a la Econometría*. Prentice Hall Iberia, Madrid.
- Maslov, Sergei & Zhang, Yi-Cheng (1999). Probability distribution of drawdowns in risky investments, *Physica A* 262, N1-2, 232-241.
- Mitchel, Melanie (2009). *Complexity*. Oxford New York: OXFORD University Press.
- Miller, John H., & Scott E. Page (2007). *Complex Adaptive Systems. An Introduction to Computational Models of Social Life*. Princeton University Press. New Jersey, USA.
- Newton, Isaac (2011). *Philosophia Naturalis Principia Mathematica* (E. Rada

García, Trad) Alianza Editorial (Obra original publicada en 1687)

Sánchez, Leopoldo. (2017). Caracterización del comportamiento auto-organizado en series de tiempo bursátiles desde la perspectiva sistémica. Ciudad de México.

Sánchez, L; Soto,; Morales, O; García, A. (2017). Ley de potencia en caídas de precios mayores a un nivel crítico en series de tiempo financieras. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, Vol. 12, No. 1, 12(1), 63–89.

Shleifer, Andrei (2000), *Inefficient Markets. An Introduction to Behavioral Finance*. Oxford University Press, Oxford.

Shiller, R. J. (1995), *Conversation, Information, and Herd Behavior*. Cowles Foundation Paper 909. *Rhetoric and Economic Behavior*, 85(2): 181-185  
Shiller, Robert, J. (2000), *Irrational Exuberance*. Princeton University Press. New Jersey.

Simon, H. A. (1978) *Rational Decision-Making in Business Organizations*. Nobel Memorial Lecture 8. Pp 1:29.

Sornette, D. (2003). *Why Stock Markets Crash*. New Jersey: Princeton University Press.

Thaler, Richard H. (1993), *Advances in Behavioral Finance*. Russell Sage Foundation. New York.

Thaler, Richard H. (2015) *Misbehaving. The Making of Behavioural Economics*. Penguin Books, New York. Kindle Edition. ASIN: 1846144035.

Woodcock, Alexander & Davis, Monte (1994). *Teoría de las Catástrofes*. (título original: *Catastrphe Theory*, Traducción de Marta Sansigre). Dutton, Inc. Publishing Co. Ediciones Cátedra, Madrid.

Zhao L. Yang G., Wang W., Chen Y., Huang J. P., Ohashi, H., Stanley H. E. (2011), *PNAS*, 108 (37): 15058-15063.

## Capítulo 2

# Estudio de las series de tiempo bursátiles durante los *drawdowns*: Un análisis desde el Exponente de Hurst (*He*)

### 1. Introducción

Desde el capítulo 1, se han venido abordando los mercados financieros como sistemas complejos, sistemas sociales y por tanto sistemas vivos, con la capacidad de cambiarse a sí mismos, de crear nuevas estructuras y generar nuevos comportamientos; entendiendo que como sistemas, estos evolucionan, y si estuviéramos hablando de la sociedad como sistema, ese cambio, de acuerdo con Donella Meadows, podría referirse como una revolución social (Meadows, 1999), o en términos más contemporáneos como una disrupción, lo que en teoría de sistemas se considera resultado de la autoorganización.

La autoorganización según Meadows (1999), significa cambiar cualquier aspecto de un sistema sin que exista una autoridad o forma central de control, y por tanto agregar al mismo estructuras completamente nuevas derivadas exclusivamente de respuestas adaptativas locales, con la premisa de que un sistema que puede evolucionar y sobrevivir a cualquier cambio, incluso cambiando a sí mismo. Por ejemplo, el sistema inmune humano tiene la capacidad de desarrollar nuevas respuestas y mecanismos nuevos y recordar esas modificaciones; de igual manera, el cerebro humano tiene la capacidad de tomar nueva información y generar (emerger) nuevos pensamientos (Meadows, 1999).

John von Neumann presenta la paradoja entre la máquina viviente auto-organizadora y la máquina artefacto simplemente organizada. Edgar Morin retoma el asunto y comenta lo siguiente: la máquina artefacto está constituida por elementos que son fiables y por piezas verificadas, pero la máquina en su conjunto es menos fiable que cada uno de los elementos que la conforman tomados de manera individual, la falla de una de sus partes puede ser suficiente

para que todo el sistema falle, por tanto, se puede requerir la intervención de un agente exterior para su ajuste. En cambio, la máquina viviente autoorganizada tiene la característica de la poca confiabilidad de sus componentes de forma individual, dado que cada uno de ellos se puede degradar, pero también se puede renovar, por tanto, hay alta confiabilidad del sistema en su conjunto y baja confiabilidad de cada una de sus partes (Morin, 1990).

El sistema visto con esos ojos está en constante dinamismo porque, como lo mencionamos, está vivo, eso quiere decir que se encuentra en permanente desequilibrio y mantener un estado así, es decir, evitar llegar al equilibrio es condición indispensable para vivir. Mantener ese desequilibrio representa mantener gradientes de diferente naturaleza, desde lo químico hasta la información. Para entender un sistema así sin privarlo de esa propiedad que llamamos vida es necesario concebirlo como permanentemente adaptativo.

Los gradientes a los que se ha hecho referencia determinan valores particularmente sensibles en ciertos parámetros que en caso de ser alcanzados permiten que los sistemas se encuentren en la posibilidad de hacer cambios generalizados en su estructura, es decir en la interacción de sus componentes, dicho de otra forma, que adopten regímenes distintos de comportamiento. A los niveles que se acaban de mencionar se les llama niveles críticos y a los distintos regímenes que existen como alternativa se les llama bifurcaciones (Laszlo, 1997).

Para Ervin Laszlo (1997), las bifurcaciones están relacionadas con la forma en que los sistemas complejos se comportan en el mundo real y a la evolución de sistemas en estados y condiciones que están fuera del equilibrio. Podríamos emplear el término estable, que no significa en reposo, sino que significa un estado dinámico en el que las fuerzas internas generan tensiones productivas, evitando así que los sistemas incrementen su entropía, o si se quiere, pierdan orden y aumenten su desorganización; alejados del equilibrio se dan procesos no lineales que solemos identificar como innovación y creatividad.

En los sistemas dinámicos, la teoría de la bifurcación se interpreta como un cambio de fase en el comportamiento de los sistemas construidos cuando se desplazan de una serie a otra.

*Las bifurcaciones se desencadenan cuando sistemas complejos están sobre tensionados, empujados más allá de su umbral de estabilidad. Hasta ese punto, el comportamiento de los sistemas es relativamente ordenado, hay oscilación periódica, es decir, movimiento alrededor o hacia determinado estado, o estabilidad en uno u otro estado. Pero más allá del punto crítico, el orden se rompe y el sistema cae en el caos. Su comportamiento ya no es predecible, aunque tampoco es enteramente azaroso.*  
(Laszlo 1997, pag. 43).

Con el propósito de continuar explorando metodologías que nos permitan acercarnos a comprender el comportamiento de los mercados financieros de una manera sistémica y dinámica, entendiéndolos como sistemas de alta complejidad y limitando al mínimo los supuestos que se hagan sobre las explicaciones causales de su proceder, en este capítulo se estudiarán las series bursátiles durante los *drawdowns* mediante la estimación del exponente de Hurst (*He*).

Harold Edwin Hurst nació cerca de Leicester en el centro de Inglaterra el 1 de enero de 1880. Durante 60 años se dedicó al estudio del río Nilo para el gobierno egipcio estableciendo los más importantes avances en investigaciones hidrológicas. De su estudio aplicado a los registros hidrológicos, el cual fue conocido como el fenómeno de Hurst, se derivó el gran aporte de que las series de parámetros del río no varían al azar, presentando periodos de alza y de baja.

Hurst tuvo la capacidad de diseñar un almacenamiento de agua con el propósito de cubrir los efectos de sequía severa. En 1915 lideró el Departamento de Física en el Ministerio de Obras Públicas de Egipto, el cual se encargaba de recolectar datos hidrológicos en toda la cuenca del Nilo en Egipto, Sudán y África Oriental, haciendo mediciones en los niveles de los ríos y lagos para calcular los caudales y trabajar en el campo de almacenamiento a largo plazo en embalses (Sutcliffe et al. 2016).

Hurst buscó identificar si la variación del caudal del río Nilo, que podía ser muy abundante o escaso, guardaba cierta regularidad (memoria) o si debiera considerarse como un fenómeno completamente aleatorio. Lo primero que encontró es que, aunque la densidad de distribución de los niveles anuales se aproximaba a la normal gaussiana, los valores altos y bajos que formaban cúmulos en el tiempo eran demasiado numerosos para considerarlos aleatorios, es decir, tenían distribución de colas pesadas (Hurst, 1956 a) (Hurst, 1956 b).

El diseño de las presas llevó a que los hidrólogos se preocuparan por la capacidad de almacenamiento del embalse, teniendo en cuenta que la afluencia de agua puede generarse por diferentes elementos naturales como las precipitaciones, los desbordes de ríos, entre otros, y se debe liberar el agua necesaria para los cultivos. Es así como muchos de los hidrólogos comienzan sus estudios asumiendo que el agua que fluye es un proceso aleatorio, lo cual puede ser comprensible al hablar de sistemas complejos. Los estudios profundos y abundantes de Hurst durante años lo llevaron a la idea de que este comportamiento no era aleatorio y al contrario lo acercó a pensar que es más probable que desbordamientos mayores que el promedio fueran seguidos por desbordamientos más grandes; y de repente el proceso podía cambiar a un desbordamiento inferior al promedio, al que le seguirían otros desbordamientos inferiores al promedio. Este comportamiento podía reflejar la presencia de ciclos, pero no necesariamente una periodicidad.

De acuerdo con Peters, Hurst conocía el trabajo de Einstein sobre el movimiento browniano (Einstein, 1905), y fue esta la base para determinar la existencia de aleatoriedad en sus estudios; particularmente para probar los desbordes del río Nilo y determinar si existía o no esa aleatoriedad (Peters, 1994).

En los años sesenta del siglo pasado, Mandelbrot descubrió que la fórmula de Hurst se podía aplicar al estudio de las fluctuaciones de precios en la Bolsa. Encontró que el trabajo sobre el río Nilo reflejaba una propiedad fundamental de la geometría fractal sin importar que el interés principal de Hurst fuera medir



la fluctuación del caudal fluvial para poder estimar la altura óptima de la cortina de una presa y el nivel de reserva del agua (Mandelbrot, 2006).

Habiendo demostrado que las series de precios de futuros del algodón no tenían un comportamiento browniano, es decir, que estrictamente no era una caminata aleatoria, quedaba por demostrarse si podía caracterizarse de otra forma. Mandelbrot encontró que la descripción apropiada correspondía al llamado vuelo de Levy estable o browniano fraccional, que tenía leptocurticidad, obedecía a la ley de potencia, tenía fractalidad, lo que se llamó independencia de escala, y muy importante, que existía memoria en las series de tiempo, es decir que no era un proceso markoviano. (Mandelbrot, 1997) (Mandelbrot, 1999) (Mandelbrot, 2006)

Según Peters (1994), Hurst extendió su estudio a diversos sistemas naturales y aportó una metodología no paramétrica para distinguir sistemas aleatorios de no aleatorios, la persistencia de tendencias y la duración de los ciclos. Este método aportado por Hurst se denominó rango reescalado, o análisis R/S, cuyo propósito principal es el de distinguir series aleatorias de series de tiempo fractales<sup>16</sup>.

De acuerdo con la interpretación original de la teoría, el exponente de Hurst ( $He$ )  $He = 0,5$  corresponde a un proceso independiente (aleatorio y sin memoria); valores entre  $0,5 < He \leq 1,0$  corresponden a persistencia en las series de tiempo, lo que denota memoria de largo plazo, es decir que los rendimientos de hoy influyen en los de mañana en forma directa, por tanto, si hoy fue un día de alza,

---

<sup>16</sup> Un fractal, según Mandelbrot (2006) es “una clase especial de invarianza o simetría que relaciona un todo con sus partes: el todo puede descomponerse en partes que evocan el todo” (pg.140). ... Asimismo, Mandelbrot resalta que el concepto de fractalidad ya era conocido de manera empírica por pintores entrenados en observar la naturaleza de cerca y quienes no esperaron que la ciencia se los dijera; así es como, según Mandelbrot se presenta lo señalado por el pintor francés del siglo XIX Eugène Delacroix en un artículo escrito para *La Revue Britannique*:

<<Swedenborg nos dice, citando a Delacroix en su teoría de la naturaleza [...], que los pulmones están compuestos de pulmones menores, el hígado de hígados menores, el bazo, de bazos menores, etcétera. Aunque no soy tan buen observador, hace tiempo advertí que esto es cierto. A menudo digo que las ramas de un árbol son ellas mismas árboles completos menores; un pedazo de roca es similar a una roca mayor, y un puñado de tierra a un montón mucho más grande. Estoy convencido de que podrían encontrarse muchos más ejemplos como éstos. Una única pluma está hecha de un millón de plumas>> (Mandelbrot 2006, pag. 140).

es más probable que mañana sea un día de alza a que sea un día de baja y viceversa. Por otro lado, valores de  $0 \leq He < 0,5$  representan anti-persistencia, lo que interpreta que existe un comportamiento compatible con regresión a la media; si hoy fue un día de alza la probabilidad que mañana sea un día de alza, es menor a que sea un día de baja (Peters, 1994).

Hurst aplicó el análisis R/S a otros fenómenos naturales diferentes a los caudales de los ríos, por ejemplo, la precipitación pluvial, la aparición de manchas solares, el grosor de los anillos en los troncos de árboles, en fin, fenómenos con series de tiempo largas (Peters 1994, pg. 59) (Sutcliffe et al. 2016, pg.1561).

Para todos los fenómenos estudiados, Hurst<sup>17</sup> encontró un  $He$  mayor que 0,50: crecidas del río Nilo ( $He = 0,75$ ), precipitación de lluvia ( $He = 0,70$ ), anillos de troncos de árboles ( $He = 0,80$ ), sedimentos anuales del lago Saki en Ucrania ( $He = 0,69$ ) y de otros lagos en Canadá y Noruega ( $He = 0,77$ ), número de manchas solares y precios del trigo ( $He = 0,69$ ) (Sutcliffe et al. 2016). A Hurst le inquietaba si esto pudiera ser un fenómeno universal, es decir, si el comportamiento de los fenómenos naturales reflejaba necesariamente persistencia y por ende la presencia de memoria (Peters, 1994).

A partir de lo anterior, se plantea como propósito de este capítulo estudiar los descensos o caídas de precios de mercados bursátiles (*drawdowns*) en una amplia muestra de índices de mercados internacionales, mediante el exponente de Hurst ( $He$ )<sup>18</sup> calculado con el método de rango estandarizado de Harold E. Hurst (1951).

---

<sup>17</sup> Hurst llamó al resultado de escala factor  $K$ ; sin embargo Mandelbrot lo renombró como  $H$  en honor a Hurst y también en honor a Otto Holder, quien también estudió como matemático este desarrollo. (Peters, 1994) (Mandelbrot, 2006); Para el desarrollo de este capítulo vamos a utilizar la simbología utilizada por Mandelbrot para hacer referencia al Exponente de Hurst modificada como  $He$ .

<sup>18</sup> En esta tesis se hace el cálculo del exponente de Hurst de dos maneras:  **$He$  general**: en donde se toma el total de los rendimientos de la serie de tiempo en cuestión y se estima un único exponente para toda la serie. La otra forma es el  **$He$  local**. En este caso, se calcula el exponente de Hurst para cada índice en ventana de 64, 128, 256, 512 y 1,024 rendimientos sucesivos, ventana que se desplaza un día a la vez a lo largo de toda la serie de tiempo. Para este trabajo se consideran especialmente interesantes los valores del  $He$  local registrados en la ventana cuya fecha final corresponde al nivel más alto alcanzado antes de un *drawdown* y aquella ventana cuya fecha final corresponde con el fondo del *drawdown*.

El primer objetivo fue identificar características estilizadas de las series de tiempo bursátiles que permitieran diferenciar el comportamiento de índices de mercados con economías emergentes de aquél de mercados con economías desarrolladas. Después se compara el valor de este indicador, calculado mediante ventanas de distintos tamaños, al inicio de los *drawdowns* con su valor al alcanzar el fondo de las caídas, como evidencia de un cambio en el régimen de operación de los mercados durante los *drawdowns*.

## 2. Datos

Los datos corresponden a los precios de cierre diarios de 73 índices bursátiles recabados de la plataforma Bloomberg (Tabla 2:1). La muestra está compuesta por 11 índices regionales, 16 índices de Estados Unidos, 7 índices latinoamericanos, 16 de Europa desarrollada, 6 de Europa emergente, 14 de Asia, 2 índices de Canadá y uno de África.

Se recolectaron 680.748 precios de cierre, con un promedio de 9.325 cierres por índice (mínimo, 3.572 del MSCI Frontier Markets y máximo, 32.900 del DJIA). La fecha más antigua de inicio de una serie fue el 01/01/1900 (DJIA) y la más reciente el 30/11/2007 (MSCI Frontier Markets). Las fechas finales de las series recabadas fueron el 6, el 9 o el 10 de agosto de 2021 con dos excepciones: IGBV-Colombia (termina el 15/11/2019) y OMX de Estocolmo (termina el 14/8/2020).

Para este segundo capítulo se actualizaron las series de tiempo de los índices bursátiles con el propósito de contar con la información lo más depurada y reciente posible (9-08-2021) y así poder realizar una óptima comparación entre los índices a través de la estimación de los *He* y lograr identificar las características de las caídas bursátiles a través de este estadístico<sup>19</sup>.

---

<sup>19</sup> Las fechas de inicio y final de las series de este capítulo y el anterior no coinciden completamente, no obstante, se tiene la certeza de que esto no afecta las conclusiones. Por ejemplo, ningún índice de la muestra ha presentado un *drawdown* máximo que cumpla con los

**Tabla 2:1 Índices bursátiles de la muestra**

Número	Nombre del índice	Región/País	Ticker symbol	Inicio	Final	N
<b>REGIONALES</b>						
1	MSCI ALL COUNTRIES WORLD INDEX	All Countries	MXWD:IND	1/01/1988	9/08/2021	8.767
2	MSCI WORLD INDEX	All Developed Count.	MXWO:IND	31/12/1969	9/08/2021	13.067
3	MSCI EAFE INDEX	Developed ex Northam	MXEA:IND	31/12/1969	6/08/2021	13.066
4	MSCI EMERGING MARKETS INDEX	Emerging Global	MXEF:IND	1/01/1988	6/08/2021	7.479
5	MSCI LATAM EMERG MKTS	Emerging Latin America	MXLA:IND	1/01/1988	6/08/2021	8.762
6	MSCI EMERGING EUROPE INDEX	Emerging Europe	MXMU:IND	1/01/1988	6/08/2021	8.765
7	MSCI EMERGING ASIA INDEX	Emerging Asia	MXMS_X	1/01/1988	6/08/2021	8.763
8	STOXX EUROPE 600	Europa (Paneuropeo)	SXXP:IND	31/12/1986	9/08/2021	8.901
9	EURO STOXX 50	Europa (Eurozona)	ESTOXX50	22/01/1999	6/08/2021	5.783
10	MSCI ASIA APEX 50 INDEX	Asia	MXAPEXA	28/06/2002	10/08/2021	4.987
11	MSCI FRONTIER MARKETS 100 INDEX	Frontier Markets	MXFM_X	30/11/2007	9/08/2021	3.572
<b>ESTADOS UNIDOS</b>						
12	DJIA- DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE	EUA	DJIA	1/01/1900	6/08/2021	32.900
13	DOW JONES TRANSPORTATION INDEX	EUA	DJT	1/10/1928	6/08/2021	23.323
14	DOW JONES UTILITY INDEX	EUA	DJU	2/01/1929	6/08/2021	23.261
15	DJ TOTAL STOCK MKT INDEX	EUA	DWCF	1/01/1987	6/08/2021	8.721
16	STANDARD & POOR'S 500	EUA	SPX	3/01/1950	6/08/2021	18.017
17	STANDARD & POOR'S 100 LC	EUA	SOEX	3/01/1978	6/08/2021	10.987
18	STANDARD & POOR'S 400 MC	EUA	S&P_MID	31/12/1990	6/08/2021	7.710
19	STANDARD & POOR'S 600 SC	EUA	S&P_SML	30/10/2002	6/08/2021	4.725
20	S&P 1500 total mkt index	EUA	S&P1500	31/10/1994	9/08/2021	6.741
21	NASDAQ COMPOSITE	EUA	NASDAQ_COMP	5/02/1971	6/08/2021	12.736
22	NASDAQ 100	EUA	NDQ100	1/10/1985	6/08/2021	9.037
23	RUSSELL 3000	EUA	SRUA	9/07/1987	6/08/2021	8.589
24	RUSSELL 2000	EUA	RUT	10/09/1987	6/08/2021	8.296
25	RUSSELL 1000	EUA	R1000	10/12/1992	6/08/2021	7.217
26	WILSHIRE 5000	EUA	WILSHIRE	31/03/1989	6/08/2021	8.150
27	AMEX COMPOSITE INDEX	EUA	XAX	4/01/1993	6/08/2021	7.200
<b>CANADÁ Y LATINOAMÉRICA</b>						
28	S&P TORONTO SE COMPOSITE	Canadá (Toronto SE)	TORONTO	1/09/1976	9/08/2021	11.329
29	S&P500 TORONTO VENTURE COMPOSITE	Canadá (Venture Comp.)	SPTSXVEN:IND	9/12/2001	9/08/2021	4.940
30	ÍNDICE GENERAL DE LA BV DE COLOMBIA	Colombia	IGBC:IND	3/07/2001	15/11/2019	4.480
31	ÍNDICE COLCAP	Colombia	COLCAP	15/07/2002	9/08/2021	4.550
32	INDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES	México	IPC	3/01/1975	9/08/2021	11.644
33	IG ARGENTINA	Argentina	MERVAL	31/05/1989	9/08/2021	7.921
34	SANTIAGO SE IGPA INDEX	Chile	IGPA:IND	2/01/1990	6/08/2021	7.882
35	ÍNDICE BOVESPA	Brasil	BOVESPA	14/04/1993	9/08/2021	7.003
36	S&P BV LIMA 25	Perú	PERUGRAL	2/01/1992	9/08/2021	7.401
<b>EUROPA DESARROLLADA</b>						
37	FRANCFORT-DAX	Alemania	DAX	1/10/1959	9/08/2021	15.556
38	VIENNA SE AUSTRIAN TRADED INDEX	Austria	ATX	8/01/1986	9/08/2021	8.826
39	BÉLGICA BEL 20	Bélgica	BEL20:IND	31/12/1990	9/08/2021	7.765
40	OMXC 20 COPENHAGEN	Dinamarca	OMXC20	4/12/1989	9/08/2021	7.924
41	MADRID IBEX-35	España	IBEX	5/01/1987	9/08/2021	8.725
42	OMX HELSINKI INDEX	Finlandia	HEX	2/01/1987	9/08/2021	8.681
43	CAC 40 PARIS	Francia	CAC	9/07/1987	9/08/2021	8.640
44	FINANCIAL TIMES STOCK EXCHANGE 100	Gran Bretaña	FTSE	2/04/1984	9/08/2021	9.439
45	AMSTERDAM EXCHANGE INDEX	Holanda	AEX-Index	3/01/1983	9/08/2021	9.820
46	IRISH OVERALL INDEX	Irlanda	ISEQ	5/01/1983	9/08/2021	8.931
47	OMX ICELAND ALL-SHARE PR INDEX	Islandia	ICEXI	31/12/1992	9/08/2021	7.121
48	MILAN MIBTEL INDEX	Italia	MIBTEL	29/12/1989	9/08/2021	7.990
49	OSLO EXCH ALL SHARE	Noruega	OSEAX	29/12/1995	9/08/2021	6.428
50	PORTUGAL SI All-Share Index GR	Portugal	BVLX	5/01/1988	9/08/2021	8.150
51	OMX STOCKHOLM INDEX	Suecia	OMXSPI	30/12/1986	14/08/2020	8.442
52	SWISS MARKET INDEX	Suiza	SSMI	1/07/1988	9/08/2021	8.319
<b>EUROPA EMERGENTE</b>						
53	ATHEN INDEX COMP	Grecia	ATHEX	2/01/1987	9/08/2021	8.584
54	BUDAPEST STOCK EXCHANGE INDEX	Hungría	BUX	2/01/1991	9/08/2021	7.635
55	WSE WIG POLAND INDEX	Polonia	WIG	11/08/2003	9/08/2021	4.506
56	PRAGUE STOCK EXCHANGE I	República Checa	PSE	5/04/1994	9/08/2021	6.762
57	MICEX INDEX - MOSCU	Rusia	MICEX	22/09/1997	9/08/2021	5.977
58	ISTAMBUL SE NL 100 INDEX	Turquía	XU100:IND	4/01/1988	9/08/2021	8.394
<b>ASIA-PACÍFICO</b>						
59	AUSTRALIA ALL ORDINARY INDEX	Australia	AORD	31/12/1979	9/08/2021	10.523
60	HANG SENG INDEX - HONG KONG	Hong Kong	HSI	1/12/1969	9/08/2021	12.745
61	JAPÓN NIKKEI 225	Japón	N225	5/01/1970	6/08/2021	12.697
62	NEW ZELAND 50	Nueva Zelanda	NZSE50	3/01/2001	9/08/2021	5.178
63	SINGAPUR STRAIT TIMES INDEX	Singapur	STI	28/12/1987	6/08/2021	8.413
<b>ASIA-EMERGENTE</b>						
64	BOMBAY STOCK	India	BSESN	3/04/1979	9/08/2021	9.781
65	JAKARTA COMPO	Indonesia	JKSE	4/04/1983	9/08/2021	9.310
66	KOREA COMPOSITE INDEX	Corea	KOSPI	4/01/1980	9/08/2021	11.077
67	KUALA LUMPUR	Malasia	KLSE	3/01/1977	9/08/2021	10.973
68	STOCK EXCH OF THAI INDEX	Tailandia	SET	2/07/1987	9/08/2021	8.272
69	TAIWÁN	Taiwán	TWII	4/01/1967	9/08/2021	14.713
70	SHANGHAI SE C	China	SSEC	19/12/1990	9/08/2021	7.662
71	PHILIPPINES SE PSEI	Filipinas	PCOMP:IND	2/01/1987	9/08/2021	8.531
72	HO CHI MINH INDEX	Vietnam	VNINDEX	28/07/2000	9/08/2021	5.062
<b>ÁFRICA</b>						
73	FTSE/JSE All Africa Index Series	Sudáfrica	JALSH:IND	3/07/1995	6/08/2021	6.524

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia.

critérios de inclusión a partir de marzo de 2020, por lo que el número de *drawdowns* seguiría inalterado.

### 3. Metodología

#### 3.1. Identificación y caracterización de los *drawdowns* relevantes:

En el capítulo 1, se definió operativamente el *drawdown* como un descenso amplio en los precios desde un nivel máximo reciente, seguido de un rebote que lo lleve de regreso hasta ese mismo valor máximo reciente o hasta un nuevo máximo de 63 días, si es que lo alcanza después de 63 días desde el inicio de la caída, en cuyo caso, será un valor inferior a aquel.

- i. Se identificaron los *drawdowns* relevantes en todos los índices de la muestra, registrando la profundidad máxima alcanzada en la caída, el tiempo que tomó llegar desde el máximo reciente hasta el fondo, en días de operación, y las fechas de inicio y final (el fondo) de la caída.
- ii. Se identificaron las características estadísticas de los *drawdowns*: los cuatro momentos centrales, el error estándar, la mediana, la moda, el valor mínimo y máximo y el número de caídas, y se construyó la gráfica de densidad de distribución de las caídas, tanto para cada grupo de índices como para el total.

#### 3.2. Medición del *He* general mediante el análisis R/S en índices bursátiles y en series sintéticas:

- i. Se hizo la medición del *He* general en los 4.096 log-rendimientos diarios de cada uno de los índices de la muestra iniciando en distintas fechas según fuera necesario, pero concluyendo todas las series el 6 de agosto del 2021.
- ii. Se sintetizaron series de 4.096 rendimientos con un generador de números aleatorios, con distribución normal y con la media y desviación estándar de los rendimientos empíricos de cada una de las series del inciso anterior, y se midió el *He* general en estas series sintéticas.
- iii. Se comparó el valor de los *He* de los índices de países con economías emergentes con los de los índices de países con economías desarrolladas y de ellos con los *He* de las respectivas series sintéticas.

### 3.3. Estudio del *He* local de índices de países emergentes y desarrollados utilizando diferentes ventanas de observación:

- i. Se calcularon los valores del *He* local de las series de rendimientos diarios de cada uno de los índices de Canadá y América Latina utilizando ventanas  $\tau = 64, 128, 256, 512$  y  $1.024$  días, con barrido (desplazamiento) de  $\lambda = 1$  día, generando un perfil dinámico del comportamiento del *He* a lo largo del tiempo.
- ii. Se calcularon los valores del *He* local de las series de rendimientos diarios de los demás índices de la muestra con ventanas  $\tau = 64, 128$  y  $256$  días. En cada uno de todos los índices se observó la frecuencia con que se obtuvieron valores superiores a  $0,5, 0,55, 0,6, 0,65, 0,7, 0,75, 0,8$  y  $0,85$ .
- iii. Los índices del inciso anterior se ordenaron de menor a mayor de acuerdo con el valor promedio del *He* local—para cada uno de los tres tamaños de ventanas— y se dividieron las series en dos mitades (se descontaron los índices que no son exclusivamente de países con economías emergentes o desarrolladas) para comparar estadísticamente la proporción de emergentes y desarrollados en cada mitad, mediante la prueba  $X^2$ .

### 3.4. Estudio comparativo al inicio y al final de los *drawdowns* máximos, del *He* local medido con ventanas de observación de $64, 128$ y $256$ días.

- i. Partiendo de los supuestos de que a) el comportamiento autoorganizado necesariamente presenta memoria de corto plazo y de que b) el *He* local medido con ventanas cortas es una buena medida de memoria de corto plazo, se identificó el valor del *He* registrado en la fecha del inicio de la caída, así como el de la fecha en que se alcanzó el fondo de esta. Inicialmente se estudiaron los índices de Canadá y de América Latina para las 5 ventanas  $\tau = 64, 128, 256, 512$  y  $1.024$  días.
- ii. Posteriormente se omitió la identificación del *He* local para  $\tau = 512$  y  $1.024$  días para los demás índices de la muestra ya que la amplitud de esas ventanas rebasa por mucho la duración de la mayoría de los *drawdowns*, por lo que se consideraron irrelevantes para este experimento.

- iii. Utilizando la prueba *t de Student* para medias de dos muestras emparejadas y considerando la hipótesis nula  $H_0 = 0$ , se compararon los valores promedio de los *He* local de cada índice y para los grupos de índices por región, en cada tamaño de ventana: a) el *He* de la fecha inicial con el de la fecha final para  $\tau = 64$  días; b) el *He* de la fecha inicial con el de la fecha final para  $\tau = 128$  días; y c) el *He* de la fecha inicial con el de la fecha final para  $\tau = 256$  días.

### 3.5. Cálculo del exponente de Hurst<sup>20</sup>.

Este parámetro fue estimado mediante el método de análisis de rango estandarizado *R/S* y se construyó tomando como base a Hurst (1956 a), Hurst (1956 b), Peters (1994), Mandelbrot (1997), Mandelbrot (1999), Mandelbrot (2006), Sánchez (2017) y Joher & Montoro (2008).

El método consiste en la estimación de un parámetro *R/S*, descrito a continuación, en escalas sucesivas  $I_i$  cada vez más pequeñas. La escala inicial  $I_1$  en el caso del *He general* tiene la longitud total  $N$  de la serie de tiempo y en el caso del *He local*, tiene la longitud de la ventana elegida. Las escalas sucesivas  $I_2, 3, \dots, I_n$  se definirán mediante la bipartición recurrente de la serie en valores enteros de cada  $I_i$  hasta un mínimo de 8 datos. Por ejemplo, si la serie completa, o la ventana, tuviese 128 datos ( $N=128$ ), la primera partición de la serie generará 2 segmentos (dos mitades)  $I_2$  de  $n=64$  cada una; la segunda partición generará 4 segmentos  $I_3$  de  $n=32$  cada uno, la tercera partición generará 8 segmentos  $I_4$  de  $n=16$  cada uno y una cuarta partición generará 16 segmentos  $I_5$  de  $n=8$  cada uno.

Se parte del cálculo de los log-rendimientos diarios mediante la ecuación #11.

---

<sup>20</sup> En esta tesis se hace el cálculo del exponente de Hurst de dos maneras: **He general**: en donde se toma el total de los rendimientos de la serie de tiempo en cuestión y se estima un único exponente para toda la serie. La otra forma es el **He local**. En este caso, se calcula el exponente de Hurst para cada índice en ventana de 64, 128, 256, 512 y 1,024 rendimientos sucesivos, ventana que se desplaza un día a la vez a lo largo de toda la serie de tiempo. Para este trabajo se consideran especialmente interesantes los valores del *He* local registrados en la ventana cuya fecha final corresponde al nivel más alto alcanzado antes de un *drawdown* y aquella ventana cuya fecha final corresponde con el fondo del *drawdown*.

$$r_t = \log p_t - \log p_{t-1} \quad [11]$$

en donde  $r_t$  es el rendimiento diario en el día  $t$ ,  $p_t$  es el precio en el tiempo  $t$  y  $p_{t-1}$  es el precio un día antes del día  $t$ .

### 3.5.1. Procedimiento para estimar el parámetro $R/S$ de $I_1$ :

- i. Para desarrollar el método  $R/S$  se denomina  $v_i$  a cada uno de los rendimientos y  $V$  al número total de estos.
- ii. Supóngase una serie de tiempo de tamaño  $N$  a la cual se va a calcular el **He general**.
- iii. Se calcula la media  $m_v$  de los rendimientos [ecuación #12] y se calcula la desviación estándar de estos [ecuación #13].

$$m_v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \quad [12]$$

$$S_v = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (v_i - m_v)^2 \right)^{1/2} \quad [13]$$

- iv. Se calculan las diferencias de cada uno de los rendimientos respecto a la media  $k_i = (v_i - m_v)$  y se acumulan progresivamente las diferencias desde  $k_1$  hasta  $k_N$  [ecuación #14].

$$X_{k,v} = \sum_{i=1}^N (v_i - m_v)_{k_i} \text{ para cada } k = 1, 2, \dots, N \quad [14]$$

- v. Se define el rango  $R_v$  como la diferencia entre el valor máximo y mínimo de  $X_{k,v}$  [ecuación #15].

$$R_v = \max(X_{k,v}) - \min(X_{k,v}) \quad [15]$$

- vi. Se divide el rango  $R_{I,v}$  por la desviación estándar  $S_v$  correspondiente y se obtiene la razón  $R_{I,v}/S_v$ .



### 3.5.2. Procedimiento para estimar el $He$ :

- i. La serie de rendimientos totales  $V$  se divide en  $I_i$  intervalos de longitud  $n$ . Como ya se indicó, cada intervalo  $I_i$  se define mediante la bipartición recurrente de la serie en valores enteros hasta un mínimo de 8 datos.
- ii. Se calcula la media  $m_v$  de los rendimientos [ecuación #12] de cada subintervalo  $I_i$  de longitud  $n$  y se calcula la desviación estándar de estos [ecuación #13].
- iii. Se calculan las diferencias de cada uno de los rendimientos respecto a la media  $k_i=(v_i-m_v)$  y se acumulan progresivamente las diferencias desde  $k_1$  hasta  $k_N$  [ecuación #14] para cada intervalo  $I_i$ .
- iv. Se define el rango para cada subintervalo  $R_v$  como la diferencia entre el valor máximo y mínimo de  $X_{k,v}$  [ecuación #15].
- v. Se divide el rango de cada subintervalo  $R_{I,v}$  por la desviación estándar  $S_v$  correspondiente y se obtiene la razón  $R_{I,v}/S_v$  para cada subintervalo.
- vi. Para cada intervalo  $I_i$ . Se calcula el promedio de  $R/S$ .

$$(R/S)_n = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V (R_{I,v}/S_{I,v}) \quad [16]$$

- vii. Se estima la forma general de la ecuación para la búsqueda del  $He$ .

$$(R/S)_n = c * n^H \quad [17]$$

- viii. Se calcula la regresión potencia con  $\log(n)$  como variable independiente y con  $\log(R/S)_n$  como variable dependiente. El exponente de dicha regresión es el valor  $He$  buscado [ecuación #18]

$$\log(R/S)_n = \log(c) + He * \log(n) \quad [18]$$

En forma alternativa, se puede hacer una regresión lineal de los logaritmos naturales de los datos [ $\ln(n)$  y  $\ln(R/S)$ ]. El coeficiente de  $x$  de la ecuación de la línea de regresión (la pendiente de la línea) es el exponente  $He$ .

En la Tabla 2:2 se presenta un ejemplo de la estimación del  $He$  para el índice bursátil IPC (México); de igual manera en la Figura 2:1 se representa la fase final

del cálculo del  $He$ . Tras hacer la gráfica de dispersión de  $N$  (abscisas) contra el promedio de  $R/S$  (ordenadas) y obtener la línea de regresión potencia de los datos y su fórmula, el  $He$  corresponde al exponente de  $x$  ( $He = 0,3199$ ), y en la Figura 2:2, se ha trazado la gráfica de dispersión de los logaritmos naturales de  $N$  y de  $R/S$ . La pendiente de la línea de regresión es  $He$ .

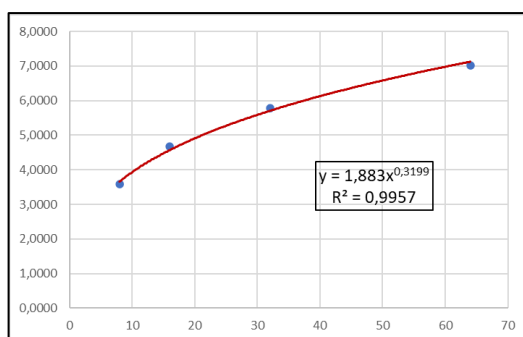
Para la Tabla 2:2, se presentan una serie de resultados cuya descripción se realiza a continuación:

- i. Max: Dato máximo de la serie estimada como la suma de las diferencias de los rendimientos frente al promedio de la serie.
- ii. Min: corresponde al dato mínimo de la serie estimada como la suma de las diferencias de los rendimientos frente al promedio de la serie.
- iii. Rango: Diferencia entre máximo y el mínimo.
- iv. n: número de datos de la serie.
- v. r/s: Resultado del rango entre la desviación estándar de los rendimientos para cada una de las fracciones estimadas.
- vi. N: número de datos de la serie.
- vii. Prom: Promedio de los r/s para cada grupo de fracciones: (64,32,16 y 8)
- viii. Ln(N): estimación del Ln de N.
- ix. Ln(prom): Ln del promedio de los r/s para cada grupo de fracciones.

**Tabla 2:2** Cálculo del Exponente de Hurst ( $He$ )

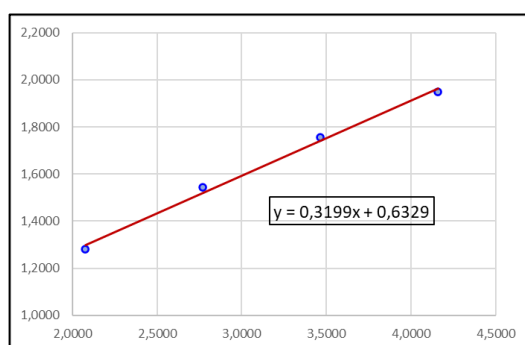
max	0,0276	0,0244	0,0166	0,0154	0,0173	0,0187	0,0207	0,0103	0,0088	0,0178	0,0127	0,0143	0,0166	0,0089	0,0160
min	-0,0305	-0,0225	-0,0331	-0,0304	-0,0191	-0,0108	-0,0221	-0,0187	-0,0088	-0,0117	-0,0241	-0,0241	-0,0168	-0,0129	-0,0139
rango	0,0581	0,0468	0,0497	0,0458	0,0364	0,0295	0,0428	0,0290	0,0175	0,0295	0,0369	0,0385	0,0334	0,0217	0,0299
n	64	32	32	16	16	16	16	8	8	8	8	8	8	8	8
r/s	7,0152	5,6596	5,8937	4,8247	5,3889	4,1793	4,2770	2,9622	3,6700	3,2919	3,2883	3,9481	3,8864	4,3834	3,3442
N	64	32	16	8											
prom	7,0152	5,7766	4,6675	3,5968											
Ln(N)	4,1589	3,4657	2,7726	2,0794											
Ln(prom)	1,9481	1,7538	1,5406	1,2801											

Fuente: elaboración propia utilizando Excel.

**Figura 2:1** Regresión potencia índice IPC

<b>N</b>	<b>64</b>	<b>32</b>	<b>16</b>	<b>8</b>
<b>prom</b>	7,0152	5,7766	4,6675	3,5968

Fuente: elaboración propia utilizando Excel.

**Figura 2:2.** Regresión lineal índice IPC

<b>Ln(N)</b>	4,1589	3,4657	2,7726	2,0794
<b>Ln(prom)</b>	1,9481	1,7538	1,5406	1,2801

Fuente: elaboración propia utilizando Excel.

#### 4. Resultados

Se registró el rendimiento medio, máximo y mínimo, la desviación estándar, el coeficiente de asimetría y la curtosis de cada una de las series completas (Tabla 2:3) destacándose la presencia de leptocurtosis (media del exceso de curtosis  $k = 54,79$  con rango de 3,25 (Vietnam) a 2.729,63 (Islandia<sup>21</sup>).

<sup>21</sup> La curtosis de dos mil setecientos veintinueve se debe a la profunda caída del índice de Islandia en el 2008.

La media de los rendimientos fue 0,034%. El rendimiento positivo más alto en un día fue 71,9% del índice de Shanghái y el más bajo fue de 4,9% del MSCI Frontier. El promedio de los rendimientos más altos fue de 14,26%. El rendimiento negativo más profundo fue -106,2% de Islandia<sup>22</sup> y el menos profundo fue -7,9% de Nueva Zelanda. El promedio de rendimientos negativos fue -17,69%.

La desviación estándar diaria promedio fue de 1,382% con máximo de 2,95% del Merval de Argentina y mínimo de 0,73% de Nueva Zelanda. El coeficiente de asimetría promedio fue -1,008 con valor máximo de 5,399 de Shanghái y mínimo de -43,768 de Islandia.

**Tabla 2:3.** Estadísticas descriptivas de los rendimientos diarios de la muestra de 73 índices bursátiles

	TORONTO-SE	TORONTO-VENT	IGBC-COL	COLCAP	IPC	MERVAL	IGPA	BOVESPA	PERU	GRECIA	HUNGRÍA	POLONIA	R. CHECA	RUSIA	TURQUÍA
media	0,026%	-0,002%	0,058%	0,046%	0,107%	0,130%	0,042%	0,124%	0,074%	0,026%	0,051%	0,011%	0,003%	0,061%	0,118%
máxima	11,3%	8,1%	14,7%	18,1%	23,6%	29,0%	9,1%	28,8%	20,0%	24,2%	13,6%	8,2%	12,4%	27,5%	17,8%
mínima	-13,2%	-13,7%	-11,1%	-16,3%	-20,2%	-75,7%	-13,8%	-17,2%	-13,9%	-17,7%	-17,9%	-14,2%	-16,2%	-23,3%	-20,0%
desvest	0,97%	1,28%	1,23%	1,30%	1,65%	2,95%	0,89%	2,23%	1,68%	1,94%	1,58%	1,44%	1,30%	2,42%	2,48%
c. asimetría	-1,002	-1,384	-0,182	-0,584	0,095	-1,966	-0,806	0,293	0,229	-0,079	-0,586	-0,454	-0,496	0,107	0,005
curtosis	20,45	10,61	12,98	27,04	21,65	71,21	19,76	11,30	11,90	9,87	11,70	5,15	12,35	18,55	4,78
	DJIA	DJTI	DJUI	DJ TOTAL	S&P500	S&P100	S&P400	S&P600	S&P1500	NASDAQ-C	NASDAQ-100	RUS-3000	RUS-2000	RUS-1000	WIL-5000
media	0,019%	0,020%	0,010%	0,034%	0,031%	0,034%	0,043%	0,041%	0,034%	0,039%	0,054%	0,032%	0,030%	0,033%	0,034%
máxima	15,6%	17,5%	16,6%	10,8%	11,0%	10,7%	10,2%	8,6%	10,8%	13,3%	17,2%	10,9%	9,0%	11,0%	10,8%
mínima	-26,8%	-19,2%	-20,0%	-19,7%	-22,9%	-23,7%	-14,8%	-14,3%	-12,9%	-13,1%	-16,3%	-20,4%	-15,3%	-13,0%	-13,1%
desvest	1,10%	1,42%	1,17%	1,15%	0,99%	1,15%	1,26%	1,50%	1,20%	1,25%	1,65%	1,17%	1,35%	1,17%	1,13%
c. asimetría	-0,970	-0,215	-0,275	-1,094	-1,026	-1,039	-0,656	-0,604	-0,459	-0,386	-0,171	-1,104	-0,769	-0,469	-0,535
curtosis	31,94	12,14	24,06	20,70	26,99	25,05	11,05	8,43	10,85	10,38	7,97	21,49	10,82	11,45	11,63
	NORUEGA	ALEMANIA	AUSTRIA	DINAMARCA	BÉLGICA	ESPAÑA	FINLANDIA	FRANCIA	GRAN-BRET	HOLANDA	IRLANDIA	ISLANDIA	ITALIA	PORTUGAL	SUECIA
media	0,037%	0,023%	0,014%	0,030%	0,016%	0,014%	0,027%	0,014%	0,018%	0,026%	0,035%	0,018%	0,003%	0,015%	0,033%
máxima	9,2%	12,0%	12,0%	9,5%	9,3%	13,5%	14,6%	10,6%	9,4%	11,2%	9,7%	5,1%	11,4%	10,1%	9,9%
mínima	-9,8%	-13,1%	-14,7%	-11,7%	-15,3%	-15,2%	-17,4%	-13,1%	-13,0%	-12,8%	-14,0%	-106,2%	-18,5%	-10,9%	-11,8%
desvest	1,33%	1,23%	1,37%	1,17%	1,18%	1,40%	1,58%	1,38%	1,10%	1,31%	1,30%	1,65%	1,51%	1,08%	1,31%
c. asimetría	-0,693	-0,135	-0,502	-0,294	-0,475	-0,364	-0,340	-0,292	-0,481	-0,336	-0,683	-43,768	-0,421	-0,497	-0,226
curtosis	6,74	7,38	9,06	5,48	10,82	7,71	8,10	6,31	9,42	8,72	9,85	2,729,63	8,23	11,26	6,09
	INDIA	INDONESIA	COREA	MALASIA	TAILANDIA	TAIWAN	CHINA	FILIPINAS	VIETNAM	HONG-KONG	AUSTRALIA	JAPON	N-ZELANDA	SINGAPUR	SUDÁFRICA
media	0,062%	0,044%	0,031%	0,025%	0,020%	0,035%	0,046%	0,032%	0,052%	0,040%	0,026%	0,019%	0,039%	0,016%	0,041%
máxima	16,0%	40,3%	11,3%	20,8%	26,6%	8,5%	71,9%	16,2%	6,7%	18,1%	6,6%	13,2%	6,9%	12,9%	7,3%
mínima	-14,1%	-22,5%	-12,8%	-24,2%	-17,4%	-9,9%	-17,9%	-14,3%	-7,7%	-40,5%	-28,7%	-16,1%	-7,9%	-10,5%	-12,6%
desvest	1,58%	1,50%	1,47%	1,29%	1,59%	1,48%	2,20%	1,56%	1,49%	1,81%	0,99%	1,30%	0,73%	1,19%	1,22%
c. asimetría	-0,071	2,483	-0,171	-0,363	0,245	-0,263	5,399	-0,900	-0,372	-1,116	-2,952	-0,377	-0,605	-0,118	-0,543
curtosis	7,12	80,99	6,72	40,28	18,02	3,58	165,11	11,33	3,25	30,97	73,23	9,31	9,18	9,10	6,88
	ACWI	MSCI-WI	EMER-ASIA	EM-EURO	MSCI-EMI	MSCI-EAFE	EURSTX-50	STXEUR-600	FRONTIER	ASIAAPEX-50	MSCI-LATAM	AMEX-C	SUIZA	PROMEDIOS	
media	0,023%	0,026%	0,022%	0,014%	0,034%	0,024%	0,003%	0,020%	-0,011%	0,031%	0,037%	0,028%	0,024%	0,034%	
máxima	8,9%	9,1%	12,7%	18,6%	15,2%	8,2%	10,4%	9,4%	4,9%	14,0%	15,4%	12,5%	10,8%	14,26%	
mínima	-10,0%	-10,4%	-9,3%	-19,9%	-15,0%	-15,2%	-13,2%	-12,2%	-11,7%	-8,4%	-16,2%	-13,6%	-11,1%	-17,69%	
desvest	0,91%	0,87%	1,25%	1,69%	1,29%	0,97%	1,43%	1,11%	0,82%	1,33%	1,71%	1,09%	1,14%	1,382%	
c. asimetría	-0,605	-0,651	-0,329	-0,500	-0,298	-0,608	-0,220	-0,538	-2,621	-0,073	-0,587	-1,082	-0,456	-1,008	
curtosis	11,52	13,87	6,55	10,19	21,23	12,83	6,08	8,53	29,38	6,86	10,17	19,97	8,16	54,79	

Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock y Excel

<sup>22</sup> El índice de Islandia cayó de 2.750,57 puntos el viernes 10/10/2008 a 950,86 el lunes 13/10/2008 correspondiente a una pérdida de -65,43% que en log-rendimientos se expresa como -106,22%.

#### 4.1. Identificación y caracterización de los *drawdowns* relevantes:

Se comparó la serie de precios de cierre diarios contra el valor máximo de los últimos 63 días (aproximadamente un trimestre de operación) del índice en cuestión. Se calculó la diferencia entre el precio diario del índice menos el valor máximo de los últimos 63 días. Se registró el valor más negativo de cada caída (llamado máximo *drawdown*) anotando la fecha de inicio de la caída y la fecha en que se alcanzó el valor más negativo (el fondo).

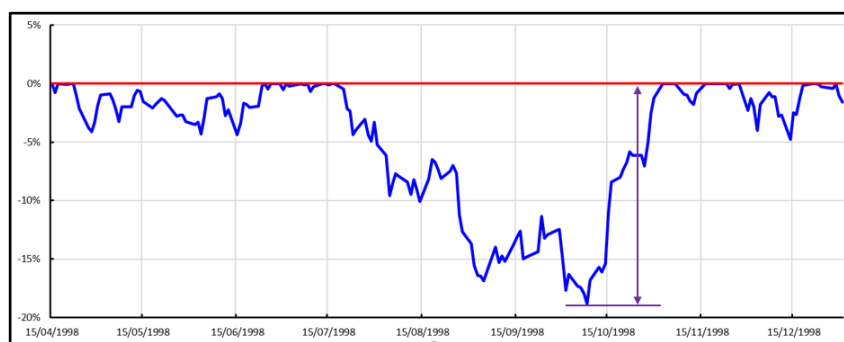
La Figura 2:3 muestra el índice S&P100 (línea continua en negro) y el máximo de 63 días (línea quebrada en rojo). La Figura 2:4 muestra la diferencia entre ambos (en azul). Cada *drawdown* consiste en una serie de valores negativos delimitados entre cero al inicio de la caída y cero al final de la recuperación que lo lleva de regreso hasta el máximo de 63 días (la fase de recuperación no fue estudiada).

**Figura 2:3.** Índice S&P100 + Máx de 63 días



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

**Figura 2:4.** *Drawdown* Vs. Máximo 63 días



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

Los parámetros importantes para el análisis sucesivo son la fecha en la que inicia el descenso, la fecha en que se alcanza el punto más bajo, la magnitud del descenso al punto más bajo (señalado con una flecha morada en la Figura 2:4) y el número de días de operación entre el inicio y el alcance del fondo del descenso.

Para seleccionar los descensos relevantes se aplicaron dos criterios: a) que el descenso (*drawdown* máximo) fuera mayor a -11,0%, y b) que el descenso coincidiera con un pico de volatilidad dinámica calculada mediante un estimador ponderado con un promedio móvil exponencial<sup>23</sup>. Se eligió  $\lambda = 0,94$  adoptando el supuesto de  $\mu = 0$ . El valor de la volatilidad se expresa en forma anualizada.

Necesariamente los criterios de selección para decidir qué tipo de descensos incluir en la muestra y cuáles descartar debe establecerse arbitrariamente, toda vez que no existe un límite “natural” que los separe<sup>24</sup>. No obstante, esto no quiere decir que los criterios sean irracionales o que el resultado sea aleatorio. La idea que subyace a esta decisión es que se ha querido identificar sin ambigüedad aquellos descensos que no puedan ser explicados como resultado de la “incorporación de información en los precios”, como sería el concepto basado en el modelo teórico convencional.

Previamente ha sido demostrado que, a diferencia de caídas menores, los descensos que superan cierto nivel de descenso crítico  $\alpha$  tienen una distribución que sigue la ley de potencias (Sánchez et al, 2017). Esto sugiere que son resultado de procesos autoorganizados. Al criterio de magnitud del descenso se ha agregado el de volatilidad alta para enfatizar el carácter súbito de un patrón inaceptable como estacionario, por lo tanto, sugerente de una manera distinta de comportamiento del “mercado”, es decir, un régimen distinto de operación.

La Figura 2:5 muestra un segmento del trazo del índice S&P 100 (línea color negro en el panel inferior) desde agosto del año 2006 hasta agosto del año 2020. En el

---

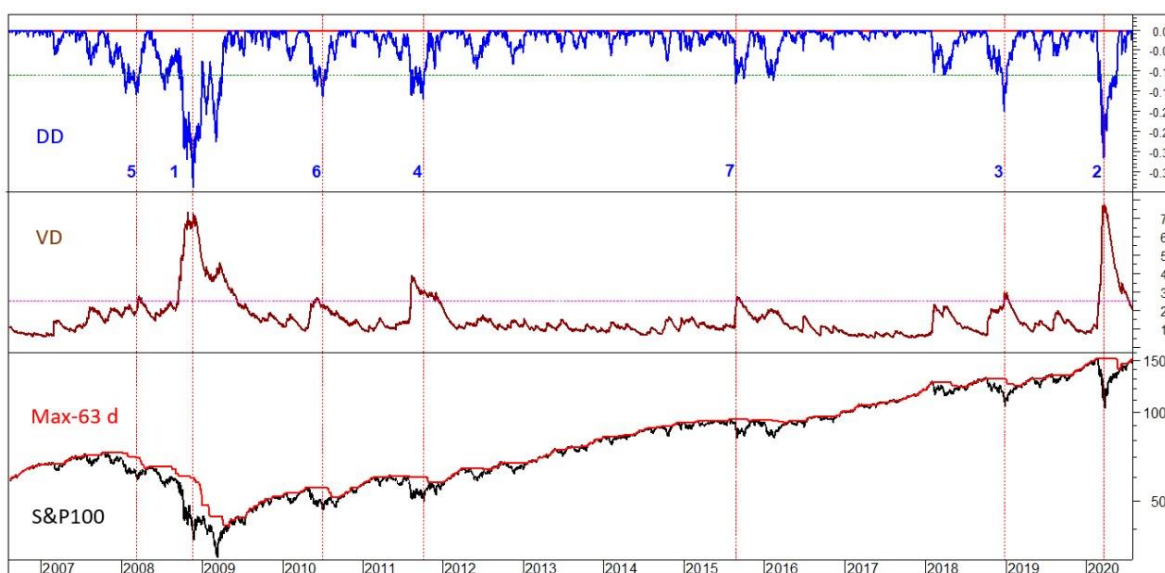
<sup>23</sup> La fórmula utilizada es la siguiente:  $\hat{\sigma}_{t+1} = \sqrt{\lambda \hat{\sigma}_t^2 + (1 - \lambda)(r_{t+1} - \mu)^2}$

<sup>24</sup> Hasta ahora no se ha encontrado un nivel crítico o de transición de fase del todo consistente que permita separar los descensos explicables bajo el modelo de mercados eficientes de las caídas autoorganizadas.

mismo panel inferior se ha trazado el máximo de los últimos 63 días (Max-63 d, en color rojo).

El panel superior (DD) de la Figura 2:5 muestra la diferencia entre el valor del índice y el del máximo de 63 días (en color azul) señalando y numerando cada uno de los 7 *drawdowns* que cumplen con los criterios de selección. Con líneas punteadas verticales en color rojo se marca el día del *drawdown* máximo (el punto más profundo alcanzado) para cada una de esas ocasiones. En el mismo panel superior se ha marcado con una línea horizontal punteada color verde el nivel de pérdida mínimo de -11,0%.

**Figura 2:5.** Índice S&P100- Máximo de los últimos 63 días, *drawdowns* y volatilidad dinámica



Fuente: datos Bloomberg, elaboración propia utilizando MetaStock

En el panel medio (VD) de la Figura 2:5, se muestra el trazo de la volatilidad dinámica (en color café) y con línea horizontal punteada color fucsia, el nivel de volatilidad mínimo de 25%. En la figura se han enumerado, del mayor al menor, los 7 *drawdowns* del segmento ilustrado que cumplen con los dos criterios de selección.

La Tabla 2:4 contiene las estadísticas de los *drawdowns* identificados en los 73 índices de la muestra, acumulados en los siete grupos comentados al inicio de este

texto. La media del valor absoluto de los *drawdowns* es discretamente mayor en el grupo de Canadá y América Latina (30,72%) y Europa emergente (30,52%) y menores en USA (26,95%), Europa desarrollada (26,89%) y en Asia-Pacífico (27,32%). Esta Tabla 2:4 aparece como Tabla 1:6 en el capítulo anterior, a pesar de ello se ha reproducido nuevamente para facilitar al lector la revisión del texto.

**Tabla 2:4.** Estadísticos generales sobre los *drawdowns*- profundidad medida como máxima pérdida porcentual alcanzada (% de caída)

Profundidad máxima del drawdown	TODOS	Índices Regionales	USA	Canadá y Latinoamericana	Europa Desarrollada	Europa Emergente y Sudáfrica	Asia Pacífico	Asia Emergente
Número de caídas (drawdowns máximos)	1.142	111	264	145	229	121	86	186
Promedio de profundidad (%)	28,33	29,02	26,95	30,72	26,89	30,52	27,33	28,83
Mediana de profundidad (%)	25,30	24,82	23,69	27,15	25,00	27,43	24,21	25,01
Moda de profundidad (%)	20,38	23,56	21,01	20,38	18,84	27,76	20,74	19,46
Profundidad mínima (%)	11,39	12,41	13,33	15,13	12,91	15,24	11,39	16,49
Profundidad máxima (%)	84,77	68,75	76,79	76,32	84,77	65,79	62,65	64,43
Desviación estándar de profundidad (%)	10,41	10,72	9,90	11,48	9,62	11,41	10,14	9,93
Coefficiente de asimetría	1,30	1,31	1,29	1,26	1,52	1,25	1,32	1,08
Curtosis	2,01	1,64	2,34	1,38	5,05	1,16	1,54	0,37

Fuente: elaboración propia, utilizando Microsoft Excel.

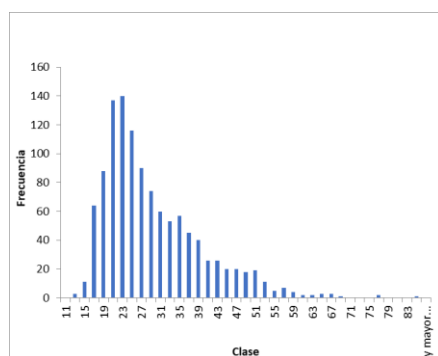
Se observan diferencias similares en la mediana, en la desviación estándar y en la varianza, pero no en la moda, en donde el grupo *Can y Latam* tiene el 3er nivel más bajo (20,38%) después de *Europa Des.* (18,84%) y *Asia Emer.* (19,46%).

Cabe destacar que todos los grupos muestran un sesgo a la derecha (coeficiente de asimetría >0, encontrando un coeficiente de 1,30) en la densidad de distribución, Figura 2:6. De igual forma, todos los grupos muestran un exceso de curtosis positivo, si bien, en el grupo de caídas en los índices de *Asia Emergentes* esta es muy discreta (0,372).

Un hallazgo interesante y no esperado es que las caídas más profundas se observaron en los índices de Europa desarrollada (84,77%) y de Estados Unidos (76,79%) mientras que las caídas máximas fueron un poco menos acentuadas en Asia Pacífico (62,65%), Asia emergente (64,43%) y Europa emergente (65,79%).



**Figura 2:6.** Distribución de *drawdowns* (Todos los índices  $n = 1,142$ )



Fuente: elaboración propia, utilizando Microsoft Excel.

#### 4.2. Medición del *He* general en 69 índices bursátiles y 69 series sintéticas equivalentes:

En este apartado se recabaron los rendimientos de todos los índices buscando tener una muestra homogénea en cuanto a su longitud (4.096 datos) y coincidente en el tiempo (todas las series de rendimientos terminan el 6 de agosto del 2021) para poderlas comparar entre sí tras estimar el *He* general.

Necesariamente, para tener muestras con el mismo número de rendimientos efectivos y que terminen el mismo día, las fechas de inicio tuvieron que ser muy diversas dado el distinto número de días en que los mercados laboran. La Tabla 2:5 muestra las distintas fechas de inicio de las 69 series utilizadas en esta fase.

Las series se han ordenado por la fecha de inicio del inicio más antiguo al más reciente. La región a la que pertenece el índice bursátil se identifica por color: amarillo-Asia, blanco-Latinoamérica, verde-Europa, azul oscuro-Canadá, azul claro- Estados Unidos, naranja- Índices Regionales.

Los índices de Asia han quedado al principio con algunos países latinoamericanos intercalados (Colombia, Argentina, Brasil y Chile), seguidos por Europa (principalmente emergente), Estados Unidos (todos los índices coinciden en la fecha inicial ya que operan los mismos días), Europa (principalmente desarrollada) y, por último, los índices regionales. Tres de los países de la región Asia-Pacífico (Singapur, Nueva Zelanda y Australia) se han separado de los países asiáticos ubicándose en la parte central de la muestra total reflejando la interrelación

(incluso en el calendario laboral) de oriente y occidente. Los países se han ordenado de aquellos con más días de asueto al principio de la lista con aquellos con menos días de asueto. Por la misma razón, los índices regionales han quedado al final ya que dichos índices registran valores aquellos días en que al menos uno de los países componentes opera.

**Tabla 2.5.** Fechas de inicio de cada una de las series de 4.096 rendimientos

Índice	inicio	días	años	Índice	inicio	días	años	Índice	inicio	días	años
CHINA	29/09/2004	6.155	16,85	R. CHECA	7/04/2005	5.965	16,33	RUS 2000	27/04/2005	5.945	16,28
INDONESIA	30/09/2004	6.154	16,85	PERÚ	8/04/2005	5.964	16,33	RUS 1000	27/04/2005	5.945	16,28
COLOMBIA	13/10/2004	6.141	16,81	CANADA TSX	12/04/2005	5.960	16,32	W5000	27/04/2005	5.945	16,28
FILIPINAS	19/10/2004	6.135	16,80	CANADA TVC	12/04/2005	5.960	16,32	AMEX	27/04/2005	5.945	16,28
TAILANDIA	22/10/2004	6.132	16,79	SINGAPUR	14/04/2005	5.958	16,31	MÉXICO	27/04/2005	5.945	16,28
JAPÓN	12/11/2004	6.111	16,73	SUECIA	18/04/2005	5.954	16,30	G. BRETAÑA	25/05/2005	5.917	16,20
ARGENTINA	10/11/2004	6.113	16,74	SUIZA	18/04/2005	5.954	16,30	AUSTRALIA	2/06/2005	5.909	16,18
MALASIA	13/12/2004	6.080	16,65	FINLANDIA	19/04/2005	5.953	16,30	ALEMANIA	15/06/2005	5.896	16,14
HONG KONG	24/12/2004	6.069	16,62	TURQUÍA	19/04/2005	5.953	16,30	ITALIA	17/06/2005	5.894	16,14
TAIWÁN	30/12/2004	6.063	16,60	N. ZELANDA	19/04/2005	5.953	16,30	IRLANDA	24/06/2005	5.887	16,12
BRASIL	13/01/2005	6.049	16,56	NORUEGA	21/04/2005	5.951	16,29	ESPAÑA	22/07/2005	5.859	16,04
GRECIA	17/01/2005	6.045	16,55	DJIA	27/04/2005	5.945	16,28	BÉLGICA	4/08/2005	5.846	16,01
COREA	17/01/2005	6.045	16,55	DJTI	27/04/2005	5.945	16,28	FRANCIA	4/08/2005	5.846	16,01
INDIA	2/02/2005	6.029	16,51	DJUI	27/04/2005	5.945	16,28	HOLANDA	4/08/2005	5.846	16,01
AUSTRIA	14/02/2005	6.017	16,47	DJ TOTAL	27/04/2005	5.945	16,28	PORTUGAL	4/08/2005	5.846	16,01
ISLANDIA	16/02/2005	6.015	16,47	S&P 500	27/04/2005	5.945	16,28	SX50 EURO	22/08/2005	5.828	15,96
VIETNAM	24/02/2005	6.007	16,45	S&P 100	27/04/2005	5.945	16,28	MSCI LATAM	7/10/2005	5.782	15,83
CHILE	28/02/2005	6.003	16,44	S&P MID	27/04/2005	5.945	16,28	EMER EURO	1/11/2005	5.757	15,76
HUNGRÍA	7/03/2005	5.996	16,42	S&P SML	27/04/2005	5.945	16,28	MSCI ACWI	2/11/2005	5.756	15,76
DINAMARCA	14/03/2005	5.989	16,40	S&P1500	27/04/2005	5.945	16,28	MSCI WI	8/11/2005	5.750	15,74
SUDÁFRICA	16/03/2005	5.987	16,39	NASD COM	27/04/2005	5.945	16,28	EMER ASIA	9/11/2005	5.749	15,74
POLONIA	21/03/2005	5.982	16,38	NASD 100	27/04/2005	5.945	16,28	MSCI EAFE	11/11/2005	5.747	15,73
RUSIA	6/04/2005	5.966	16,33	RUS 3000	27/04/2005	5.945	16,28	MSCI EMI	16/11/2005	5.742	15,72

Fuente: elaboración propia, basado en datos de Bloomberg.

Se midió el *He* en cada una de las 71 series de 4.096 rendimientos. Con fines de comparación, se hizo lo mismo con 71 series sintéticas de 4.096 datos cada una, generadas con distribución normal y con la media y desviación estándar de cada una de las series empíricas con las que se hizo la comparación<sup>25</sup>.

Las Tabla 2:6 muestra la media y desviación estándar de los rendimientos de cada serie y los valores del *He* general obtenidos, tanto para los casos empíricos (los índices bursátiles) como para las series sintéticas (se muestran como **S-n**<sup>26</sup>). La

<sup>25</sup> En esta fase del estudio se excluyeron el índice MSCI FRONTIER MKT INDEX y el IG de la BV de Colombia, el primero por no alcanzar los 4,096 datos y el segundo, porque la serie termina en noviembre del 2019, además de que se cuenta con otro índice bursátil colombiano.

<sup>26</sup> Las etiquetas de las series sintéticas no guardan la secuencia estricta ya que fueron calculadas en un orden dado y finalmente se ordenaron por regiones y tipos en la Tabla 5.

**Tabla 2:6.** Series empíricas y sintéticas (media, desviación estándar y  $He$ )

ÍNDICE	SERIES EMPÍRICAS			SERIES SINTÉTICAS			ÍNDICE	SERIES EMPÍRICAS			SERIES SINTÉTICAS				
	MEDIA	DESVEST	$He$	Sintético	MEDIA	DESVEST		$He$	MEDIA	DESVEST	$He$	Sintético	MEDIA	DESVEST	$He$
MSCI WI	0,023%	1,061%	0,578	S-1	-0,001%	1,070%	0,539	PORTUGAL	0,012%	1,200%	0,563	S-45	0,039%	1,211%	0,580
MSCI EAFE	0,010%	1,133%	0,573	S-3	-0,019%	1,139%	0,557	SUECIA	0,027%	1,358%	0,545	S-46	0,004%	1,368%	0,521
MSCI EMI	0,017%	1,239%	0,579	S-4	0,013%	1,245%	0,533	SUIZA	0,018%	1,100%	0,553	S-47	0,031%	1,124%	0,570
MSCI LATAM	0,006%	1,860%	0,550	S-5	-0,002%	1,801%	0,525	CANADA TSX	0,018%	1,137%	0,558	S-25	0,005%	1,137%	0,508
EMER EURO	-0,005%	1,868%	0,557	S-6	-0,004%	1,858%	0,552	CANADA TVC	-0,016%	1,345%	0,654	S-26	-0,010%	1,386%	0,538
EMER ASIA	0,025%	1,282%	0,587	S-7	0,046%	1,261%	0,502	MÉXICO	0,034%	1,211%	0,558	S-27	0,004%	1,212%	0,542
SX50 EURO	0,006%	1,391%	0,543	S-8	0,014%	1,402%	0,581	ARGENTINA	0,096%	2,279%	0,544	S-28	0,031%	2,338%	0,528
DJIA	0,030%	1,194%	0,550	S-9	0,017%	1,194%	0,534	CHILE	0,021%	0,967%	0,577	S-29	0,020%	0,970%	0,570
DJTI	0,035%	1,568%	0,551	S-10	0,058%	1,595%	0,564	BRASIL	0,039%	1,762%	0,552	S-30	0,036%	1,748%	0,559
DJUI	0,023%	1,234%	0,505	S-11	0,027%	1,246%	0,574	PERÚ	0,029%	1,606%	0,622	S-31	0,034%	1,622%	0,577
DJ TOTAL	0,034%	1,264%	0,559	S-12	0,028%	1,260%	0,550	COLOMBIA	0,027%	1,328%	0,585	S-67	0,013%	1,311%	0,558
S&P 500	0,033%	1,245%	0,557	S-13	0,024%	1,246%	0,548	GRECIA	-0,028%	1,968%	0,604	S-48	-0,027%	1,975%	0,534
S&P 100	0,032%	1,217%	0,552	S-14	0,031%	1,210%	0,505	HUNGRÍA	0,024%	1,507%	0,561	S-49	0,042%	1,498%	0,517
S&P MID	0,035%	1,419%	0,549	S-15	0,025%	1,431%	0,520	R. CHECA	0,001%	1,335%	0,573	S-50	-0,022%	1,351%	0,541
S&P SML	0,036%	1,548%	0,547	S-16	0,024%	1,557%	0,521	RUSIA	0,044%	1,865%	0,543	S-51	-0,048%	1,844%	0,574
S&P1500	0,033%	1,258%	0,557	S-17	0,062%	1,266%	0,521	POLONIA	0,004%	1,451%	0,566	S-52	0,035%	1,466%	0,563
NASD COM	0,058%	1,378%	0,536	S-18	0,021%	1,366%	0,533	TURQUÍA	0,044%	1,614%	0,536	S-53	0,022%	1,619%	0,559
NASD 100	0,050%	1,353%	0,548	S-19	0,085%	1,344%	0,527	SUDÁFRICA	0,040%	1,232%	0,552	S-68	0,030%	1,250%	0,544
RUS 3000	0,034%	1,270%	0,559	S-20	0,014%	1,277%	0,524	AUSTRALIA	0,016%	1,074%	0,567	S-55	0,013%	1,071%	0,505
RUS 2000	0,033%	1,593%	0,544	S-21	0,046%	1,622%	0,520	JAPÓN	0,023%	1,468%	0,549	S-56	-0,020%	1,479%	0,577
RUS 1000	0,034%	1,253%	0,559	S-22	0,040%	1,257%	0,520	N. ZELANDA	0,018%	0,737%	0,588	S-57	0,048%	0,752%	0,531
W5000	0,034%	1,259%	0,560	S-23	0,036%	1,260%	0,509	SINGAPUR	0,010%	1,082%	0,586	S-58	0,016%	1,095%	0,554
AMEX COMP	0,018%	1,277%	0,586	S-24	0,035%	1,284%	0,502	HONG KONG	0,015%	1,451%	0,554	S-54	0,030%	1,426%	0,556
ALEMANIA	0,030%	1,364%	0,552	S-32	0,017%	1,402%	0,538	CHINA	0,022%	1,580%	0,623	S-62	0,054%	1,567%	0,554
AUSTRIA	0,008%	1,568%	0,581	S-33	0,040%	1,560%	0,520	COREA	0,031%	1,243%	0,594	S-63	0,020%	1,250%	0,485
BÉLGICA	0,007%	1,269%	0,577	S-34	0,013%	1,282%	0,571	FILIPINAS	0,032%	1,308%	0,563	S-61	0,031%	1,325%	0,556
DINAMARCA	0,042%	1,269%	0,571	S-35	0,059%	1,280%	0,523	INDIA	0,052%	1,412%	0,582	S-59	0,028%	1,413%	0,502
ESPAÑA	-0,003%	1,476%	0,530	S-36	0,012%	1,474%	0,554	INDONESIA	0,049%	1,301%	0,579	S-60	0,041%	1,317%	0,506
FINLANDIA	0,018%	1,328%	0,578	S-37	0,005%	1,331%	0,617	MALASIA	0,012%	0,744%	0,585	S-64	0,023%	0,732%	0,491
FRANCIA	0,010%	1,391%	0,536	S-38	0,043%	1,379%	0,509	TAILANDIA	0,020%	1,226%	0,582	S-65	0,003%	1,234%	0,590
G. BRETAÑA	0,009%	1,174%	0,512	S-39	0,043%	1,200%	0,590	TAIWÁN	0,026%	1,139%	0,581	S-66	0,040%	1,130%	0,573
HOLANDA	0,016%	1,291%	0,566	S-40	0,026%	1,300%	0,530	MSCI ACWI	0,022%	1,043%	0,582	S-2	0,032%	1,021%	0,590
IRLANDA	0,007%	1,455%	0,607	S-41	-0,021%	1,451%	0,561	VIETNAM	0,043%	1,438%	0,634	S-69	0,017%	1,425%	0,575
ISLANDIA	-0,010%	2,031%	0,638	S-42	0,025%	1,980%	0,539	Eurostoxx 600	0,012%	1,196%	0,563	S-70	0,018%	1,187%	0,542
ITALIA	-0,006%	1,581%	0,560	S-43	0,027%	1,575%	0,579	Asia Apex-50	0,028%	1,359%	0,573	S-71	0,049%	1,372%	0,545
NORUEGA	0,037%	1,419%	0,560	S-44	0,035%	1,421%	0,575								

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

Tabla 2:7 presenta la media ( $\mu$ ), máxima, mínima y desviación estándar ( $\sigma$ ) de los datos de la Tabla 2:6.

El índice con el  $He$  más alto fue el Canadá-TVC (Toronto Venture Composite) ( $He=0,6545$ ) y el más bajo, el DJUI (Dow Jones Utilities Index) ( $He=0,5051$ ), lo que indica que el Canadá-TVC es el de mayor persistencia, es decir mayor memoria y el DJUI el más aleatorio, es decir, sin evidencia de memoria.

**Tabla 2:7.** Media, rango y desviación de series empíricas y sintéticas

	Series Empíricas			Series Sintéticas		
	MEDIA	DESVEST	He	MEDIA	DESVEST	He
Media	0,023%	1,364%	0,5674	0,023%	1,367%	0,5435
Máxima	0,096%	2,279%	0,6545	0,085%	2,338%	0,6171
Mínima	-0,028%	0,737%	0,5051	-0,048%	0,732%	0,4851
Desvest	0,019%	0,265%	2,655%	0,023%	0,263%	2,780%

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

Dado que los niveles de  $He$  general fueron cercanos a 0,5 ( $\mu=0,5674$ ,  $\sigma= 2.65\%$ ), nivel correspondiente a una serie aleatoria, se consideró importante hacer una comparación formal de los resultados anteriores con los de las series sintéticas aleatorias que tuvieran niveles similares de  $He$  general ( $\mu=0,5435$ ,  $\sigma= 2.78\%$ ).

Primero se midió la correlación ( $\rho$ ) entre la desviación estándar de los rendimientos y el  $He$  general en las series empíricas (**emp**) y de las series sintéticas (**sint**), después se compararon las medias de rendimientos de ambas series **medias (e/s)**, las desviaciones estándar de rendimientos **desvest (e/s)**, y por último los exponentes de Hurst  **$He$  (e/s)**. Los resultados se anotan en la Tabla 2:8.

**Tabla 2:8.** Correlaciones entre parámetros

Correl desvest/ $He$ (emp)	0,0014
Correl desvest/ $He$ (sint)	0,0715
Correl entre medias (e/s)	0,3532
Correl entre desvest (e/s)	0,9977
Correl entre $He$ (e/s)	-0,0264

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

No se encontró correlación entre la desviación estándar y el  $He$  en las series empíricas ( $\rho=0,0014$ ) ni en las sintéticas ( $\rho=0,0715$ ) como tampoco se encontró correlación entre los  $He$  de las dos series ( $\rho=-0,0264$ ). Por otro lado, la correlación entre las medias de las series empíricas y las series sintéticas fue moderada ( $\rho=0,3532$ ) y la de las desviaciones estándar fue muy alta ( $\rho=0,9977$ ), después de todo, estas series se sintetizaron para replicar la  $\mu$  y  $\sigma$  de las series empíricas.

La Tabla 2:9 muestra los resultados obtenidos al practicar la prueba *t de Student* al conjunto de  $He$  de los 71 índices (*Empíricos*) comparándolos con los  $He$  de las 71 simulaciones aleatorias correspondientes (*Sintéticos*). La diferencia entre las medias fue pequeña ( $\mu_E=0,5674$ ,  $\mu_S=0,5435^{27}$ ) y las varianzas fueron muy parecidas, sin embargo, la diferencia es altamente significativa con  $p<0,001$ .

<sup>27</sup> Adelante se comenta este interesante resultado, ya que se esperaba más cercano a  $He \approx 0.5$ .

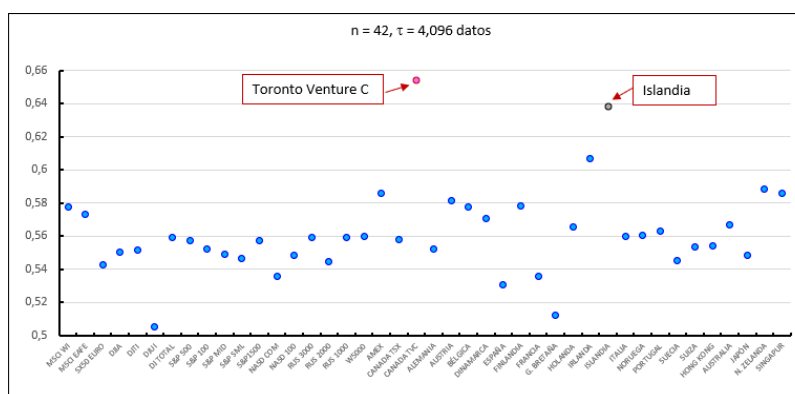
**Tabla 2:9.** Prueba *t de Student* para 2 muestras emparejadas

	<i>Empíricos</i>	<i>Sintéticos</i>
Media	0,5674	0,5435
Varianza	0,00070	0,00077
Observaciones	71	71
Coefficiente de correlación	-0,0264	
Grados de libertad	70	
Estadístico t	5,1862	
P(T<=t) dos colas	0,00000199	
Valor crítico de t (dos colas)	1,9944	

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

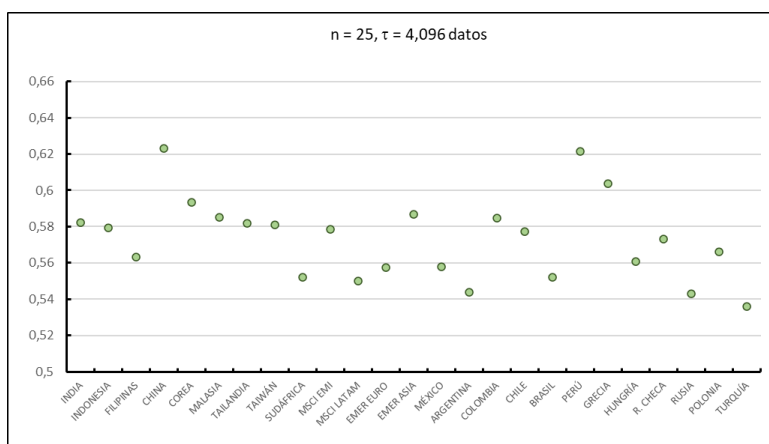
A partir de este momento se han excluido de las comparaciones los últimos 4 índices de la Tabla 2:6 (MSCI ACWI, VIETNAM, EuroStoxx 600 y Asia Apex-50) y sólo se incluyen 42 índices de países con economías desarrolladas, 25 índices de países con economías emergentes, así como las series sintéticas correspondientes sintetizadas con la media y desviación estándar de los países desarrollados ( $n=42$ ) y emergentes ( $n=25$ ) respectivamente.

Los 42 valores de  $He$  de los países desarrollados (en azul) se representan en la Figura 2:7. En la misma gráfica se destacan dos valores, el del índice Toronto Venture Composite de Canadá (en rojo,  $He = 0,654$ ) y el de Islandia (en gris,  $He = 0,638$ ).

**Figura 2:7.** Representación del  $He$  de Índices de Economías Desarrolladas

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

En la Figura 2:8 se representan los 25 valores del  $He$  de países de economías emergentes. El valor más alto corresponde a China ( $He = 0,623$ , 4º de la izquierda) y el más bajo a Turquía ( $He = 0,536$ , extremo derecho).

**Figura 2:8.** *He* de Índices de Economías Emergentes

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

Para hacer la comparación entre los grupos de índices de mercados desarrollados contra los emergentes se aplicó una prueba *t de Student* para dos muestras suponiendo varianzas iguales. En la Tabla 2:10 se muestran los resultados. La media del valor de *He* de los índices de países emergentes es discretamente mayor y la varianza es discretamente menor, sin embargo, las diferencias son significativas con  $p < 0,05$  para una cola y con  $p < 0,1$  para dos colas.

**Tabla 2:10.** *Prueba t para dos muestras - varianzas iguales*

	Desarrollados	Emergentes
Media	0,561923325	0,573374192
Varianza	0,000735455	0,000513068
Observaciones	42	25
Varianza agrupada	0,000653343	
Diferencia hipotética de las medias	0	
Grados de libertad	65	
Estadístico t	-1,773475024	
P(T<t) una cola	0,0404 *	
Valor crítico de t (una cola)	1,668635976	
P(T<t) dos colas	0,0808 **	
Valor crítico de t (dos colas)	1,997137908	

\* $p < 0,05$

\*\* $p < 0,1$

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

En la Tabla 2:11 se resumen los resultados de las pruebas de medición del *He* general a partir de 4.096 datos. Se muestran los estadísticos de los índices de países con economías “Desarrolladas”, aquellos de los índices de economías “Emergentes”

contra sus “Sintéticos” aleatorios, y se ha incorporado un nuevo grupo de observaciones que se etiquetan “Equivalentes” cuya razón de ser es estudiar el inesperado hallazgo de que la media del  $H_e$  de las series sintéticas aleatorias y normales fue de 0,5423 y no 0,5, como se esperaría dada la falta de memoria (autocorrelación) que por diseño tienen estas series.

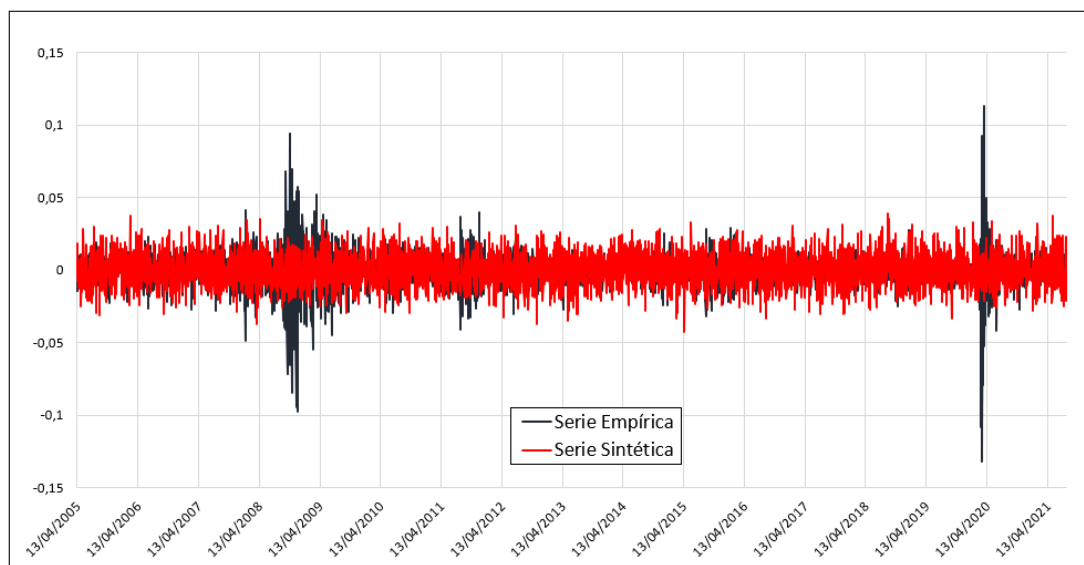
**Tabla 2:11.** Estadísticas de exponente de Hurst general. Series de 4.096 datos

	Desarrollados	Sintéticos	Emergentes	Sintéticos	Sintéticos	Equivalentes
Media	0,5619	0,5428	0,5734	0,5415	0,5423	0,5060
Máxima	0,6545	0,6171	0,6232	0,5897	0,6171	0,5589
Mínima	0,5051	0,5019	0,5361	0,4851	0,4851	0,4431
Desvest	0,0271	0,0276	0,0227	0,0286	0,0278	0,0271
Curtosis	3,6808	-0,3397	0,0640	-0,6963	-0,4862	-0,5451
C. Asim.	1,2724	0,5448	0,5123	-0,4256	0,1638	0,0353
N	42	42	25	25	67	67

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

La Figura 2:9 representa los rendimientos diarios del índice Toronto Stock Exchange (en negro, en el plano posterior) y al frente (en rojo) los rendimientos diarios de la simulación con números aleatorios con distribución normal.

**Figura 2:9.** Muestra de 4.096 rendimientos diarios (Toronto Stock Exchange)



Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

En la Tabla 2:12 se presenta la media y desviación estándar de ambas series. La característica más importante que destacar es el carácter estacionario de la serie sintética contra la no estacionariedad de la serie empírica la cual muestra cúmulos de alta volatilidad intercalados en un fondo de volatilidad baja.

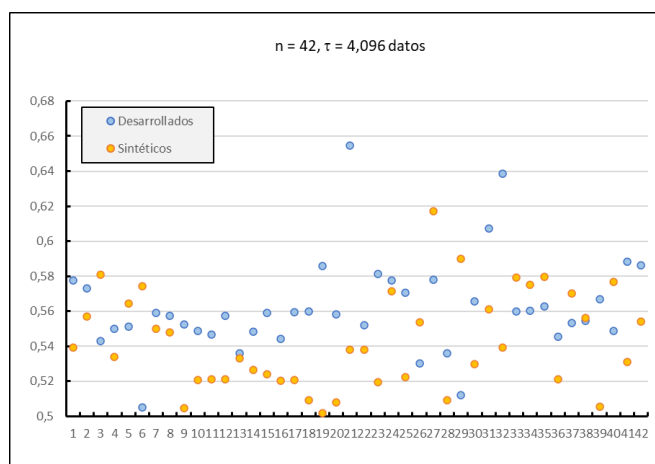
**Tabla 2:12.** Toronto Stock Exchange empíricos y sintéticos ( $\mu$  y  $\sigma$ )

	Empíricos	Sintéticos
Media	0,0184%	0,0081%
Desv. Est.	1,1366%	1,1247%

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

La Figura 2:10 representa los valores del  $He$  general de los 42 índices de países con economías desarrolladas (*Desarrollados*, en azul) contra el  $He$  de las 42 simulaciones (*Sintéticos*, en naranja). La Figura 2:11 representa los valores del  $He$  de los 25 índices de países con economías emergentes (*Emergentes*, en verde) contra el  $He$  de las 42 simulaciones (*Sintéticos*, en naranja). La Figura 2:12 muestra los valores del  $He$  de las 67 series de 4.096 simulaciones aleatorias (*Sintéticas*, en naranja) contra el  $He$  de las 67 simulaciones con  $\mu = 0,5$  y  $\sigma = 2,780\%$ , esta última igual a la desviación estándar de las series sintéticas (*Equivalentes*, en gris) cuya explicación se presenta a continuación de la Tabla 2:15.

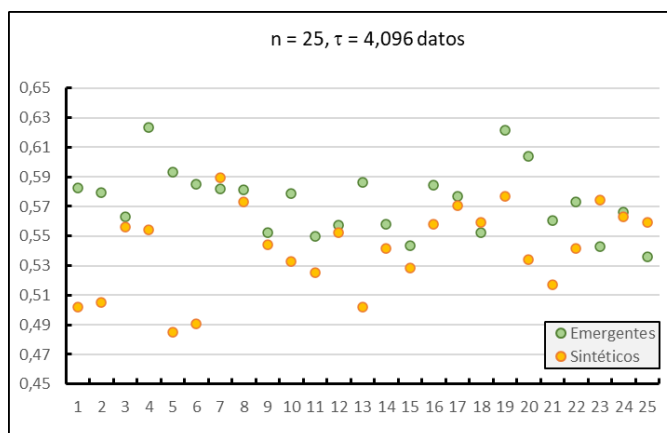
**Figura 2:10.**  $He$  de índices Desarrollados vs Sintéticos



Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

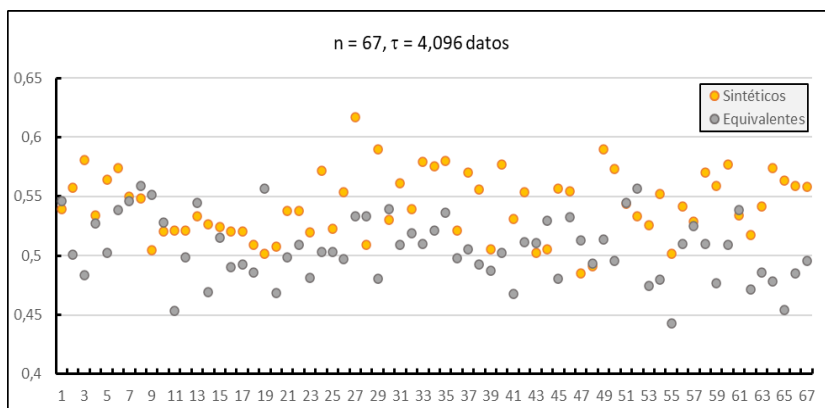


**Figura 2:11.** *He* de índices Emergentes vs Sintéticos



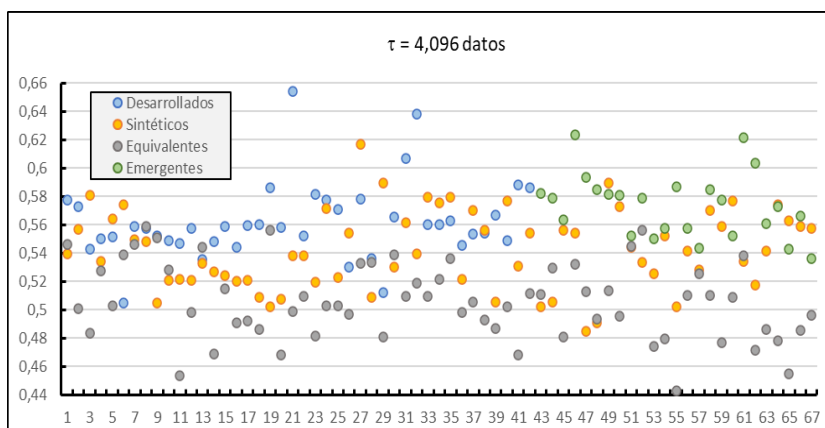
Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

**Figura 2:12.** *He* de series Sintéticas vs Equivalentes



Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

**Figura 2:13.** *He* de Índices Desarrollados, Emergentes, Sintéticos y Equivalentes



Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

En la Tabla 2:13 se muestran las pruebas estadísticas que comparan los 42 *He* de los países *Desarrollados: Empíricos* contra *Sintéticos*. En la Tabla 2:14 se muestran los 25 *He* de países *Emergentes; Empíricos* contra *Sintéticos*. En la Tabla 2:15 se muestra la comparación entre las 67 *Simulaciones: Sintéticos* contra *Equivalentes*. Las tres pruebas muestran diferencias significativas con  $p < 0,01$  para dos colas.

**Tabla 2:13.** Desarrollados: Prueba *t de Student*: 2 muestras - varianzas iguales

Estadísticos	Desarrollados	
	Empíricos	Sintéticos
Media	0,5619	0,5428
Varianza	0,00074	0,00076
Observaciones	42	42
Coefficiente de correlación	-0,0886	
Grados de libertad	41	
Estadístico t	3,0754	
P(T<=t) dos colas	0,0037	
Valor crítico de t (dos colas)	2,0195	

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

**Tabla 2:14.** Emergentes: Prueba *t de Student*: 2 muestras - varianzas iguales

Estadísticos	Emergentes	
	Empíricos	Sintéticos
Media	0,5734	0,5415
Varianza	0,00051	0,00082
Observaciones	25	25
Coefficiente de correlación	-0,0837	
Grados de libertad	24	
Estadístico t	4,2038	
P(T<=t) dos colas	0,0003	
Valor crítico de t (dos colas)	2,0639	

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

**Tabla 2:15.** Simulaciones: Prueba *t de Student*. 2 muestras - varianzas iguales

Estadísticos	Simulaciones	
	Sintéticos	Equivalentes
Media	0,5423	0,5060
Varianza	0,00077	0,00073
Observaciones	67	67
Varianza agrupada	0,0008	
Grados de libertad	132	
Estadístico t	7,6625	
P(T<=t) dos colas	3,49E-12	
Valor crítico de t (dos colas)	1,9781	

Fuente: elaboración propia utilizando Microsoft Excel.

Es de notar que si bien el promedio del valor del  $He$  general de las series sintéticas fue discretamente más bajo que el de las series empíricas (0,5423 para la muestra total), no coincidió con el valor esperado de 0,5, algo ya detectado previamente (Sánchez, 2017, pp. 241-242). Desde luego que esto invita la pregunta de si el promedio de 0,5423 derivado de 67 series sintéticas es significativamente distinto de 0,5. Este hecho motivó un experimento más consistente en la generación de 67 números aleatorios normales con media de 0,5 y con la misma desviación estándar de los valores de las series sintéticas, es decir, la desviación estándar de la serie de mediciones del  $He$  hechas sobre las series de 4.096 rendimientos simulados (los que se anotan en las Tablas 2:6 y 2:7) cuyo valor es  $\sigma = 2,780\%$ , como ya se comentó.

La comparación estadística se muestra en la Tabla 2:15 bajo el rubro *Simulaciones*. Como ya se anotó, la media del  $He$  de las series aleatorios generadas fue de 0,5423 (*Sintéticos*) contra 0,5060 de la simulación de 67 números aleatorios con distribución normal (*Equivalentes*). La significancia estadística fue muy alta ( $p < 0,001$ ). Este resultado indica que 0,5423 es significativamente distinto de 0,5 bajo las condiciones de la prueba, lo que sugiere que existe un sesgo sistemático alcista en la medición del  $He$  mediante la prueba  $R/S$  de rango estandarizado.

#### **4.3. Estudio del $He$ local de índices de países emergentes y desarrollados utilizando diferentes ventanas de observación:**

Habitualmente la medición del  $He$  se hace en forma estática, es decir, se toman series completas de rendimientos y se hace una única medición de dicho parámetro, como se hizo en la parte 3.2 de este capítulo, lo que se llama  $He$  general.

Para el desarrollo metodológico descrito en la parte 3.3., la medición se ha hecho en forma dinámica, barriendo los datos con ventanas de magnitudes elegidas, prueba llamada exponente de Hurst local. El propósito es identificar cambios intermitentes del indicador, buscando demostrar persistencia ( $0,5 < He < 1$ ), lo que denota la presencia de bucles de retroalimentación positiva, o anti-persistencia ( $0,5 > He > 0$ ), niveles sugestivos de la presencia de bucles de retroalimentación

negativa, como componentes del mecanismo que genera las fluctuaciones de precios en series de tiempo financieras.

Para hacer las múltiples mediciones (en total, más de 2 millones) se construyó el código de *Microsoft Visual Basic for Applications* (VBA) incluido en el cuadro siguiente. Este se corrió en hojas de Excel que contenían la serie de rendimientos bajo estudio, así como el templete de cálculo del  $He$ , utilizando el análisis  $R/S$ .

**Figura 2:14.** Código para el cálculo del  $He$

```
Sub Hurst_64 ()
'
For i = 3 To 7417
Cells(i, 2).Select
Range(Selection, Cells(i, 2).Offset(63, 0)).Select
Selection.Copy
Range("D2").Select
Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteValues, Operation:=xlNone,
SkipBlanks _
:=False, Transpose:=False
Selection.End(xlDown).Select
Selection.Copy
Range("C1").End(xlDown).Offset(1, 0).Select
Selection.PasteSpecial Paste:=xlPasteValues, Operation:=xlNone,
SkipBlanks _
:=False, Transpose:=False
Application.CutCopyMode = False
Next i
End Sub
```

Fuente: Elaboración propia utilizando *Microsoft Visual Basic for Applications*

Aquí se indica que en la columna “B” representada por el comando `Cells(i, 2)` se coloca la serie de tiempo cuyo  $He$  se va a medir. El comando `Offset(63, 0)` indica tomar los primeros 63 datos después de “i” inclusive (total = 64 datos). En “D2” se coloca el primer dato de la serie de  $N$  datos cuyo exponente desea medirse (64 en este ejemplo) y se pegan como valores. En la celda “D66” aparece el valor del exponente (esa celda corresponde al extremo inferior de la columna “D”). Este dato se pega como valor en la celda sucesiva del extremo inferior de la columna “C”.

En un primer abordaje, con este método de análisis  $R/S$  local en segmentos sucesivos de los log-rendimientos diarios se utilizaron ventanas de valores de tres tamaños: 64 días, 128 días y 256 días (tamaño de ventana =  $\tau = \tau$ )<sup>28</sup>.

La Figura 2:15 representa el  $He$  local con ventana  $\tau = 64$  días (en color azul, panel inferior) para el índice MSCI ACWI (en color negro, panel superior) desde agosto de 2005 hasta agosto de 2020. Se han marcado con líneas punteadas horizontales los niveles del  $He$  que corresponden a valores de 0,5 (en azul), 0,4 (en morado) y 0,75 (en rojo) para destacar la magnitud de las oscilaciones del parámetro.

**Figura 2:15.** Índice MSCI ACWI con el  $He$  local de 64 días y desplazamiento diario



Fuente: Elaboración propia utilizando Excel y MetaStock

Llama la atención en la Figura 2:15 la rápida y frecuente variación del valor del  $He$  en forma súbita, con oscilaciones desde valores superiores a 0,75 (persistencia), hasta valores inferiores a 0,4 (anti-persistencia) en unas pocas semanas, y de regreso, con un centro de “gravidad” (la media) alrededor de 0,603. En este trazo, el  $He$  alcanza niveles tan altos como 0,82 (noviembre de 2014) y valores tan bajos

<sup>28</sup> Todos los plazos (64, 128, 256, 512, 1.024, 4.096) utilizados para definir las ventanas para medir los  $He$  local son múltiplos de 8 de manera que las particiones de las ventanas sean enteros que terminan en 8, el segmento más corto que, en nuestra experiencia, puede ofrecer información útil para estimar el exponente de Hurst.

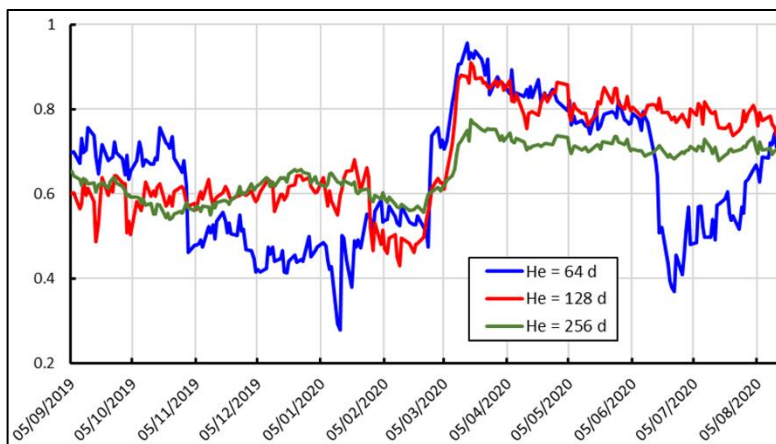
como 0,36 (septiembre de 2018) que denotan respectivamente fuerte persistencia y fuerte anti-persistencia, lo que no sería detectado si solo se hiciera una medición del  $He$  en la serie completa. Particularmente interesante resulta en este caso, el brusco ascenso en el valor del  $He$  presente durante el mes de febrero de 2020, de 0,627 a 0,828 en 4 días de operación, ascenso que coincide con el inicio de la caída del índice como consecuencia de la crisis derivada de la pandemia del COVID-19, lo que nos lleva a los planteamientos presentados en la parte 3.4. de este capítulo.

La marcada diferencia entre el aspecto de una sola medición de cualquier propiedad de salida de un sistema, comparado con mediciones sucesivas en marcos temporales cortos refleja una característica ubicua en todos los indicadores utilizados en el estudio de series de tiempo financieras —sea el exponente de Hurst, la desviación estándar, la beta o el coeficiente de correlación entre los rendimientos de dos activos, por mencionar algunos— específicamente, que se están midiendo expresiones de los estados en los que se encuentra el sistema en el momento de la medición o estados “promedio” que presentaron durante la vigencia de la ventana de observación, que son cambiantes (no estacionarios). No se miden características esenciales o fundamentales de los activos o de las empresas emisoras. De hecho, si queremos llevar esta lógica más adelante, dado que, lo que se mide en series de tiempo financieras son las fluctuaciones de precios generadas por la actividad colectiva de compraventa, estamos explorando propiedades emergentes de ese colectivo de agentes que operan en el mercado en ese momento, propiedades de su conducta colectiva, derivada en parte de sus expectativas sobre los activos financieros, pero también derivadas de cambios en el “estado de ánimo” de los agentes. Comentaremos algo más sobre esto en las conclusiones.

La Figura 2:16 muestra el  $He$  local calculado con ventanas  $\tau = 64$  (azul), 128 (rojo) y 256 días (verde) del índice ISEQ de Irlanda, para el período del 5/09/2019 al 18/08/2020. El segmento elegido corresponde al período relacionado con la irrupción de la pandemia del COVID-19, y resulta conspicuo el súbito aumento en

el valor de los tres trazos del  $He$  entre el 21 de febrero y el 18 de marzo del 2020 (18 días de operación).

**Figura 2:16.** Exponente de Hurst ( $He$ ) ventanas de diferentes plazos- Índice ISEQ de Irlanda



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

En el mismo gráfico se pueden observar otras dos características relacionadas con el tamaño de las ventanas: a) que a menor tamaño de ventana más rápidos los cambios del indicador, lo que era de esperarse y que puede asociarse con la sensibilidad al cambio en las condiciones del fenómeno medido, y b) que, a menor tamaño de ventana, más amplias las oscilaciones del indicador (mayor volatilidad).

En el período representado en la Figura 2:16, el rango de valores de  $\tau = 64$  es de 0,2480 a 0,9568 con  $\mu = 0,6787$ , mientras que para  $\tau = 128$  es de 0,4305 a 0,9091, con  $\mu = 0,4786$  y para  $\tau = 256$  es de 0,5386 a 0,7746 con  $\mu = 0,2359$ .

Una vez desarrollada la metodología para hacer cálculos múltiples utilizando VBA para Excel, se hicieron las mediciones en las series completas de los 73 índices bursátiles con las tres ventanas y con rezagos de 1 día (rezago = gamma =  $\gamma$ )

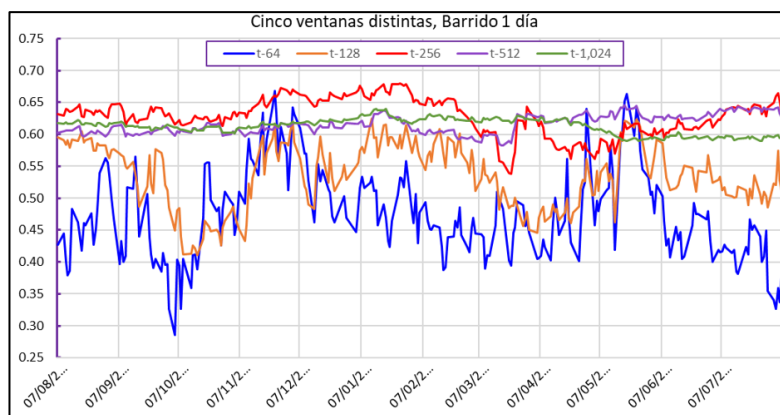
haciendo barridos desde el inicio de los datos que se tienen hasta el mes de agosto de 2020. Para fines de comparación entre grupos de índices, en esta Fase III se seleccionaron las últimas 5.700 mediciones de cada índice de manera que todos

incluyeran aproximadamente los mismos períodos históricos (el mismo contexto) además del mismo número de observaciones.

En una prueba piloto se midieron los  $He$  locales de 9 índices: dos canadienses (Toronto Stock Exchange Composite Index y Toronto Venture Composite Index), dos colombianos (Índice General de la BV de Colombia y el COLCAP) y uno de cada uno de los demás países de la muestra (IPC de México, BOVESPA de Brasil, IGPA de Chile, Merval de Argentina y S&P Lima Select de Perú). En la Figura 17 se muestran los valores del  $He$  obtenidos para el índice IGPA de Chile durante el año transcurrido entre el 7/8/2020 y el 6/8/2021 para las cinco distintas ventanas de observación.

En la Figura 2:17, una vez más se detecta la amplia variabilidad de los valores obtenidos con la ventana más corta ( $\tau = 64$ , en azul) y menor amplitud en las variaciones conforme es mayor el tamaño de la ventana, siendo muy estrechas las oscilaciones para las ventanas  $\tau = 512$  (en morado) y  $\tau = 1.024$  (en verde).

**Figura 2:17.** Exponente de  $He$  local en IGPA de Chile



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Para tener una idea más clara del comportamiento de este parámetro a lo largo del tiempo, reunieron los resultados de 9 índices estudiados (Canadá y Latinoamérica) y se elaboraron las siguientes dos tablas y cuatro figuras. En total se hicieron 317.249 mediciones del  $He$ . En la Tabla 2:16 se anota el número de mediciones realizadas en cada índice y en cada ventana. Es obvio que, a mayor tamaño de la



ventana, menor el número de observaciones dado que, en una serie de longitud fija, se requiere reunir más rendimientos antes de poder hacer la primera medición.

**Tabla 2:16.** Número total de mediciones del *He* de cada ventana

	$\tau = 64$	$\tau = 128$	$\tau = 256$	$\tau = 512$	$\tau = 1,024$
Toronto-SE	11.131	11.067	10.939	10.683	10.171
Toronto VC	4.871	4.807	4.679	4.423	3.911
BOVESPA	6.933	6.869	6.741	6.485	5.973
IPC	11.526	11.462	11.334	11.078	10.566
IGB-Colombia	4.410	4.346	4.218	3.962	3.450
COLCAP	4.582	4.518	4.390	4.134	3.622
MERVAL	7.849	7.785	7.657	7.401	6.889
IGPA-Chile	7.810	7.746	7.618	7.362	6.850
PERÚ	7.333	7.269	7.141	6.885	6.373
Promedio	7.382,8	7.318,8	7.190,8	6.934,8	6.422,8

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

El índice y tamaño de ventana con más mediciones fue el IPC de México en la ventana más corta ( $n=11.526$ ) y contó con menos mediciones el IGBC de Colombia en la ventana más larga ( $n=3.450$ ). El promedio general fue  $n=7.050$  mediciones por índice y por ventana.

En la Tabla 2:17, se presentan los resultados del *He* de la muestra para las diferentes ventanas. El valor promedio del *He* aumentó de la ventana más corta ( $\tau=64 = 0,509$ ) a la intermedia ( $\tau=256 = 0,634$ ) y ya no aumentó en las mayores.

El valor promedio más alto registrado fue 0,691 del Toronto Venture Composite con ventana de 256 días, y el valor promedio más bajo ( $He=0,461$ ) fue del BOVESPA, en la ventana de 64 días. El promedio de todas las mediciones fue 0,583, valor que consideramos indicativo de persistencia (presencia de memoria).

**Tabla 2:17.** Resultados *He* de cada ventana

Ventana $\tau$	<i>He</i> promedio de cada ventana					<i>He</i> máximo de cada ventana					<i>He</i> mínimo de cada ventana					Rango de <i>He</i> de cada ventana				
	64	125	256	512	1.024	64	125	256	512	1.024	64	125	256	512	1.024	64	125	256	512	1.024
Toronto-SE	0,495	0,517	0,608	0,599	0,595	0,831	0,814	0,786	0,707	0,681	0,099	0,228	0,390	0,434	0,482	0,732	0,587	0,396	0,273	0,200
Toronto-VC	0,534	0,575	0,691	0,688	0,682	0,800	0,774	0,825	0,795	0,749	0,178	0,290	0,519	0,552	0,596	0,622	0,484	0,305	0,244	0,154
BOVESPA	0,460	0,498	0,598	0,588	0,580	0,763	0,701	0,738	0,730	0,740	0,185	0,251	0,436	0,475	0,439	0,578	0,451	0,302	0,255	0,301
IPC	0,498	0,521	0,615	0,604	0,598	0,824	0,750	0,812	0,764	0,727	0,167	0,250	0,395	0,451	0,449	0,656	0,500	0,418	0,313	0,278
IGB-Colombia	0,509	0,536	0,627	0,607	0,609	0,815	0,751	0,782	0,718	0,656	0,216	0,252	0,378	0,475	0,515	0,599	0,499	0,404	0,243	0,141
COLCAP	0,509	0,538	0,632	0,615	0,608	0,853	0,777	0,762	0,707	0,660	0,208	0,291	0,417	0,504	0,536	0,645	0,486	0,345	0,203	0,124
MERVAL	0,494	0,520	0,609	0,592	0,593	0,841	0,715	0,750	0,690	0,667	0,203	0,274	0,456	0,453	0,487	0,639	0,441	0,294	0,237	0,180
IGPA-Chile	0,552	0,581	0,669	0,653	0,643	0,918	0,827	0,856	0,821	0,763	0,195	0,280	0,501	0,477	0,542	0,724	0,548	0,356	0,344	0,221
PERÚ	0,527	0,555	0,654	0,640	0,642	0,906	0,830	0,844	0,764	0,724	0,203	0,309	0,457	0,478	0,510	0,703	0,521	0,387	0,286	0,215
Promedio	0,509	0,538	0,634	0,621	0,617	0,839	0,771	0,795	0,744	0,708	0,184	0,269	0,439	0,478	0,506	0,660	0,500	0,360	0,270	0,200

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Por otra parte, la Tabla 2:17 muestra los valores máximos de  $He$  registrados en cada ventana y para cada índice, así como los mínimos. El promedio general de los valores máximos de  $He$  fue 0,771, fuertemente persistente, y el promedio de los mínimos 0,375, fuertemente anti-persistente.

El valor máximo más alto se registró con la ventana más corta ( $\tau=64$ ) en el IGPA de Chile ( $He=0,918$ ) y el máximo más bajo fue 0,656 del IGBV de Colombia en la ventana más larga ( $\tau=1.024$ ). El valor mínimo más bajo registrado fue 0,099 del Toronto-SE con la ventana más corta y el mínimo más alto fue 0,596 del Toronto-VC con la ventana más larga.

El comportamiento de los valores máximos promedio de los 9 índices disminuyó conforme aumentó el tamaño de la ventana, con excepción de la de  $\tau=256$  que tuvo un promedio mayor ( $He=0,795$ ) que el de  $\tau=128$  ( $He=0,771$ ). Al contrario, los valores mínimos promedio aumentaron conforme aumentó el tamaño de la ventana.

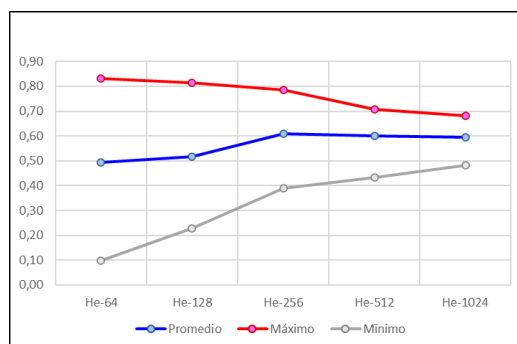
Por último, se anotan los rangos del  $He$  para cada índice y para cada ventana; el rango más amplio fue de 0,732 del índice Toronto SE en la ventana corta y el rango más estrecho fue de 0.124 del COLCAP de Colombia en la ventana más larga.

El rango de valores medidos disminuyó progresivamente conforme aumentó el tamaño de la ventana, de tal forma que el rango promedio para la ventana de 512 días fue de 0,270 (entre 0,203 y 0,344) y el rango promedio para la ventana de 1.024 días fue de solo 0,200 (0,124 a 0,301).

Este último hallazgo determinó que se decidiera utilizar las ventanas de 64, 128 y 256 días para el resto de los experimentos, no solo porque el rango de valores es muy estrecho con ventanas mayores —lo que haría difícil diferenciar con este indicador grupos de índices con valores distintos, o aún formas distintas de conducta en diferentes tiempos de un mismo índice— sino porque siendo la ventana demasiado amplia (512 días de operación son poco más de 2 años, y 1,024 días son más de 4 años), recogería una colección muy amplia de distintos patrones de conducta de un índice dado (distintos estados), algo inadecuado si buscamos

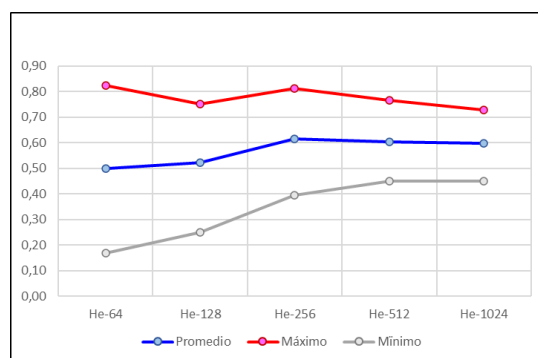
descubrir mediante el *He* local regímenes distintos de operación del mercado los cuales, proponemos, pueden ser de duración mucho menor a los 2 años que tiene la ventana de 512 días, o los 4 años de la de 1.024 días.

**Figura 2:18.** *He - Toronto Stock Exchange Index*



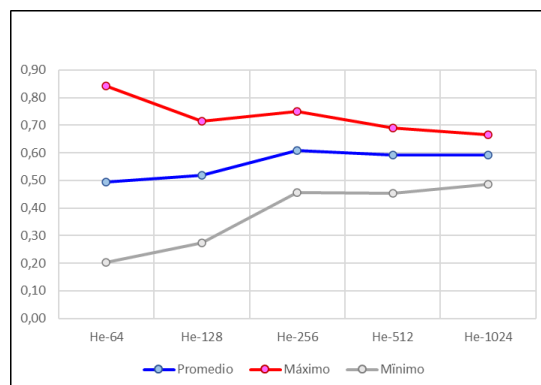
Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:19.** *He- IPC de México*

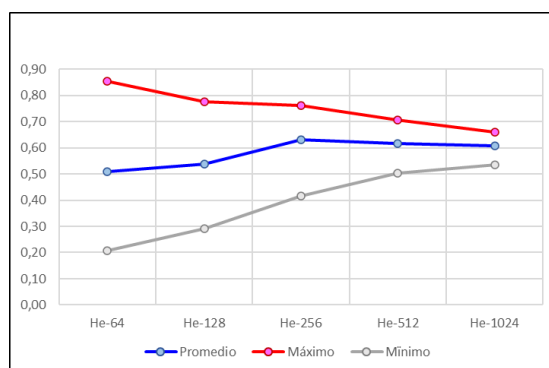


Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:20.** *He-MERVAL de Argentina*



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:21.** *He*-COLCAP de Colombia

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Las Figuras 2:18, 2:19, 2:20 y 2:21 muestran la representación gráfica de los valores promedio, máximo y mínimo del *He* calculado con los 5 tamaños de ventanas  $\tau$ -64,  $\tau$ -128,  $\tau$ -256,  $\tau$ -512 y  $\tau$ -1.024 de cuatro de los índices estudiados en este segmento, haciendo evidente la contracción de la amplitud de valores que adopta el exponente de Hurst con ventanas progresivamente mayores.

A continuación, se hizo la medición del *He* de las series de rendimientos de los 73 índices bursátiles de la muestra con cada una de las tres ventanas de 64, 128 y 256 días, buscando que las mediciones tuvieran 5.700 observaciones cada una (para un total de 17.100 por índice), terminando en agosto de 2021. En total se hicieron 1.226.344 mediciones abarcando más de 23 años de historia.

Solo 2 índices regionales (MSCI Frontier y Asia Apex-50) y 5 índices nacionales (Toronto Venture Composite, Vietnam, Nueva Zelanda, IGBC de Colombia y COLCAP) no lograron las 5.700 mediciones para cada ventana (Tabla 2:28).

Para hacer la comparación de los resultados, se exceptuaron aquellos índices que no son exclusivamente de países emergentes o desarrollados, es decir, se descartaron los índices regionales mixtos (Stoxx Europe 600, Asia Apex-50 y MSCI ACWI) y los dos índices de países frontera (Vietnam y el MSCI Frontier).

**Tabla 2:18.** *He* local. Segmento superior ( $\tau = 64$  días,  $i = 5.700$ )

t = 64 días	Media	MAX	MIN	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
NASDAQ 100	0,432	0,720	0,154	24,51%	10,65%	3,42%	0,68%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 500	0,435	0,749	0,153	25,63%	11,49%	4,32%	1,44%	0,40%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 1500	0,436	0,752	0,140	25,75%	11,67%	4,47%	1,53%	0,47%	0,04%	0,00%	0,00%
RUSSELL 1K	0,437	0,749	0,130	26,16%	12,00%	4,42%	1,46%	0,46%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSSELL 3K	0,437	0,753	0,151	26,02%	11,81%	4,72%	1,53%	0,47%	0,04%	0,00%	0,00%
S&P 600	0,438	0,769	0,140	25,84%	14,31%	7,56%	3,31%	0,90%	0,13%	0,00%	0,00%
S&P 100	0,439	0,741	0,157	27,53%	12,44%	4,84%	1,49%	0,33%	0,00%	0,00%	0,00%
DJ TOTAL MK	0,440	0,755	0,157	26,86%	12,18%	4,81%	1,53%	0,44%	0,02%	0,00%	0,00%
WILSHIRE 5K	0,441	0,757	0,156	27,25%	12,39%	4,84%	1,60%	0,46%	0,04%	0,00%	0,00%
NASDAQ C.	0,442	0,732	0,138	27,02%	12,82%	4,58%	1,12%	0,21%	0,00%	0,00%	0,00%
FRANCIA	0,444	0,830	0,130	27,79%	13,84%	4,54%	1,00%	0,23%	0,14%	0,04%	0,00%
S&P 400	0,446	0,778	0,179	29,25%	15,44%	6,81%	2,79%	0,95%	0,21%	0,00%	0,00%
EUROSTOX50	0,446	0,824	0,180	28,70%	14,02%	5,65%	1,53%	0,32%	0,14%	0,04%	0,00%
STOXEU-600	0,448	0,819	0,150	30,09%	15,02%	6,12%	1,82%	0,40%	0,14%	0,07%	0,00%
GR. BRETAÑA	0,449	0,819	0,155	29,46%	15,72%	6,11%	1,75%	0,42%	0,07%	0,04%	0,00%
RUSSELL 2K	0,449	0,771	0,142	30,54%	16,30%	7,75%	3,00%	0,79%	0,07%	0,00%	0,00%
DJTI	0,451	0,805	0,144	31,12%	16,05%	7,09%	2,19%	0,44%	0,07%	0,02%	0,00%
ALEMANIA	0,452	0,833	0,154	31,35%	15,82%	6,40%	2,26%	0,53%	0,19%	0,02%	0,00%
DJIA	0,452	0,753	0,144	33,12%	16,47%	6,81%	1,70%	0,25%	0,04%	0,00%	0,00%
SUIZA	0,454	0,786	0,156	31,77%	17,28%	8,02%	3,11%	1,02%	0,16%	0,00%	0,00%
DJUI	0,454	0,765	0,118	33,12%	18,00%	7,25%	1,96%	0,44%	0,05%	0,00%	0,00%
TORONTO SE	0,455	0,813	0,099	31,82%	16,70%	7,37%	2,63%	0,81%	0,12%	0,05%	0,00%
AUSTRALIA	0,456	0,803	0,091	34,28%	20,07%	8,37%	2,32%	0,47%	0,09%	0,02%	0,00%
JAPÓN	0,457	0,792	0,147	34,67%	17,88%	7,14%	2,65%	0,42%	0,09%	0,00%	0,00%
BOVESPA	0,458	0,763	0,185	34,23%	18,33%	8,05%	2,26%	0,25%	0,02%	0,00%	0,00%
SUECIA	0,459	0,825	0,174	30,02%	15,63%	6,82%	2,75%	0,86%	0,21%	0,05%	0,00%
ESPAÑA	0,462	0,824	0,164	34,89%	17,12%	6,86%	1,86%	0,37%	0,11%	0,04%	0,00%
IPC	0,462	0,715	0,167	37,21%	18,19%	6,40%	1,25%	0,09%	0,00%	0,00%	0,00%
DINAMARCA	0,464	0,795	0,148	35,53%	19,56%	8,70%	2,91%	0,49%	0,02%	0,00%	0,00%
SUDÁFRICA	0,464	0,792	0,110	35,70%	21,49%	10,91%	3,54%	0,74%	0,09%	0,00%	0,00%
FINLANDIA	0,464	0,826	0,144	34,72%	18,49%	6,96%	1,42%	0,25%	0,14%	0,05%	0,00%
COREA	0,465	0,789	0,178	36,95%	18,84%	7,18%	1,91%	0,46%	0,04%	0,00%	0,00%
IRLANDA	0,466	0,858	0,146	36,16%	21,60%	10,98%	4,40%	1,35%	0,25%	0,09%	0,02%
HUNGRÍA	0,468	0,754	0,163	38,39%	20,96%	8,05%	1,81%	0,18%	0,02%	0,00%	0,00%
ITALIA	0,468	0,856	0,159	37,86%	21,61%	9,12%	3,35%	1,26%	0,32%	0,09%	0,02%
P. BAJOS	0,468	0,813	0,141	37,47%	19,96%	8,70%	2,89%	0,53%	0,11%	0,02%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Las Tablas 2:18 y 2:19 corresponden a  $\tau = 64$  días; las Tablas 2:21 y 2:22 a  $\tau = 128$  días y las Tablas 2:24 y 2:25 a  $\tau = 256$  días. Los índices se ordenaron verticalmente, de acuerdo con el valor promedio del *He* local, de menor a mayor, para cada tamaño de ventana (columna media), y se dividieron en 2 mitades para presentarlos aquí y para hacer las comparaciones que se anotan adelante. Se usó un código de color en la columna de los nombres de los índices para denotar la presencia de mercados desarrollados (en azul pálido), emergentes (en amarillo), mixtos emergentes y desarrollados (en color naranja) y mercados frontera (en verde).

En estas tablas hay dos columnas en las que las celdas son blancas. Esas columnas muestran el valor máximo (MAX) y mínimo (MIN) del  $He$  para cada índice.

**Tabla 2:19.**  $He$  local. Segmento inferior ( $\tau = 64$  días,  $i = 5.700$ )

t = 64 días	Media	MAX	MIN	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
BÉLGICA	0,470	0,811	0,177	38,58%	21,60%	9,68%	3,16%	0,91%	0,23%	0,05%	0,00%
INDONESIA	0,470	0,795	0,150	38,44%	22,82%	10,60%	3,30%	0,60%	0,07%	0,00%	0,00%
ASIA-APEX50	0,472	0,741	0,198	38,82%	20,94%	7,85%	2,08%	0,29%	0,00%	0,00%	0,00%
HONG KONG	0,473	0,755	0,177	40,30%	21,04%	7,46%	1,91%	0,18%	0,02%	0,00%	0,00%
AUSTRIA	0,473	0,879	0,138	39,81%	21,86%	9,05%	3,46%	0,86%	0,21%	0,16%	0,04%
CHINA	0,474	0,749	0,149	40,88%	21,58%	8,39%	2,18%	0,19%	0,00%	0,00%	0,00%
TAIWÁN	0,474	0,793	0,185	39,44%	23,12%	11,23%	3,88%	0,89%	0,28%	0,00%	0,00%
INDIA	0,475	0,756	0,160	40,39%	21,46%	8,44%	2,07%	0,37%	0,04%	0,00%	0,00%
POLONIA	0,475	0,800	0,158	42,53%	24,04%	10,60%	2,77%	0,58%	0,07%	0,00%	0,00%
MSCI LATAM	0,476	0,784	0,153	41,56%	22,37%	9,39%	2,53%	0,30%	0,05%	0,00%	0,00%
MSCI EAFE	0,476	0,843	0,173	41,11%	22,72%	9,86%	3,33%	1,11%	0,26%	0,07%	0,00%
NORUEGA	0,477	0,818	0,149	42,19%	23,14%	10,30%	3,44%	0,70%	0,16%	0,04%	0,00%
FILIPINAS	0,479	0,763	0,143	42,81%	24,23%	10,33%	3,28%	0,75%	0,07%	0,00%	0,00%
MSCI WI	0,479	0,851	0,186	41,95%	22,98%	10,33%	3,46%	1,65%	0,56%	0,07%	0,02%
AMEX COM	0,480	0,789	0,189	40,84%	22,91%	11,11%	4,18%	1,02%	0,16%	0,00%	0,00%
TURQUÍA	0,482	0,785	0,194	42,53%	23,26%	9,93%	2,70%	0,44%	0,04%	0,00%	0,00%
SINGAPUR	0,484	0,841	0,120	43,56%	25,58%	13,16%	5,07%	1,58%	0,40%	0,14%	0,00%
EMER. ASIA	0,484	0,759	0,174	43,39%	24,58%	10,51%	3,26%	0,47%	0,02%	0,00%	0,00%
RUSIA	0,484	0,842	0,165	46,05%	26,02%	11,53%	3,61%	0,77%	0,14%	0,05%	0,00%
N. ZELANDA	0,484	0,844	0,171	44,81%	27,76%	13,30%	5,34%	1,74%	0,43%	0,02%	0,00%
MSCI ACWI	0,484	0,854	0,181	43,74%	24,91%	11,19%	3,95%	1,56%	0,60%	0,07%	0,02%
GRECIA	0,487	0,768	0,201	45,46%	27,51%	13,30%	4,25%	0,77%	0,07%	0,00%	0,00%
ISLANDIA	0,487	0,888	0,148	45,39%	28,70%	16,70%	8,11%	3,28%	1,11%	0,23%	0,05%
PORTUGAL	0,488	0,813	0,145	44,16%	27,28%	13,65%	5,02%	1,61%	0,26%	0,04%	0,00%
TAILANDIA	0,488	0,788	0,137	47,18%	26,12%	10,88%	3,28%	0,86%	0,11%	0,00%	0,00%
REP. CHECA	0,490	0,802	0,179	47,81%	28,82%	13,65%	5,68%	1,81%	0,33%	0,02%	0,00%
EM. EUROPA	0,490	0,829	0,162	47,28%	28,25%	13,32%	4,51%	1,07%	0,12%	0,07%	0,00%
MERVAL	0,492	0,763	0,203	49,32%	29,68%	13,84%	5,09%	0,91%	0,04%	0,00%	0,00%
MALASIA	0,499	0,778	0,174	51,82%	31,37%	14,74%	4,81%	1,02%	0,11%	0,00%	0,00%
MSCI EMI	0,501	0,797	0,188	49,82%	31,75%	16,28%	6,26%	1,32%	0,14%	0,00%	0,00%
IGBC-COL	0,509	0,815	0,216	55,04%	34,53%	16,59%	5,40%	1,84%	0,54%	0,09%	0,00%
COLCAP	0,509	0,853	0,208	55,03%	33,56%	15,62%	4,89%	1,77%	0,59%	0,11%	0,02%
VIETNAM	0,531	0,946	0,188	60,13%	42,91%	26,33%	14,80%	7,19%	2,42%	0,72%	0,16%
PERÚ	0,531	0,906	0,212	63,46%	44,39%	26,00%	11,77%	4,19%	0,95%	0,40%	0,12%
TORONTO VC	0,534	0,800	0,178	63,55%	46,08%	27,83%	12,81%	3,90%	0,53%	0,02%	0,00%
IGPA	0,540	0,842	0,195	66,84%	48,68%	29,11%	14,53%	4,91%	1,18%	0,11%	0,00%
FRONTIER	0,541	0,815	0,176	65,60%	48,04%	29,95%	14,62%	4,65%	1,14%	0,09%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:20.** Participación de los índices por segmento ( $\tau = 64$  días)

Segmento Superior (n=36)			Segmento Inferior (n=37)		
Desarrollado	30	83,3%	Desarrollado	12	32,4%
Emergente	5	13,9%	Emergente	21	56,8%
Mixto	1	2,8%	Mixto	2	5,4%
Frontera	0	0,0%	Frontera	2	5,4%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:21.** *He* local. Segmento superior ( $\tau = 128$  días,  $i = 5.700$ )

t= 128	Media	MAX	MIN	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
S&P 500	0,454	0,712	0,218	25,96%	9,61%	2,72%	0,32%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 1500	0,456	0,713	0,213	26,86%	10,56%	3,18%	0,40%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 600	0,456	0,730	0,232	30,32%	14,88%	5,40%	0,94%	0,07%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSSELL 1K	0,456	0,719	0,209	27,04%	10,70%	3,09%	0,37%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
NASDAQ 100	0,457	0,686	0,264	26,18%	6,28%	0,82%	0,11%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSSELL 3K	0,457	0,720	0,204	27,79%	11,32%	3,47%	0,44%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 100	0,459	0,705	0,232	28,44%	9,67%	2,26%	0,25%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
DJ TOTAL MK	0,460	0,720	0,204	28,70%	11,82%	3,54%	0,49%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
WILSHIRE 5K	0,461	0,722	0,209	29,33%	12,16%	3,63%	0,51%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
FRANCIA	0,462	0,774	0,239	29,54%	11,81%	2,81%	0,19%	0,16%	0,04%	0,00%	0,00%
GR. BRETAÑA	0,462	0,740	0,216	29,42%	10,93%	1,53%	0,28%	0,05%	0,00%	0,00%	0,00%
DJTI	0,464	0,717	0,216	32,70%	14,75%	2,70%	0,28%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
EUROSTOX50	0,464	0,783	0,263	29,74%	11,82%	3,28%	0,35%	0,18%	0,02%	0,00%	0,00%
NASDAQ C.	0,468	0,710	0,266	33,02%	12,51%	3,04%	0,40%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
DJUI	0,469	0,702	0,256	30,75%	14,19%	4,35%	0,61%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 400	0,470	0,732	0,205	35,33%	17,56%	6,54%	1,51%	0,07%	0,00%	0,00%	0,00%
STOXXEU-600	0,470	0,788	0,241	33,93%	13,12%	3,72%	0,42%	0,19%	0,05%	0,00%	0,00%
DJIA	0,471	0,702	0,218	32,74%	14,07%	3,70%	0,35%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
SUIZA	0,472	0,752	0,237	33,82%	16,98%	5,79%	1,12%	0,09%	0,02%	0,00%	0,00%
RUSSELL 2K	0,474	0,741	0,239	38,40%	20,19%	8,37%	1,88%	0,07%	0,00%	0,00%	0,00%
ALEMANIA	0,475	0,780	0,208	35,75%	13,53%	5,63%	1,14%	0,19%	0,11%	0,00%	0,00%
AUSTRALIA	0,475	0,730	0,205	37,25%	16,46%	4,23%	0,72%	0,16%	0,00%	0,00%	0,00%
SUECIA	0,476	0,771	0,255	36,40%	17,95%	6,14%	1,11%	0,23%	0,09%	0,00%	0,00%
TORONTO SE	0,479	0,754	0,228	40,37%	17,84%	7,28%	2,19%	0,35%	0,02%	0,00%	0,00%
JAPÓN	0,480	0,760	0,268	38,33%	14,56%	5,67%	1,81%	0,26%	0,05%	0,00%	0,00%
SUDÁFRICA	0,482	0,719	0,230	39,49%	22,09%	9,88%	2,16%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
FINLANDIA	0,483	0,770	0,266	40,11%	17,23%	5,75%	0,86%	0,19%	0,04%	0,00%	0,00%
ESPAÑA	0,484	0,756	0,248	40,51%	16,79%	4,28%	0,32%	0,14%	0,04%	0,00%	0,00%
P. BAJOS	0,486	0,778	0,249	41,91%	19,16%	5,70%	0,88%	0,11%	0,02%	0,00%	0,00%
DINAMARCA	0,486	0,695	0,211	43,77%	19,88%	6,60%	0,74%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
IPC	0,487	0,686	0,250	46,04%	20,40%	4,19%	0,23%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
COREA	0,487	0,739	0,204	44,98%	15,77%	4,11%	0,91%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
ITALIA	0,487	0,797	0,210	43,98%	17,00%	6,58%	1,75%	0,26%	0,09%	0,00%	0,00%
BÉLGICA	0,489	0,801	0,247	43,98%	20,75%	6,84%	0,84%	0,19%	0,07%	0,02%	0,00%
ASIA-APEX50	0,494	0,705	0,267	49,43%	23,51%	4,44%	0,37%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
IRLANDA	0,496	0,795	0,275	45,61%	25,63%	12,70%	4,86%	0,54%	0,11%	0,00%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

En cada serie se calculó la frecuencia con que se obtuvieron valores superiores a 0.5, 0.55, 0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8 y 0.85 para las tres ventanas y se dotaron de una coloración graduada que marca en rojo las proporciones más altas, en verde las más bajas y en naranja las intermedias. De esta forma se muestra un cambio desde un predominio verde con baja frecuencia de celdas rojizas en la parte alta de la tabla, hacia un predominio rojo y naranja y escasas celdas verdes en la parte baja.

En las Tablas 2:20, 2:23 y 2:26 se contabiliza la frecuencia de cada grupo de índices: desarrollado, emergente, mixto o frontera, con fines de comparación estadística.

Tabla 2:22. *He* local. Segmento inferior ( $\tau = 128$  días,  $i = 5.700$ )

t= 128	Media	MAX	MIN	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
HUNGRÍA	0,496	0,711	0,251	47,21%	24,84%	7,63%	0,53%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
INDIA	0,496	0,708	0,213	46,93%	23,00%	6,65%	0,79%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
MSCI WI	0,496	0,742	0,250	48,11%	23,33%	7,32%	2,09%	0,23%	0,00%	0,00%	0,00%
BOVESPA	0,497	0,701	0,251	49,07%	23,19%	4,67%	0,70%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
MSCI EAFE	0,497	0,808	0,250	46,82%	23,47%	7,67%	1,84%	0,23%	0,16%	0,02%	0,00%
HONG KONG	0,498	0,681	0,267	53,84%	20,47%	4,14%	0,28%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
AUSTRIA	0,498	0,829	0,196	48,81%	26,05%	8,35%	2,19%	0,28%	0,16%	0,07%	0,00%
CHINA	0,498	0,745	0,283	51,05%	23,77%	5,93%	0,72%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
TAIWÁN	0,499	0,735	0,247	50,47%	22,60%	7,86%	1,70%	0,09%	0,00%	0,00%	0,00%
AMEX COM	0,500	0,754	0,243	47,70%	24,07%	10,21%	3,05%	0,42%	0,02%	0,00%	0,00%
FILIPINAS	0,501	0,727	0,255	51,19%	23,53%	7,96%	1,86%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
INDONESIA	0,502	0,727	0,228	54,95%	26,47%	9,18%	2,12%	0,14%	0,00%	0,00%	0,00%
MSCI ACWI	0,502	0,743	0,265	51,11%	26,86%	8,14%	2,21%	0,26%	0,00%	0,00%	0,00%
POLONIA	0,504	0,756	0,265	53,35%	26,82%	8,51%	1,12%	0,09%	0,04%	0,00%	0,00%
TURQUÍA	0,504	0,699	0,246	54,74%	22,91%	7,04%	1,37%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
NORUEGA	0,505	0,759	0,242	50,16%	26,09%	11,37%	2,18%	0,35%	0,02%	0,00%	0,00%
RUSIA	0,507	0,780	0,287	54,56%	24,56%	9,16%	2,54%	0,19%	0,05%	0,00%	0,00%
SINGAPUR	0,508	0,815	0,208	55,58%	31,07%	9,67%	1,19%	0,25%	0,07%	0,02%	0,00%
GRECIA	0,509	0,742	0,243	55,96%	32,30%	12,28%	1,51%	0,09%	0,00%	0,00%	0,00%
MSCI LATAM	0,509	0,709	0,304	56,09%	30,09%	8,00%	1,07%	0,05%	0,00%	0,00%	0,00%
N. ZELANDA	0,510	0,754	0,254	57,90%	33,07%	11,73%	1,90%	0,10%	0,02%	0,00%	0,00%
EMER. ASIA	0,511	0,711	0,290	59,93%	30,84%	8,96%	0,95%	0,07%	0,00%	0,00%	0,00%
PORTUGAL	0,512	0,767	0,279	53,61%	34,72%	15,40%	3,18%	0,26%	0,04%	0,00%	0,00%
TAILANDIA	0,517	0,717	0,287	62,96%	27,21%	7,47%	1,51%	0,09%	0,00%	0,00%	0,00%
EM. EUROP	0,517	0,769	0,280	60,16%	32,93%	13,04%	3,89%	0,39%	0,05%	0,00%	0,00%
REP. CHECA	0,518	0,787	0,258	57,58%	34,39%	16,58%	6,07%	1,02%	0,04%	0,00%	0,00%
MERVAL	0,520	0,715	0,274	62,25%	35,44%	13,68%	3,11%	0,05%	0,00%	0,00%	0,00%
ISLANDIA	0,522	0,782	0,228	57,81%	39,75%	22,02%	9,12%	3,95%	0,72%	0,00%	0,00%
MALASIA	0,528	0,732	0,320	66,23%	36,68%	13,44%	2,51%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
MSCI EMI	0,530	0,731	0,299	67,95%	43,32%	17,98%	3,84%	0,33%	0,00%	0,00%	0,00%
IGBC-COL	0,536	0,751	0,252	68,67%	49,57%	23,76%	6,33%	0,53%	0,02%	0,00%	0,00%
COLCAP	0,538	0,777	0,291	69,73%	45,81%	21,64%	4,54%	0,33%	0,11%	0,00%	0,00%
PERÚ	0,558	0,830	0,316	76,51%	55,28%	31,39%	13,60%	2,35%	0,61%	0,19%	0,00%
VIETNAM	0,560	0,838	0,272	75,13%	53,75%	32,23%	16,35%	6,04%	1,68%	0,18%	0,00%
IGPA	0,565	0,778	0,280	80,49%	58,39%	31,61%	13,91%	4,19%	0,26%	0,00%	0,00%
FRONTIER	0,572	0,786	0,283	80,26%	63,22%	38,56%	16,60%	5,18%	0,38%	0,00%	0,00%
TORONTO VC	0,575	0,774	0,290	81,97%	64,62%	39,16%	17,62%	4,01%	0,17%	0,00%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Tabla 2:23. Participación de los índices por segmento ( $\tau = 128$  días)

Segmento Superior (n=36)			Segmento Inferior (n=37)		
Desarrollado	31	86,1%	Desarrollado	11	29,7%
Emergente	3	8,3%	Emergente	23	62,2%
Mixto	2	5,6%	Mixto	1	2,7%
Frontera	0	0,0%	Frontera	2	5,4%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel



**Tabla 2:24.** *He* local. Segmento superior ( $\tau = 256$  días,  $i = 5.700$ )

t=256	Media	MAX	MIN	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
GR. BRETAÑA	0,549	0,702	0,402	85,42%	47,54%	14,86%	1,51%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 500	0,551	0,732	0,415	84,23%	50,14%	17,00%	2,12%	0,09%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 1500	0,553	0,734	0,409	85,26%	52,26%	18,16%	2,54%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSSELL 1K	0,554	0,727	0,407	85,74%	53,33%	18,47%	2,42%	0,11%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 100	0,554	0,715	0,417	87,49%	52,84%	16,05%	1,49%	0,02%	0,00%	0,00%	0,00%
FRANCIA	0,554	0,722	0,398	85,63%	49,26%	18,67%	6,91%	0,23%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSSELL 3K	0,556	0,741	0,412	86,79%	53,98%	19,70%	2,95%	0,18%	0,00%	0,00%	0,00%
DJ TOTAL MK	0,558	0,746	0,422	88,84%	55,51%	20,91%	3,51%	0,23%	0,00%	0,00%	0,00%
NASDAQ 100	0,559	0,701	0,419	87,00%	58,30%	23,05%	0,84%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
DJUI	0,559	0,731	0,403	85,04%	53,98%	23,12%	7,67%	0,74%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 600	0,559	0,760	0,382	86,65%	53,87%	23,19%	5,44%	1,39%	0,04%	0,00%	0,00%
WILSHIRE 5K	0,560	0,747	0,420	89,07%	57,11%	21,44%	3,63%	0,25%	0,00%	0,00%	0,00%
EUROSTX50	0,560	0,727	0,384	87,94%	54,83%	22,90%	6,65%	0,22%	0,00%	0,00%	0,00%
DJIA	0,564	0,740	0,439	93,11%	61,14%	22,02%	4,42%	0,18%	0,00%	0,00%	0,00%
DJTI	0,568	0,721	0,387	91,51%	65,81%	25,56%	5,37%	0,16%	0,00%	0,00%	0,00%
SUIZA	0,568	0,737	0,416	87,19%	59,60%	29,81%	11,09%	1,65%	0,00%	0,00%	0,00%
STOXXU-600	0,569	0,733	0,402	91,04%	62,51%	24,47%	9,67%	0,44%	0,00%	0,00%	0,00%
NASDAQ C.	0,570	0,748	0,409	89,25%	66,02%	29,77%	4,56%	0,61%	0,00%	0,00%	0,00%
S&P 400	0,571	0,763	0,394	90,30%	62,33%	31,09%	9,70%	1,84%	0,04%	0,00%	0,00%
SUECIA	0,572	0,736	0,409	87,11%	62,88%	32,68%	12,86%	1,42%	0,00%	0,00%	0,00%
ALEMANIA	0,573	0,741	0,392	92,00%	64,91%	30,42%	10,42%	1,07%	0,00%	0,00%	0,00%
SUDÁFRICA	0,575	0,752	0,382	87,98%	58,53%	32,56%	16,58%	5,56%	0,02%	0,00%	0,00%
JAPÓN	0,575	0,755	0,416	92,30%	68,11%	29,86%	8,65%	0,91%	0,02%	0,00%	0,00%
P. BAJOS	0,576	0,728	0,392	91,30%	70,74%	32,75%	9,23%	0,28%	0,00%	0,00%	0,00%
AUSTRALIA	0,577	0,721	0,402	91,02%	67,88%	34,14%	10,98%	0,46%	0,00%	0,00%	0,00%
ESPAÑA	0,577	0,730	0,444	93,89%	67,89%	31,54%	9,49%	1,42%	0,00%	0,00%	0,00%
FINLANDIA	0,578	0,747	0,403	89,32%	69,95%	36,30%	10,58%	1,33%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSSELL 2K	0,578	0,781	0,380	91,16%	63,19%	37,04%	13,47%	4,54%	0,47%	0,00%	0,00%
BÉLGICA	0,579	0,732	0,401	90,96%	68,14%	39,35%	10,63%	0,44%	0,00%	0,00%	0,00%
DINAMARCA	0,581	0,727	0,405	91,53%	72,82%	40,00%	8,11%	0,46%	0,00%	0,00%	0,00%
TORONTO SE	0,582	0,786	0,390	90,98%	71,04%	37,25%	13,67%	4,23%	0,56%	0,00%	0,00%
COREA	0,585	0,752	0,407	94,89%	78,00%	37,33%	8,58%	1,79%	0,02%	0,00%	0,00%
MSCI WI	0,585	0,765	0,405	95,96%	77,44%	36,56%	10,65%	0,60%	0,04%	0,00%	0,00%
IPC	0,586	0,755	0,418	90,91%	75,86%	43,96%	10,51%	1,39%	0,05%	0,00%	0,00%
MSCI EAFE	0,587	0,743	0,433	94,98%	78,49%	36,95%	10,19%	2,72%	0,00%	0,00%	0,00%
ITALIA	0,589	0,734	0,444	96,75%	74,67%	36,47%	16,30%	3,49%	0,00%	0,00%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

La comparación estadística de las series se hizo de dos formas distintas, ambas utilizando la prueba  $X^2$  para proporciones. En la primera forma se hicieron seis comparaciones de dos en dos, es decir: (1) emergentes de la mitad superior contra (2) desarrollados de la mitad superior, y aparte (1) emergentes de la mitad inferior contra (2) desarrollados de la mitad inferior; para ventanas  $\tau=64$ ,  $\tau=128$  y  $\tau=256$  días ( $H_0=0$ , 1 grado de libertad). la prueba fue altamente significativa en las 6 comparaciones con  $p<0,01$ .

En la segunda forma se hicieron tres comparaciones en grupos de cuatro en cuatro: (1) emergentes de la mitad superior, (2) emergentes de la mitad inferior, (3) desarrollados de la mitad superior, (4) desarrollados de la mitad inferior; para las

tres ventanas  $\tau=64$ ,  $\tau=128$  y  $\tau=256$  días ( $H_0=0$ , 3 grados de libertad). La prueba fue altamente significativa en las 3 comparaciones con  $p<0,01$ .

**Tabla 2:25.**  $He$  local. Segmento inferior ( $\tau = 256$  días,  $i = 5.700$ )

t=256	Media	MAX	MIN	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
HUNGRÍA	0,590	0,732	0,442	90,49%	70,65%	49,12%	17,49%	1,58%	0,00%	0,00%	0,00%
MSCI ACWI	0,591	0,769	0,381	96,53%	81,61%	41,51%	11,61%	0,91%	0,09%	0,00%	0,00%
IRLANDA	0,593	0,783	0,443	94,82%	70,47%	43,60%	20,81%	5,65%	0,33%	0,00%	0,00%
AMEX COM	0,594	0,776	0,412	96,77%	77,70%	40,16%	18,23%	4,67%	0,21%	0,00%	0,00%
INDIA	0,594	0,741	0,436	96,96%	78,81%	48,16%	12,35%	0,67%	0,00%	0,00%	0,00%
POLONIA	0,595	0,744	0,425	97,04%	80,56%	45,93%	15,51%	1,02%	0,00%	0,00%	0,00%
TURQUÍA	0,595	0,756	0,414	97,25%	84,16%	42,16%	14,14%	3,14%	0,18%	0,00%	0,00%
AUSTRIA	0,597	0,801	0,414	96,51%	79,26%	45,46%	15,95%	5,79%	2,19%	0,02%	0,00%
TAIWÁN	0,597	0,753	0,412	93,70%	78,47%	47,26%	20,72%	5,21%	0,02%	0,00%	0,00%
ASIA-APEX50	0,597	0,717	0,426	97,48%	84,34%	52,45%	9,53%	0,28%	0,00%	0,00%	0,00%
BOVESPA	0,597	0,717	0,436	97,30%	83,58%	50,39%	12,56%	0,33%	0,00%	0,00%	0,00%
RUSIA	0,598	0,762	0,450	96,19%	80,79%	45,58%	17,74%	4,47%	0,02%	0,00%	0,00%
HONG KONG	0,599	0,727	0,485	99,60%	87,47%	48,40%	11,11%	0,42%	0,00%	0,00%	0,00%
FILIPINAS	0,599	0,796	0,423	97,21%	81,61%	45,11%	15,58%	6,39%	1,00%	0,00%	0,00%
NORUEGA	0,599	0,781	0,411	97,07%	79,33%	45,14%	20,12%	6,49%	0,51%	0,00%	0,00%
MSCI LATAM	0,603	0,789	0,411	96,51%	83,54%	53,72%	20,61%	2,81%	0,61%	0,00%	0,00%
GRECIA	0,604	0,761	0,408	92,32%	81,47%	57,00%	22,84%	5,28%	0,05%	0,00%	0,00%
CHINA	0,604	0,739	0,435	97,70%	86,47%	54,18%	18,39%	2,65%	0,00%	0,00%	0,00%
N. ZELANDA	0,605	0,740	0,365	94,39%	82,70%	56,76%	24,46%	2,34%	0,00%	0,00%	0,00%
INDONESIA	0,606	0,770	0,421	97,49%	85,82%	52,21%	22,09%	5,93%	0,16%	0,00%	0,00%
SINGAPUR	0,607	0,770	0,420	97,40%	86,46%	55,37%	21,77%	2,79%	0,02%	0,00%	0,00%
EM. EUROP	0,607	0,778	0,419	94,84%	83,60%	56,82%	23,91%	5,79%	0,44%	0,00%	0,00%
NORUEGA	0,608	0,750	0,456	98,81%	87,04%	55,56%	22,46%	2,33%	0,02%	0,00%	0,00%
TAILANDIA	0,610	0,760	0,433	97,77%	88,77%	60,65%	19,91%	2,26%	0,12%	0,00%	0,00%
REP. CHECA	0,613	0,784	0,414	94,91%	82,11%	58,89%	30,09%	9,37%	0,72%	0,00%	0,00%
PORTUGAL	0,616	0,788	0,413	93,89%	79,91%	62,12%	37,16%	8,18%	1,04%	0,00%	0,00%
EMER. ASIA	0,616	0,759	0,456	99,00%	92,21%	63,67%	23,75%	3,21%	0,14%	0,00%	0,00%
MALASIA	0,617	0,756	0,458	98,89%	88,84%	65,07%	26,84%	3,32%	0,04%	0,00%	0,00%
IGBC-COL	0,627	0,782	0,378	96,73%	87,98%	70,49%	38,02%	11,52%	0,71%	0,00%	0,00%
MSCI EMI	0,630	0,803	0,413	98,37%	92,88%	72,49%	37,35%	8,09%	1,82%	0,02%	0,00%
COLCAP	0,632	0,762	0,417	98,13%	93,60%	75,56%	37,60%	7,88%	0,32%	0,00%	0,00%
ISLANDIA	0,633	0,853	0,386	92,91%	83,63%	64,07%	43,35%	24,95%	6,00%	1,75%	0,02%
IGPA	0,651	0,804	0,501	100,00%	96,56%	78,21%	50,77%	20,51%	5,35%	0,07%	0,00%
PERÚ	0,659	0,844	0,457	98,07%	94,95%	83,12%	58,44%	28,56%	4,53%	0,39%	0,00%
VIETNAM	0,660	0,848	0,459	99,63%	93,65%	80,03%	50,33%	32,80%	13,16%	2,44%	0,00%
FRONTIER	0,674	0,821	0,521	100,00%	98,67%	89,58%	63,09%	34,67%	10,99%	0,27%	0,00%
TORONTO VC	0,691	0,825	0,519	100,00%	99,19%	95,53%	74,68%	45,17%	16,67%	1,13%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:26.** Participación de los índices por segmento ( $\tau = 256$  días)

Segmento Superior (n=36)			Segmento Inferior (n=37)		
Desarrollado	32	88,9%	Desarrollado	10	27,0%
Emergente	3	8,3%	Emergente	23	62,2%
Mixto	1	2,8%	Mixto	2	5,4%
Frontera	0	0,0%	Frontera	2	5,4%

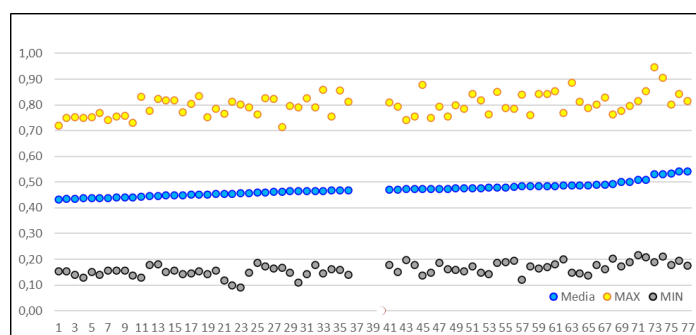
Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

El significado de esta distribución se discute con detalle en las conclusiones. Por ahora baste mencionar que es relevante que la mayoría de los índices de países emergentes tengan mayores valores promedio del  $He$ , exceptuando al IPC de

México, al índice de Corea y al de Sudáfrica, los cuales están en la mitad superior en las tres ventanas. Al mismo tiempo, la mayoría de los países desarrollados tienen valores promedio del  $He$  más bajos, exceptuando a los índices Irlanda, Portugal, Toronto Venture Composite, Nueva Zelanda y Singapur que tienen valores altos y están en la mitad inferior de las tres ventanas.

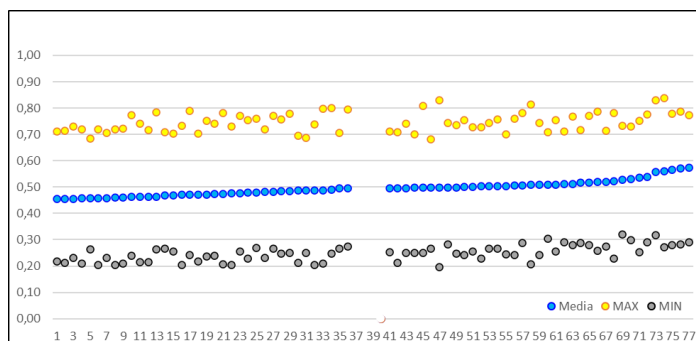
Las Figuras 2:22, 2:23 y 2:24 representan los valores Promedio (Media), Máximo (MAX) y Mínimo (MIN) del  $He$  de cada índice y para cada una de las tres ventanas. Aparecen en el mismo orden en que se encuentran en las Tablas 2:18, 2:19, 2:21, 2:22, 2:24 y 2:25. La mitad superior de las tablas aparece a la izquierda del espacio identificado en la posición 38 de cada figura, y la mitad inferior aparece a la derecha de dicho punto.

**Figura 2:22.** Exponente de Hurst local  
 $\tau = 64$  días,  $\lambda = 1$  día



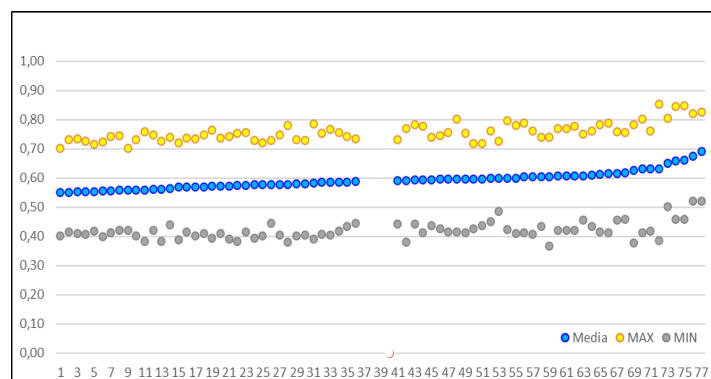
Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:23.** Exponente de Hurst local,  
 $\tau = 128$  días,  $\lambda = 1$  día



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:24.** Exponente de Hurst local,  
 $\tau = 256$  días,  $\lambda = 1$  día



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Cabe hacer notar que, aunque no hay una regularidad absoluta en los valores máximo y mínimo (como sí la hay en el promedio dado que este fue el factor con base en el cual se ordenaron), en ambos hay una discreta tendencia general a aumentar conforme aumenta el promedio. Además, debemos destacar que si bien la media de todas las mediciones oscila en valores de  $He$  cercanos a 0,5, lo que sugeriría una caminata aleatoria y la ausencia de memoria, al observar el fenómeno con ventanas cortas se puede detectar que con alta frecuencia los valores alcanzan niveles que indican clara persistencia y anti-persistencia.

La Tabla 2:27 muestra la frecuencia promedio con la que se encontraron valores superiores a los indicados en los encabezados de cada columna para cada tamaño de ventana. Nótese que, en promedio, el 43,52% de los valores en la ventana de 256 días supera el 0,60, indicando persistencia clara.

**Tabla 2:27.** Promedio de frecuencia de valores de  $He$  por ventana

	>0.5	>0.55	>0.6	>0.65	>0.7	>0.75	>0.8	>0.85
$\tau$ -64	39,18%	22,31%	10,33%	3,72%	1,05%	0,23%	0,04%	0,01%
$\tau$ -128	47,19%	24,63%	9,51%	2,58%	0,49%	0,07%	0,01%	0,00%
$\tau$ -256	93,33%	74,11%	43,52%	17,60%	4,90%	0,94%	0,08%	0,00%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Como resumen podemos agregar que las medias del valor promedio, del mínimo y del valor máximo del  $He$  local en cada una de las ventanas fueron los siguientes:

para  $\tau=64$ ,  $He = 0,471$  (0,161 a 0,799); para  $\tau=128$ ,  $He = 0,495$  (0,249 a 0,746) y para  $\tau=256$ ,  $He = 0,592$  (0,420 a 0,757).

Por último, la Tabla 2:28 muestra el número de mediciones que se hicieron en cada una de las tres ventanas en los 7 índices ya comentados en que no se completaron 5.700 valores. En los otros 66 índices se pudieron hacer las 5.700 determinaciones de  $He$  en cada ventana.

**Tabla 2:28.** Índices que no tienen 5.700 mediciones

	64	128	256	Total
COLCAP	4.583	4.519	4.391	13.493
IGBC-COL	4.411	4.347	4.219	12.977
Nueva Zelanda	5.111	5.047	4.919	15.077
TORONTO VC	4.872	4.808	4.680	14.360
VIETNAM	4.994	4.930	4.802	14.726
ASIA APEX-50	5.700	5.643	5.515	16.858
MSCI FRONTIER	3.503	3.439	3.311	10.253

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

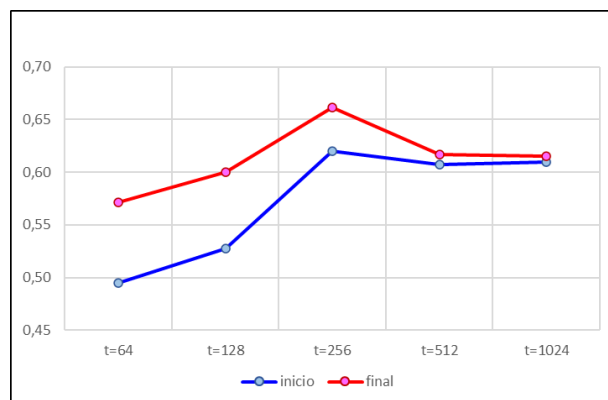
#### 4.4. Estudio comparativo al inicio y al final de los *drawdowns* máximos, del $He$ medido con ventanas de observación de 64, 128 y 256 días.

Partiendo del supuesto de que el comportamiento autoorganizado necesariamente presenta memoria de corto plazo y de que el exponente de Hurst local medido con ventanas cortas es una buena medida de memoria de corto plazo, se hizo el siguiente experimento exploratorio. Se identificó el valor del  $He$  local registrado en la fecha del inicio de cada una de las caídas identificadas como *drawdowns* relevantes (ver apartado 4.1), así como el de la fecha en que se alcanzó el fondo de esta, para las 5 ventanas  $\tau = 64, 128, 256, 512$  y  $1.024$  en las series de tiempo de los índices de Canadá y de América Latina.

La Figura 2:25 muestra los resultados del conjunto de *drawdowns* de los 9 índices del grupo. En azul se representa el valor del promedio de  $He$  al inicio de la caída y en rojo su valor del promedio en el fondo de ella, para cada una de las 5 ventanas. Esta forma de representación muestra que existe una clara diferencia entre ambos

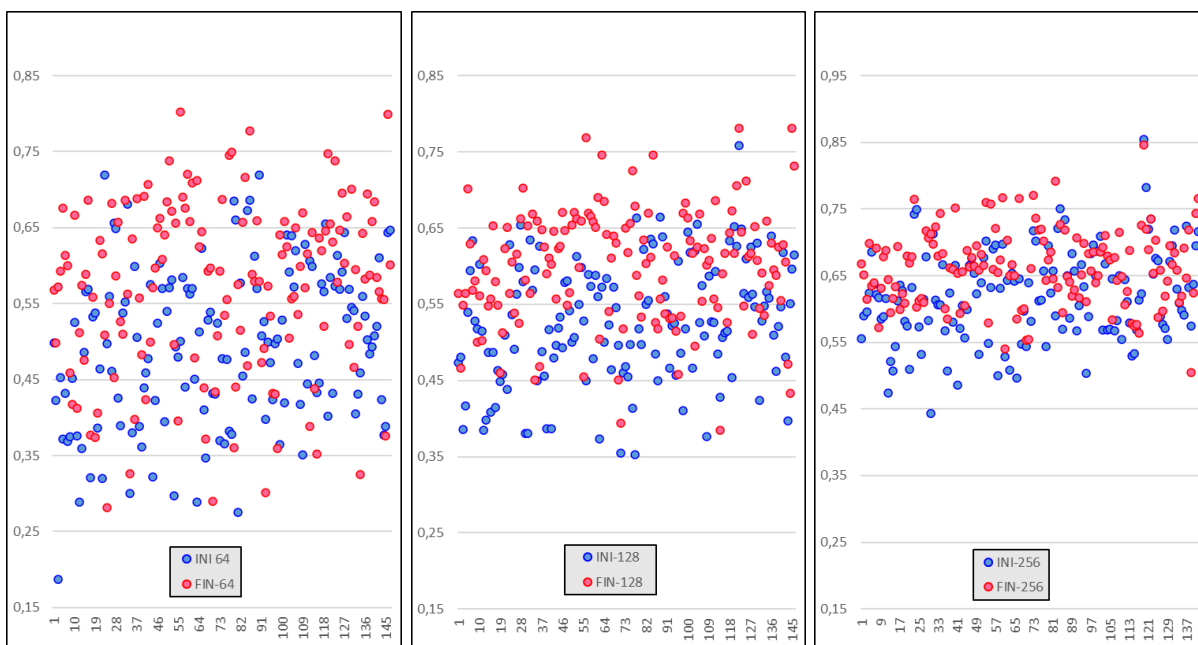
valores para las ventanas  $\tau = 64, 128$  y  $256$  días, lo cual es sugestivo de un cambio esencial en la forma de operar del mercado durante las caídas amplias. Sin embargo, esta diferencia no es clara para ventanas mayores. Por lo que se hicieron otras pruebas que se presentan a continuación.

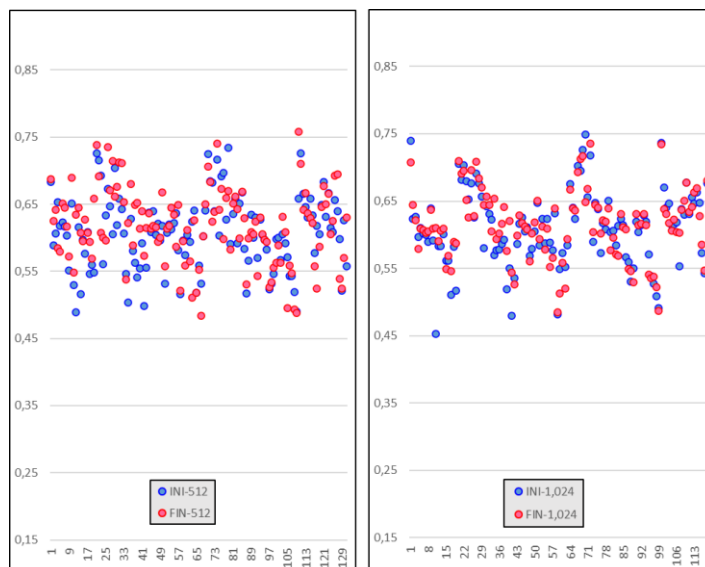
**Figura 2:25.** *He* Canadá y Latinoamérica



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:26.** Canadá y Latinoamérica (*He*  $\tau = 64, 128, 256, 512, 1.024$ )





Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

La Figura 2:26 muestra los valores pareados del  $He$  al inicio (en azul) y al final (en rojo) de los *drawdowns* registrados con las cinco diferentes ventanas. Cada uno de los valores representados ponen en evidencia el amplio traslape de valores del  $He$  local del inicio y del final de la caída. Una vez más, el traslape es más notable utilizando ventanas mayores. No obstante, con ventanas de 64, 128 y 256 días la diferencia es evidente, si bien será necesario validar esa diferencia.

Se hizo un estudio estadístico para determinar si las diferencias observadas eran significativas. Utilizando la prueba *t de Student* para medias de dos muestras emparejadas considerando la hipótesis nula  $H_0 = 0$ , se compararon los valores de los  $He$  al inicio y al final de cada *drawdown* y de cada índice de Canadá y América Latina, así como de su conjunto. Esto se hizo de cinco formas distintas: el  $He$  local de la fecha inicial con el de la fecha final para  $\tau = 64$  días; 128 días; 256 días, 512 días y 1.024 días. Los resultados se presentan en la Tabla 2:29 en la que, además de las pruebas estadísticas (valor del estadístico *t*, valor crítico de *t* de 1 y 2 colas y grado de significancia obtenida) se presenta la media y la varianza de cada grupo de observaciones del  $He$  local y el número total de eventos (el número de *drawdowns* presentes en cada índice). Se han resaltado en color amarillo aquellas comparaciones con  $p < 0,05$  y en naranja las que tienen  $p < 0,1$ .

**Tabla 2:29. Prueba *t* de Student para medias de dos muestras emparejadas, Índices de Canadá y América Latina**

		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256	INI-512	FIN-512	INI-1024	FIN-1024
Canadá y América Latina agrupadas	Media	0,4949	0,5714	0,5274	0,5999	0,6205	0,6616	0,6074	0,6165	0,6097	0,6149
	Varianza	0,0108	0,0129	0,0063	0,0056	0,0047	0,0032	0,0029	0,0032	0,0032	0,0026
	Observaciones	147	147	146	146	142	142	131	131	118	118
	Estadístico t	-6,5057		-9,2162		-7,6204		-2,3823			-1,9900
	P(T<=t) una cola	<b>5,78E-10</b>		<b>1,63E-16</b>		<b>1,68E-12</b>		<b>0,0093</b>			<b>0,0245</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,6554		1,6554		1,6557		1,6567			1,6580
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>1,16E-09</b>		<b>3,27E-16</b>		<b>3,36E-12</b>		<b>0,0187</b>			<b>0,0489</b>
Valor crítico de t (dos colas)	1,9763		1,9765		1,9769		1,9784			1,9804	
COLCAP de Colombia	Media	0,5031	0,6355	0,5447	0,6231	0,6349	0,6802	0,6070	0,6130	0,6022	0,6043
	Varianza	0,0090	0,0134	0,0025	0,0073	0,0030	0,0027	0,0010	0,0009	0,0004	0,0006
	Observaciones	10	10	10	10	10	10	9	9	6	6
	Estadístico t	-3,7740		-2,2328		-2,8554		-0,7756			-0,5332
	P(T<=t) una cola	<b>0,0022</b>		<b>0,0262</b>		<b>0,0095</b>		<b>0,2302</b>			<b>0,3084</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,8331		1,8331		1,8331		1,8595			2,0150
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,0044</b>		<b>0,0525</b>		<b>0,0189</b>		<b>0,4603</b>			<b>0,6167</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,2622		2,2622		2,2622		2,3060			2,5706	
IGBC de Colombia	Media	0,5296	0,6554	0,5270	0,6398	0,6237	0,6693	0,5979	0,6090	0,6077	0,6152
	Varianza	0,0043	0,0080	0,0074	0,0046	0,0079	0,0059	0,0019	0,0024	0,0008	0,0005
	Observaciones	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5
	Estadístico t	-4,4638		-6,5060		-1,7653		-0,6992			-1,2988
	P(T<=t) una cola	<b>0,0033</b>		<b>0,0006</b>		<b>0,0689</b>		<b>0,2578</b>			<b>0,1319</b>
	Valor crítico de t (una cola)	2,0150		2,0150		2,0150		2,0150			2,1318
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,0066</b>		<b>0,0013</b>		<b>0,1378</b>		<b>0,5156</b>			<b>0,2638</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,5706		2,5706		2,5706		2,5706			2,7764	
BOVESPA de Brasil	Media	0,4224	0,5399	0,4811	0,5693	0,5858	0,6441	0,5890	0,6188	0,5881	0,6043
	Varianza	0,0096	0,0097	0,0049	0,0037	0,0027	0,0013	0,0024	0,0015	0,0033	0,0013
	Observaciones	22	22	22	22	21	21	20	20	19	19
	Estadístico t	-4,3240		-4,7220		-4,3721		-2,8241			-1,7525
	P(T<=t) una cola	<b>0,0001</b>		<b>0,0001</b>		<b>0,0001</b>		<b>0,0054</b>			<b>0,0484</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,7207		1,7207		1,7247		1,7291			1,7341
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,0003</b>		<b>0,0001</b>		<b>0,0003</b>		<b>0,0108</b>			<b>0,0967</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,0796		2,0796		2,0860		2,0930			2,1009	
IPC de México	Media	0,4950	0,5513	0,5184	0,6026	0,6048	0,6667	0,6106	0,6495	0,6179	0,6384
	Varianza	0,0130	0,0137	0,0071	0,0039	0,0055	0,0029	0,0043	0,0029	0,0040	0,0025
	Observaciones	24	24	24	24	24	24	23	23	23	23
	Estadístico t	-1,6653		-3,5108		-4,0327		-3,6065			-3,1536
	P(T<=t) una cola	<b>0,0547</b>		<b>0,0009</b>		<b>0,0003</b>		<b>0,0008</b>			<b>0,0023</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,7139		1,7139		1,7139		1,7171			1,7171
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,1094</b>		<b>0,0019</b>		<b>0,0005</b>		<b>0,0016</b>			<b>0,0046</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,0687		2,0687		2,0687		2,0739			2,0739	
Toronto Stock Exchange	Media	0,4550	0,5279	0,5039	0,5915	0,5905	0,6352	0,5895	0,5702	0,5747	0,5615
	Varianza	0,0099	0,0169	0,0045	0,0110	0,0035	0,0042	0,0016	0,0027	0,0018	0,0022
	Observaciones	11	11	11	11	11	11	11	11	10	10
	Estadístico t	-1,6541		-3,8786		-2,3205		1,8179			2,4334
	P(T<=t) una cola	<b>0,0646</b>		<b>0,0015</b>		<b>0,0214</b>		<b>0,0496</b>			<b>0,0189</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,8125		1,8125		1,8125		1,8125			1,8331
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,1291</b>		<b>0,0031</b>		<b>0,0427</b>		<b>0,0991</b>			<b>0,0378</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,2281		2,2281		2,2281		2,2281			2,2622	
Toronto Venture Comp.	Media	0,5061	0,5987	0,5325	0,6358	0,6568	0,7038	<b>0,6799</b>	<b>0,6633</b>	<b>0,6875</b>	<b>0,6797</b>
	Varianza	0,0192	0,0178	0,0092	0,0040	0,0038	0,0025	0,0019	0,0017	0,0018	0,0013
	Observaciones	13	13	12	12	12	12	10	10	9	9
	Estadístico t	-1,4579		-2,8987		-2,1031		1,1667			0,6392
	P(T<=t) una cola	<b>0,0853</b>		<b>0,0072</b>		<b>0,0296</b>		<b>0,1366</b>			<b>0,2703</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,7823		1,7959		1,7959		1,8331			1,8595
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,1705</b>		<b>0,0145</b>		<b>0,0593</b>		<b>0,2733</b>			<b>0,5405</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,1788		2,2010		2,2010		2,2622			2,3060	
Merval de Argentina	Media	0,5199	0,5557	0,5354	0,5843	0,6157	0,6475	<b>0,5846</b>	<b>0,5841</b>	<b>0,5888</b>	<b>0,5885</b>
	Varianza	0,0088	0,0110	0,0058	0,0047	0,0033	0,0020	0,0020	0,0025	0,0018	0,0019
	Observaciones	35	35	35	35	33	33	30	30	27	27
	Estadístico t	-1,5869		-3,0790		-3,0370		0,1129			0,0998
	P(T<=t) una cola	<b>0,0609</b>		<b>0,0020</b>		<b>0,0024</b>		<b>0,4554</b>			<b>0,4606</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,6909		1,6909		1,6939		1,6991			1,7056
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,1218</b>		<b>0,0041</b>		<b>0,0047</b>		<b>0,9109</b>			<b>0,9213</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,0322		2,0322		2,0369		2,0452			2,0555	
IGPA de Chile	Media	0,5631	0,6396	0,6115	0,6426	0,7007	0,7021	0,6492	0,6528	<b>0,6486</b>	<b>0,6361</b>
	Varianza	0,0036	0,0054	0,0044	0,0070	0,0068	0,0051	0,0017	0,0037	0,0019	0,0020
	Observaciones	9	9	9	9	9	9	8	8	7	7
	Estadístico t	-2,2779		-1,6551		-0,0702		-0,2386			2,4120
	P(T<=t) una cola	<b>0,0261</b>		<b>0,0682</b>		<b>0,4729</b>		<b>0,4091</b>			<b>0,0262</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,8595		1,8595		1,8595		1,8946			1,9432
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,0522</b>		<b>0,1365</b>		<b>0,9458</b>		<b>0,8182</b>			<b>0,0524</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,3060		2,3060		2,3060		2,3646			2,4469	
LIMA Selecto del Perú	Media	0,5016	0,5763	0,5407	0,5975	0,6372	0,6552	<b>0,6197</b>	<b>0,6164</b>	0,6279	0,6348
	Varianza	0,0069	0,0130	0,0050	0,0069	0,0034	0,0040	0,0018	0,0036	0,0021	0,0016
	Observaciones	17	17	17	17	16	16	14	14	12	12
	Estadístico t	-2,9905		-3,1247		-1,3555		0,2732			-1,3698
	P(T<=t) una cola	<b>0,0043</b>		<b>0,0033</b>		<b>0,0977</b>		<b>0,3945</b>			<b>0,0990</b>
	Valor crítico de t (una cola)	1,7459		1,7459		1,7531		1,7709			1,7959
	Valor crítico de t (dos colas)	<b>0,0086</b>		<b>0,0065</b>		<b>0,1953</b>		<b>0,7890</b>			<b>0,1981</b>
Valor crítico de t (dos colas)	2,1199		2,1199		2,1314		2,1604			2,2010	

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

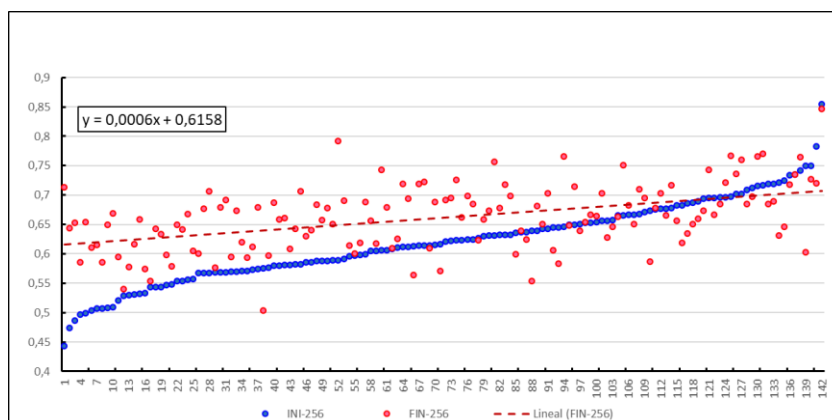


Los principales hallazgos presentados en la Tabla 2:29 son los siguientes:

- i. Las diferencias en el valor al inicio y al final de los *drawdowns* es altamente significativa ( $p < 0,01$ ) cuando se utilizan las 3 ventanas más cortas y con  $p < 0,05$  cuando se utiliza las ventanas de 512 y 1.024 días para el conjunto de datos de los 9 índices ( $n = 118$  caídas) (*Canadá y América Latina agrupadas*), pero no lo es cuando se trata de índices individuales.
- ii. En total se hicieron 5 comparaciones (una para cada una de las 5 ventanas) en cada uno de los nueve índices y 5 en el conjunto de todos ellos (50 comparaciones entre el grupo de valores iniciales y finales del *He*) y solo en 6 de ellas (12%) el valor promedio final del *He* fue inferior al valor inicial. Los 6 casos se dieron utilizando las ventanas de 512 y 1.024 días (6 de 20 o 30%). En el índice Toronto Venture Composite de Canadá y en el Merval de Argentina ambas ventanas tuvieron invertidos los valores promedio. Además, estuvieron invertidos en la ventana de 512 días en el índice de Perú y la de 1.024 días en el IGPA de Chile (ello se denota en números de color rojo en la Tabla 2:34).
- iii. En 6 de los 9 índices individuales (66,6%) las diferencias entre los promedios del *He* local inicial y el final no fueron significativas con  $p < 0,05$  para las ventanas de 512 y 1.024 días.
- iv. En 4 de los 9 índices (44,4%) las diferencias fueron significativas a dos colas con  $p < 0,05$  para la ventana de 64 días.
- v. Para la ventana de 128 días, 7 de 9 índices (77,7%) tuvieron diferencias significativas a dos colas con  $p < 0,05$  y una más con  $p < 0,1$ .
- vi. Para la ventana de 256 días, 5 de 9 índices (55,5%) tuvieron diferencias significativas a dos colas con  $p < 0,05$  y una más con  $p < 0,1$ .
- vii. El único índice que no tuvo diferencias significativas a dos colas con  $p < 0,05$  en ninguna de las 5 ventanas fue el IGPA de Chile. Para este índice solo hubo significancia a una cola con  $p < 0,1$  en la ventana de 64 días (ese índice tuvo un total de 9 *drawdowns*).

Antes de pasar al último segmento de esta fase se hicieron las pruebas representadas en las Figuras 2:27, 2:28, 2:29 para aumentar la certeza de que las diferencias observadas en el  $He$  local al inicio y en el fondo de los *drawdowns* eran consistentes y que por lo tanto los hallazgos eran relevantes.

**Figura 2:27.**  $He$  Pareados de Canadá y América Latina  $\tau=256$ ,  $n=142$ , Ordenados por valor Inicial



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

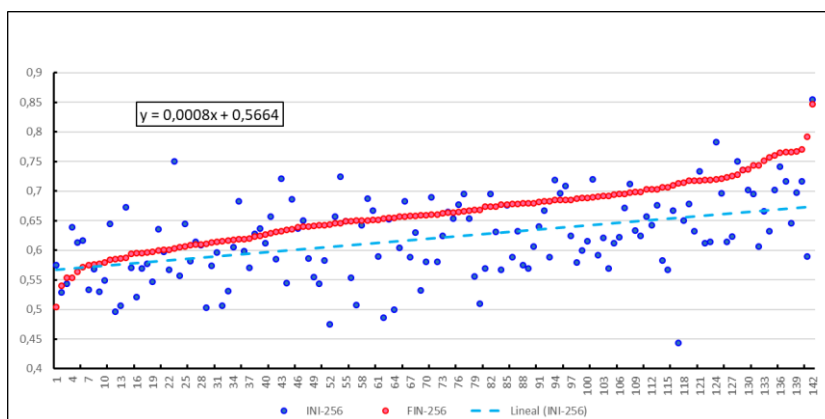
Partiendo de las 142 observaciones totales (valor inicial y final del  $He$  en 142 *drawdowns*) de los índices de Canadá y América Latina recabadas con la ventana de 256 días (similar a lo que se muestra en la Figura 2:26), se ordenaron en forma ascendente de acuerdo con el valor del  $He$  inicial (en azul en la Figura 2:27).

A pesar de que no todos los valores finales del  $He$  estuvieron sobre su correspondiente valor inicial (las observaciones son pareadas y así se han graficado), el 73,24% sí estuvieron por arriba del valor inicial (104 de 142). Además, la pendiente de inclinación de la línea de regresión por mínimos cuadrados ordinarios en donde las variables de la regresión son el valor final del  $He$  (eje vertical), frente al orden del valor inicial del  $He$  (línea oblicua quebrada color rojo oscuro) tuvo pendiente positiva (fórmula en el recuadro).

Al ordenar los datos a partir del valor final del  $He$  (Figura 2:28) los resultados fueron muy parecidos en tanto que el 73,24% de los valores iniciales del  $He$

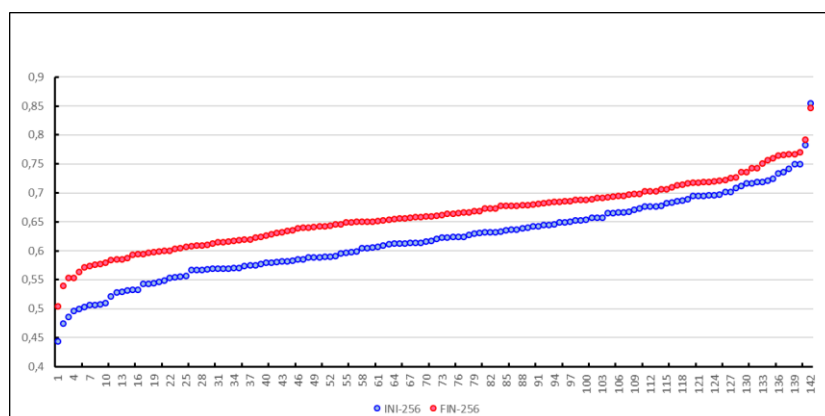
estuvieron debajo de los valores finales, y en cuanto a que la línea de tendencia de los valores iniciales también tuvo pendiente positiva (fórmula en el recuadro).

**Figura 2:28.** *He* Pareados de Canadá y América Latina  $\tau=256$ ,  $n=142$ , Ordenado por valor Final



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:29.** *He* -No pareados de Canadá y América Latina  $\tau=256$ ,  $n=142$ , Ambos Ordenados en forma Independiente



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Por último, se ordenaron ambas series de valores del *He* (inicial y final) del menor al mayor para lo cual se desagregaron los pares correspondientes. La Figura 2:29 muestra el resultado. Una vez más, queda sólidamente establecido que, para ventanas de 256 días, los valores del *He* al inicio de las caídas, como grupo, son inferiores a los valores medidos en el fondo del *drawdown*.

En el segmento final de esta fase metodológica (apartado 4.4) se recabaron los valores del  $He$  medidos al inicio (el 1er día de caída) y al final (el día en que se alcanza el fondo) de la colección de *drawdowns* del resto de los índices de la muestra utilizando las ventanas  $\tau$ -64,  $\tau$ -128 y  $\tau$ -256.

A continuación, se presenta la Tabla 2:30 en la que se muestra la incidencia y el porcentaje de diferencia significativa a 2 colas con  $p < 0,05$  y con  $p < 0,1$ .

**Tabla 2:30.** Incidencia y participación de las diferencias significativa (2 colas) entre  $He$  local-inicial y  $He$  local-final por grupos

	N	$p < 0.05$			$p < 0.1$			Sin significancia	
		$\tau$ -64	$\tau$ -128	$\tau$ -256	$\tau$ -64	$\tau$ -128	$\tau$ -256	en las 6 pruebas	
USA	16	5 31,3%	14 87,5%	13 81,3%	7 43,8%	16 100,0%	13 81,3%	0	0,0%
Canadá y Latam	9	5 55,6%	7 77,8%	6 66,7%	6 66,7%	8 88,9%	7 77,8%	0	0,0%
Europa Desarrollada	16	2 12,5%	12 75,0%	12 75,0%	5 31,3%	13 81,3%	13 81,3%	2	12,5%
Europa Emergente	7	3 42,9%	4 57,1%	3 42,9%	4 57,1%	6 85,7%	4 57,1%	0	0,0%
Asia Pacífico	4	3 75,0%	4 100,0%	4 100,0%	3 75,0%	4 100,0%	4 100,0%	0	0,0%
Asia Emergente	9	3 33,3%	6 66,7%	2 22,2%	5 55,6%	6 66,7%	3 33,3%	1	11,1%
I. Regionales	11	0 0,0%	9 81,8%	5 45,5%	0 0,0%	10 90,9%	7 63,6%	1	9,1%
<b>AGRUPADOS</b>	<b>72</b>	<b>21</b>	<b>56</b>	<b>45</b>	<b>30</b>	<b>63</b>	<b>51</b>	<b>4</b>	
Porcentaje de incidencia	100%	29,2%	77,8%	62,5%	41,7%	87,5%	70,8%	5,6%	
Promedio de porcentaje		35,8%	78,0%	61,9%	47,1%	87,6%	70,6%		4,7%

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

La Tabla 2:30 muestra el número total de índices que entraron en este estudio (N=72) y el número de índices cuyos valores de  $He$  tuvieron diferencias significativas a 2 colas entre el inicio y el final de los *drawdowns* con  $p < 0,05$  y con  $p < 0,1$ . Destaca que con la ventana de 128 días el 77,8% de los índices (56 de 72) tuvieron diferencias significativas con  $p < 0,05$  y 87,5% (63 de 72) con  $p < 0,1$ . Además, se muestra que sólo 4 índices de toda la muestra (5,6%) no tuvieron diferencia significativa en ninguna de las pruebas.

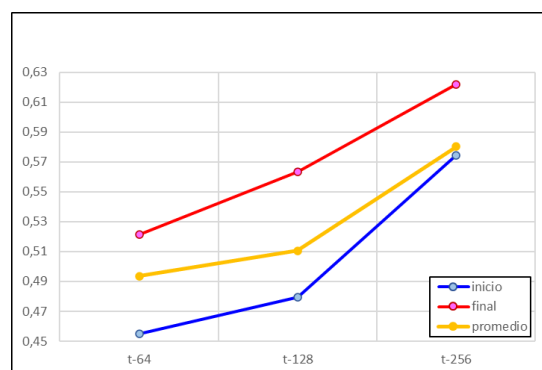
Además, podemos destacar que, con ventana de 128 días, en el 100% de los 16 índices de Estados Unidos y de los 4 índices de Asia Pacífico<sup>29</sup>, la diferencia fue significativa con  $p < 0,1$ . La frecuencia de significancia fue muy alta en los Índices Regionales (90,9%) y en los de Canadá y América Latina (88,9%). Los porcentajes

<sup>29</sup> No se incluyó el índice de Nueva Zelanda en esta fase del estudio dado que sólo presentó dos *drawdowns* significativos en el tiempo de estudio que consideramos insuficientes para comparación con los demás como grupo.

fueron moderadamente altos en los índices de Europa emergente (85,7%) y en los de Europa desarrollada (81,3%). Los grupos con incidencia más baja de significancia con  $p < 0,05$  fueron Europa emergente con 4 de 7 (57,1%) y Asia emergente con 6 de 9 índices (66,66%).

Para terminar, presentamos una serie de gráficos que representan parte de los resultados incorporados a las dos últimas tablas (2:29 y 2:30). En las siguientes figuras, además de los valores del  $He$  local al inicio y final de las caídas se ha agregado el promedio de los valores del  $He$  local (en amarillo) generados entre el inicio y el final de la caída.

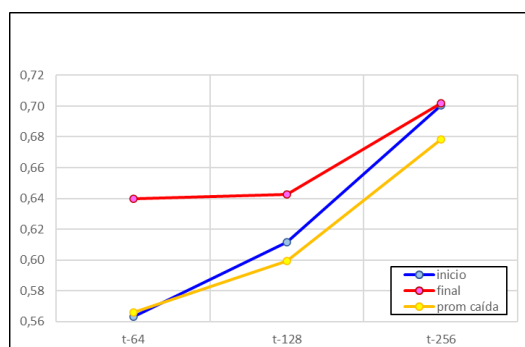
**Figura 2:30.** Todo EUA (16 índices, 261 *drawdowns*)



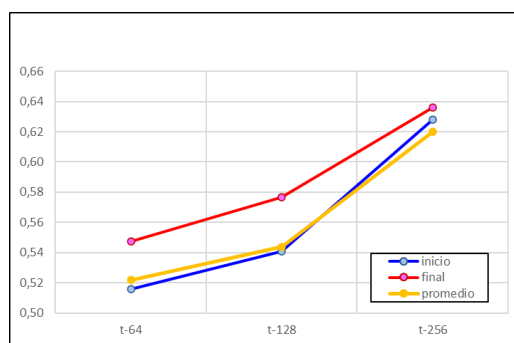
Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

Presentamos la Figura 2:30 como ejemplo del prototipo de resultado positivo para diferencias significativas del  $He$  entre el inicio y el final de las caídas. Se trata del conjunto de *drawdowns* de Estados Unidos de América (261 caídas en total) registrados en 16 índices bursátiles. La gráfica representa el promedio de los valores iniciales (en azul), finales (en rojo) y de los promedios presentes durante la caída (en amarillo) del  $He$  de las tres ventanas. Las tres comparaciones entre inicial y final fueron altamente significativas con  $p < 0,01$ .

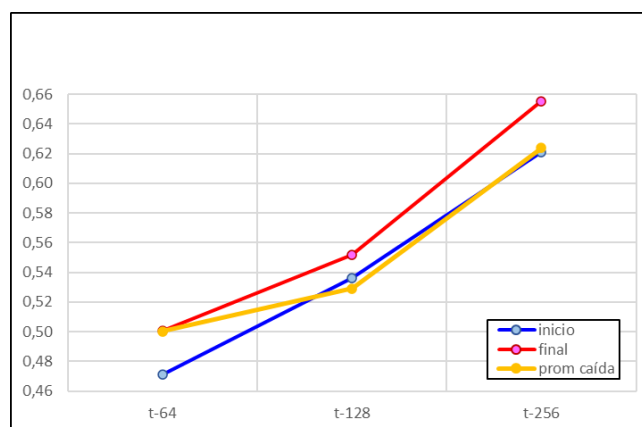
En las Figuras 2:31, 2:32, 2:33 y 2:34 se muestran cuatro de los casos más atípicos y con diferencias no significativas: El IGPA de Chile (9 caídas), el índice de Turquía (29 caídas), el índice de Shanghái (17 caídas) y el índice de Tailandia (25 caídas).

**Figura 2:31.** IGPA de Chile (9 *drawdowns*)

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Figura 2:32.** Turquía (29 *drawdowns*)

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

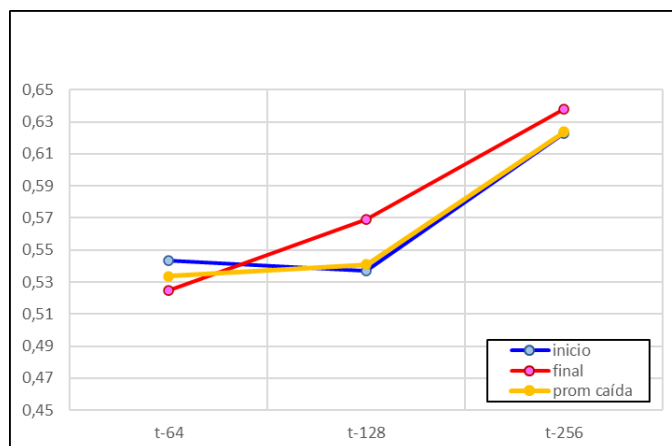
**Figura 2:33.** Shanghái (17 *drawdowns*)

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

La diferencia en los valores del  $He$  del índice IGPA de Chile (Figura 2:31) fue significativa a 2 colas solamente en la ventana de 64 días con  $p < 0,1$ . Para el índice

de Turquía (Figura 2:32), la única diferencia significativa a 2 colas se logró en la ventana de 128 días, con  $p < 0,05$ .

**Figura 2:34.** Tailandia (25 *drawdowns*)



Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

En el índice de Shanghai (Figura 2:33), la única diferencia significativa en el valor de *He* inicial y final se obtuvo en la ventana de 256 días con  $p < 0,05$ , mientras que en el índice de Tailandia (Figura 2:34) no se encontró diferencia significativa en ninguna de las tres ventanas e incluso el promedio del *He* al inicio de las caídas fue superior a aquél registrado al final de las caídas en  $\tau$ -64.

Las Tablas 2:31 (Estados Unidos), 2:33 (Canadá y Latinoamérica), 2:35 (Europa Desarrollada), 2:37 (Europa Emergente y Sudáfrica), 2:39 (Asia Pacífico), 2:41 (Asia Emergente) y 2:43 (Índices Regionales) muestran la colección de valores (media y varianza) del *He* local de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes, incluyendo los promedios de cada grupo de índices de la región correspondiente. A partir de la colección de valores del *He* se hicieron las pruebas estadísticas (*t de Student* para medias de muestras emparejadas) y se reunieron los datos obtenidos en las series: número de caídas en cada índice (N), coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del *He* local (Correl), Valor del estadístico *t de Student* (t Stud), Valor crítico (VC) y valor p para dos colas (p 2 colas). Los resultados se muestran en las tablas con número par (2:32 a 2:44) subyacentes a las del párrafo anterior.



**Tabla 2:31.** Estados Unidos: media y varianza del *He* local de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ESTADOS UNIDOS		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
<b>DJIA</b>	Media	0,4714	0,5125	0,4864	0,5541	0,5781	0,6160
	Varianza	0,0087	0,0119	0,0047	0,0070	0,0029	0,0032
<b>DJTI</b>	Media	0,4989	0,5843	0,5317	0,5965	0,6266	0,6472
	Varianza	0,0121	0,0120	0,0117	0,0068	0,0068	0,0034
<b>DJUI</b>	Media	0,4677	0,5528	0,5326	0,5965	0,6082	0,6378
	Varianza	0,0131	0,0091	0,0053	0,0043	0,0079	0,0017
<b>DJTM1</b>	Media	0,4462	0,5060	0,4510	0,5587	0,5437	0,6114
	Varianza	0,0164	0,0164	0,0075	0,0053	0,0016	0,0037
<b>S&amp;P500</b>	Media	0,4590	0,5347	0,4895	0,5874	0,5666	0,6431
	Varianza	0,0107	0,0143	0,0090	0,0061	0,0046	0,0040
<b>S&amp;P100</b>	Media	0,4340	0,5180	0,4376	0,5500	0,5457	0,5991
	Varianza	0,0085	0,0186	0,0059	0,0077	0,0019	0,0026
<b>S&amp;P600</b>	Media	0,3832	0,4643	0,4130	0,5513	0,5004	0,6012
	Varianza	0,0169	0,0131	0,0048	0,0047	0,0033	0,0027
<b>S&amp;P400</b>	Media	0,4244	0,5026	0,4243	0,5550	0,5325	0,6075
	Varianza	0,0074	0,0146	0,0046	0,0055	0,0055	0,0045
<b>S&amp;P1500</b>	Media	0,4401	0,4804	0,4389	0,5296	0,5325	0,5929
	Varianza	0,0089	0,0139	0,0067	0,0057	0,0021	0,0037
<b>R-1000</b>	Media	0,4571	0,4872	0,4497	0,5246	0,5387	0,5995
	Varianza	0,0083	0,0138	0,0054	0,0061	0,0019	0,0032
<b>R-2000</b>	Media	0,4121	0,5112	0,4629	0,5736	0,5727	0,6399
	Varianza	0,0211	0,0171	0,0065	0,0077	0,0059	0,0056
<b>R-3000</b>	Media	0,4498	0,4797	0,4425	0,5338	0,5338	0,6002
	Varianza	0,0158	0,0122	0,0073	0,0052	0,0018	0,0036
<b>NASDAQ C.</b>	Media	0,4652	0,5302	0,5172	0,5763	0,6147	0,6456
	Varianza	0,0166	0,0160	0,0073	0,0091	0,0044	0,0045
<b>NASDAQ 100</b>	Media	0,4290	0,4705	0,4574	0,5164	0,5610	0,5985
	Varianza	0,0122	0,0082	0,0047	0,0061	0,0015	0,0019
<b>AMEX C</b>	Media	0,4304	0,5774	0,4700	0,5961	0,6039	0,6397
	Varianza	0,0046	0,0207	0,0040	0,0130	0,0023	0,0082
<b>WILL 5000</b>	Media	0,4551	0,4929	0,4472	0,5403	0,5432	0,6036
	Varianza	0,0154	0,0122	0,0072	0,0048	0,0015	0,0035
<b>TODO USA</b>	Media	0,4552	0,5213	0,4793	0,5633	0,5745	0,6218
	Varianza	0,0121	0,0138	0,0077	0,0069	0,0049	0,0037

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:32.** Estados Unidos: prueba *t de Student* comparando dos muestras pareadas. *N*=número de caídas en cada índice, *Correl*= coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del *He*. *VC*= Valor crítico.

USA	t=64					t=128					t=256				
	N	Correl	tStud.	VC	p 2 colas	N	Correl	tStud.	VC	p 2 colas	N	Correl	tStud.	VC	p 2 colas
DJ INDUSTRIAL A.	39	0,124	-1,910	2,024	0,0637	39	0,220	-4,429	2,024	0,0001	39	0,376	-3,850	2,024	0,0004
DJ TRANSPORTATION	33	0,222	-3,579	2,037	0,0011	33	0,161	-2,983	2,037	0,0054	32	0,426	-1,494	2,040	0,1452
DJ UTILITIES I.	24	0,097	-2,942	2,069	0,0073	24	0,012	-3,213	2,069	0,0039	23	0,265	-1,617	2,074	0,1201
DJ TOTAL MARKET I.	12	0,086	-1,196	2,201	0,2567	12	0,161	-3,597	2,201	0,0042	11	0,488	-4,149	2,228	0,0020
S&P 500	13	-0,091	-1,654	2,179	0,1241	13	0,354	-3,555	2,179	0,0040	13	0,770	-6,172	2,179	4,78E-05
S&P 100	15	-0,298	-1,749	2,145	0,1022	15	0,137	-4,013	2,145	0,0013	15	0,091	-3,234	2,145	0,0060
S&P 600	7	-0,593	-0,983	2,447	0,3635	7	-0,305	-3,288	2,447	0,0167	7	0,602	-5,473	2,447	0,0016
S&P 400	11	0,202	-1,945	2,228	0,0805	11	-0,064	-4,190	2,228	0,0019	11	0,680	-4,372	2,228	0,0014
S&P 1500	11	0,088	-0,925	2,228	0,3765	11	-0,011	-2,691	2,228	0,0227	11	0,332	-3,190	2,228	0,0096
Russell 1000	10	-0,024	-0,634	2,262	0,5420	10	0,039	-2,255	2,262	0,0506	10	0,319	-3,248	2,262	0,0100
Russell 2000	12	0,188	-1,946	2,201	0,0776	12	0,522	-4,651	2,201	0,0007	12	0,873	-6,082	2,201	0,0001
Russell 3000	12	0,117	-0,658	2,201	0,5240	12	0,009	-2,847	2,201	0,0159	12	0,403	-3,964	2,201	0,0022
NASDAQ Composite	23	0,353	-2,146	2,074	0,0431	23	0,282	-2,604	2,074	0,0162	23	0,749	-3,128	2,074	0,0049
NASDAQ 100	16	0,145	-1,255	2,131	0,2286	16	-0,181	-2,087	2,131	0,0544	16	0,557	-3,851	2,131	0,0016
AMEX Composite	10	0,034	-2,962	2,262	0,0159	10	0,155	-3,281	2,262	0,0095	10	0,570	-1,521	2,262	0,1625
WILSHIRE 5000	13	0,087	-0,857	2,179	0,4080	13	-0,008	-3,045	2,179	0,0102	13	0,502	-4,200	2,179	0,0012
<b>TODO USA</b>	261	0,137	-7,143	1,969	9,17E-12	261	0,221	-12,705	1,969	4,30E-29	258	0,535	-11,957	1,969	1,70E-26

$P < 0.1$    
 $P < 0.05$  

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel



**Tabla 2:33.** Canadá y Latinoamérica: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

CANADÁ y LATINOAMÉRICA		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
Toronto-SE	Media	0,4550	0,5279	0,5039	0,5915	0,5905	0,6352
	Varianza	0,0099	0,0169	0,0045	0,0110	0,0035	0,0042
Toronto-VC	Media	0,5061	0,5987	0,5325	0,6358	0,6568	0,7038
	Varianza	0,0192	0,0178	0,0092	0,0040	0,0038	0,0025
IPC	Media	0,4950	0,5513	0,5184	0,6026	0,6048	0,6667
	Varianza	0,0130	0,0137	0,0071	0,0039	0,0055	0,0029
COLCAP	Media	0,5031	0,6355	0,5447	0,6231	0,6349	0,6802
	Varianza	0,0090	0,0134	0,0025	0,0073	0,0030	0,0027
IGBC-Col	Media	0,5296	0,6554	0,5270	0,6398	0,6237	0,6693
	Varianza	0,0043	0,0080	0,0074	0,0046	0,0079	0,0059
BOVESPA	Media	0,4224	0,5399	0,4811	0,5693	0,5858	0,6441
	Varianza	0,0096	0,0097	0,0049	0,0037	0,0027	0,0013
MERVAL	Media	0,5199	0,5557	0,5354	0,5843	0,6157	0,6475
	Varianza	0,0088	0,0110	0,0058	0,0047	0,0033	0,0020
IGPA-CHILE	Media	0,5631	0,6396	0,6115	0,6426	0,7007	0,7021
	Varianza	0,0036	0,0054	0,0044	0,0070	0,0068	0,0051
PERÚ	Media	0,5016	0,5763	0,5407	0,5975	0,6372	0,6552
	Varianza	0,0069	0,0130	0,0050	0,0069	0,0034	0,0040
Canadá y Latinoamérica	Media	0,4949	0,5714	0,5274	0,5999	0,6205	0,6616
	Varianza	0,0108	0,0129	0,0063	0,0056	0,0047	0,0032

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:34.** Canadá y Latinoamérica: prueba *t de Student* comparando dos muestras pareadas. *N*=número de caídas en cada índice, *Correl*= coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del *He*. *VC*= Valor crítico

CANADÁ y LATAM	t=64					t=128					t=256				
	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas
Toronto-SE	11	0,208	-1,654	2,228	0,1291	11	0,701	-3,879	2,228	0,0031	11	0,470	-2,320	2,228	0,0427
Toronto-VC	13	-0,415	-1,458	2,179	0,1705	12	-0,164	-2,899	2,201	0,0145	12	0,061	-2,103	2,201	0,0593
BOVESPA	22	0,159	-4,324	2,080	0,0003	22	0,104	-4,722	2,080	0,0001	21	0,076	-4,372	2,086	0,0003
IPC	24	-0,025	-1,665	2,069	0,1094	24	-0,265	-3,511	2,069	0,0019	24	0,349	-4,033	2,069	0,0005
IGBC-Col	6	0,642	-4,464	2,571	0,0066	6	0,873	-6,506	2,571	0,0013	6	0,719	-1,765	2,571	0,1378
COLCAP	10	0,461	-3,774	2,262	0,0044	10	-0,295	-2,233	2,262	0,0525	10	0,560	-2,855	2,262	0,0189
MERVAL	35	0,095	-1,587	2,032	0,1218	35	0,166	-3,079	2,032	0,0041	33	0,333	-3,037	2,037	0,0047
IGPA-CHILE	9	-0,139	-2,278	2,306	0,0522	9	0,740	-1,655	2,306	0,1365	9	0,709	-0,070	2,306	0,9458
PERÚ	17	0,489	-2,991	2,120	0,0086	17	0,532	-3,125	2,120	0,0065	16	0,622	-1,355	2,131	0,1953
<b>CANADÁ Y LATAM</b>	<b>147</b>	<b>0,144</b>	<b>-6,506</b>	<b>1,976</b>	<b>1,16E-09</b>	<b>146</b>	<b>0,242</b>	<b>-9,216</b>	<b>1,976</b>	<b>3,27E-16</b>	<b>142</b>	<b>0,481</b>	<b>-7,620</b>	<b>1,977</b>	<b>3,36E-12</b>

$P < 0.1$    
 $P < 0.05$

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:35.** Europa Desarrollada: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

EUROPA DESARROLLADA		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
<b>Alemania</b>	Media	0,4797	0,5071	0,4889	0,5691	0,5960	0,6476
	Varianza	0,0109	0,0156	0,0055	0,0080	0,0025	0,0020
<b>Austria</b>	Media	0,4536	0,5548	0,4936	0,5873	0,6095	0,6490
	Varianza	0,0132	0,0211	0,0097	0,0081	0,0043	0,0044
<b>Bélgica</b>	Media	0,4736	0,5933	0,4781	0,6090	0,5776	0,6239
	Varianza	0,0095	0,0212	0,0045	0,0065	0,0017	0,0031
<b>Dinamarca</b>	Media	0,4458	0,5322	0,4805	0,5746	0,5732	0,6362
	Varianza	0,0179	0,0137	0,0080	0,0092	0,0025	0,0015
<b>España</b>	Media	0,4604	0,5168	0,5202	0,5675	0,6126	0,6385
	Varianza	0,0092	0,0212	0,0096	0,0073	0,0056	0,0034
<b>Finlandia</b>	Media	0,4860	0,5172	0,5142	0,5800	0,6160	0,6503
	Varianza	0,0104	0,0160	0,0093	0,0083	0,0085	0,0067
<b>Francia</b>	Media	0,4523	0,4768	0,4664	0,5414	0,5578	0,6165
	Varianza	0,0081	0,0228	0,0062	0,0083	0,0024	0,0034
<b>Gran Bretaña</b>	Media	0,4856	0,5141	0,4873	0,5422	0,5653	0,6189
	Varianza	0,0081	0,0225	0,0057	0,0104	0,0015	0,0046
<b>Países Bajos</b>	Media	0,4495	0,5021	0,4622	0,5699	0,5793	0,6374
	Varianza	0,0084	0,0247	0,0046	0,0103	0,0021	0,0040
<b>Irlanda</b>	Media	0,4804	0,5530	0,5227	0,5900	0,6049	0,6456
	Varianza	0,0122	0,0191	0,0049	0,0103	0,0048	0,0069
<b>Islandia</b>	Media	0,4813	0,6151	0,5639	0,6895	0,6405	0,7023
	Varianza	0,0102	0,0350	0,0054	0,0170	0,0036	0,0098
<b>Italia</b>	Media	0,4927	0,5150	0,4921	0,5644	0,5950	0,6446
	Varianza	0,0072	0,0220	0,0046	0,0086	0,0036	0,0032
<b>Noruega</b>	Media	0,4424	0,5278	0,4887	0,5608	0,5896	0,6346
	Varianza	0,0092	0,0215	0,0047	0,0060	0,0031	0,0028
<b>Portugal</b>	Media	0,5146	0,5547	0,5448	0,5766	0,6489	0,6516
	Varianza	0,0133	0,0104	0,0053	0,0094	0,0061	0,0052
<b>Suecia</b>	Media	0,4365	0,5238	0,5171	0,5948	0,5795	0,6426
	Varianza	0,0105	0,0146	0,0070	0,0094	0,0049	0,0045
<b>Suiza</b>	Media	0,4543	0,5528	0,4797	0,5885	0,5783	0,6378
	Varianza	0,0133	0,0160	0,0110	0,0073	0,0053	0,0054
<b>Europa Desarrollada</b>	Media	0,4688	0,5312	0,5002	0,5771	0,5960	0,6410
	Varianza	0,0106	0,0182	0,0069	0,0084	0,0044	0,0041

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:36.** Europa Desarrollada: prueba *t de Student* comparando dos muestras pareadas. *N*=número de caídas en cada índice, *Correl*= coeficiente de correlación entre los valores inicial y final del *He*. *VC*= Valor crítico

EUROPA DESARROLLADA	t=64				t=128				t=256						
	N	Correl	t Stud.	VC p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC p 2 colas			
Alemania	23	-0,307	-0,708	2,074	0,4863	23	-0,230	-2,990	2,074	0,0067	23	-0,407	-3,104	2,074	0,0052
Austria	19	0,387	-3,021	2,101	0,0073	19	0,244	-3,511	2,101	0,0025	19	0,655	-3,138	2,101	0,0057
Bélgica	12	-0,152	-2,214	2,201	0,0488	12	-0,294	-3,809	2,201	0,0029	12	-0,247	-2,072	2,201	0,0626
Dinamarca	12	0,033	-1,711	2,201	0,1152	12	0,058	-2,565	2,201	0,0263	12	-0,257	-3,062	2,201	0,0108
España	15	-0,100	-1,198	2,145	0,2508	15	-0,167	-1,306	2,145	0,2127	14	0,194	-1,136	2,160	0,2763
Finlandia	21	0,598	-1,365	2,086	0,1873	21	0,211	-2,560	2,086	0,0187	20	0,664	-2,129	2,093	0,0466
Francia	14	-0,088	-0,502	2,160	0,6240	14	-0,081	-2,247	2,160	0,0426	14	0,174	-3,168	2,160	0,0074
Gran Bretaña	10	0,006	-0,516	2,262	0,6181	10	0,257	-1,577	2,262	0,1492	10	0,189	-2,372	2,262	0,0418
Países Bajos	12	-0,500	-0,837	2,201	0,4202	12	-0,321	-2,690	2,201	0,0210	12	-0,196	-2,347	2,201	0,0387
Irlanda	15	-0,330	-1,386	2,145	0,1875	15	0,282	-2,461	2,145	0,0274	15	0,661	-2,460	2,145	0,0275
Islandia	4	0,060	-1,291	3,182	0,2871	4	0,825	-3,102	3,182	0,0532	4	0,758	-1,868	3,182	0,1586
Italia	15	0,179	-0,550	2,145	0,5913	14	-0,141	-2,212	2,160	0,0455	14	0,644	-3,759	2,160	0,0024
Noruega	17	-0,271	-1,798	2,120	0,0911	17	0,133	-3,090	2,120	0,0070	17	0,474	-3,303	2,120	0,0045
Portugal	13	0,220	-1,063	2,179	0,3089	13	-0,158	-0,881	2,179	0,3956	13	0,519	-0,134	2,179	0,8956
Suecia	15	-0,286	-1,886	2,145	0,0803	15	-0,035	-2,311	2,145	0,0366	14	0,084	-2,543	2,160	0,0245
Suiza	11	-0,099	-1,821	2,228	0,0986	11	-0,076	-2,568	2,228	0,0280	11	0,458	-2,585	2,228	0,0272
<b>EUROPA DESARROLLADA</b>	<b>216</b>	<b>0,005</b>	<b>-5,421</b>	<b>1,971</b>	<b>1,59E-07</b>	<b>215</b>	<b>0,061</b>	<b>-9,407</b>	<b>1,971</b>	<b>8,24E-18</b>	<b>212</b>	<b>0,413</b>	<b>-9,275</b>	<b>1,971</b>	<b>2,16E-17</b>

$P < 0.1$   
 $P < 0.05$

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:37.** Europa Emergente: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

EUROPA EMERGENTE		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
Grecia	Media	0,5204	0,5650	0,5447	0,5821	0,6187	0,6468
	Varianza	0,0178	0,0126	0,0057	0,0073	0,0071	0,0047
Hungría	Media	0,4920	0,5757	0,5277	0,6158	0,6212	0,6645
	Varianza	0,0189	0,0096	0,0132	0,0055	0,0081	0,0038
Polonia	Media	0,4173	0,5535	0,4792	0,5870	0,5873	0,6360
	Varianza	0,0113	0,0169	0,0058	0,0074	0,0030	0,0024
República Checa	Media	0,4464	0,5630	0,5488	0,6070	0,6491	0,6742
	Varianza	0,0076	0,0124	0,0063	0,0078	0,0079	0,0055
Rusia	Media	0,4600	0,5545	0,4632	0,5916	0,5941	0,6549
	Varianza	0,0130	0,0134	0,0057	0,0041	0,0023	0,0023
Turquía	Media	0,5159	0,5473	0,5410	0,5766	0,6281	0,6362
	Varianza	0,0142	0,0137	0,0036	0,0041	0,0028	0,0019
Sudáfrica	Media	0,5020	0,5435	0,5431	0,6035	0,6050	0,6509
	Varianza	0,0087	0,0155	0,0060	0,0091	0,0029	0,0037
Europa Emergente	Media	0,4868	0,5573	0,5240	0,5910	0,6167	0,6495
	Varianza	0,0145	0,0127	0,0068	0,0059	0,0048	0,0033

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:38.** Europa Emergente: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

EUROPA EMERGENTE	t=64					t=128					t=256				
	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas
Grecia	23	0,014	-1,235	2,074	0,2300	23	0,222	-1,780	2,074	0,0890	22	0,483	-1,674	2,080	0,1089
Hungría	15	-0,022	-1,903	2,145	0,0778	14	0,446	-3,129	2,160	0,0080	14	0,410	-1,887	2,160	0,0818
Polonia	13	-0,197	-2,676	2,179	0,0202	12	-0,174	-3,002	2,201	0,0120	12	-0,079	-2,206	2,201	0,0495
República Checa	12	-0,325	-2,491	2,201	0,0300	12	0,295	-2,019	2,201	0,0685	12	0,605	-1,181	2,201	0,2624
Rusia	17	0,408	-3,113	2,120	0,0067	16	0,507	-7,327	2,131	2,50E-06	16	0,607	-5,690	2,131	4,29E-05
Turquía	29	0,212	-1,139	2,048	0,2645	29	0,254	-2,519	2,048	0,0178	29	0,537	-0,926	2,048	0,3622
Sudáfrica	10	0,406	-1,079	2,262	0,3085	10	0,229	-1,768	2,262	0,1108	10	0,831	-4,268	2,262	0,0021
<b>EUROPA EMERGENTE</b>	<b>119</b>	<b>0,090</b>	<b>-4,882</b>	<b>1,980</b>	<b>3,32E-06</b>	<b>116</b>	<b>0,232</b>	<b>-7,299</b>	<b>1,981</b>	<b>4,03E-11</b>	<b>115</b>	<b>0,481</b>	<b>-5,384</b>	<b>1,981</b>	<b>3,95E-07</b>

$P < 0.1$    
 $P < 0.05$

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel



**Tabla 2:39.** Asia Pacífico: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ASIA PACÍFICO		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
Australia	Media	0,5205	0,5569	0,5276	0,6168	0,5805	0,6478
	Varianza	0,0090	0,0231	0,0054	0,0092	0,0028	0,0020
Hong Kong	Media	0,4983	0,5736	0,5199	0,6134	0,6208	0,6490
	Varianza	0,0086	0,0103	0,0043	0,0021	0,0030	0,0031
Japón	Media	0,4560	0,5480	0,4764	0,5792	0,5814	0,6312
	Varianza	0,0100	0,0192	0,0060	0,0086	0,0033	0,0033
Singapur	Media	0,4863	0,5800	0,5013	0,6115	0,5904	0,6489
	Varianza	0,0092	0,0104	0,0064	0,0062	0,0039	0,0014
Asia-Pacífico	Media	0,4845	0,5628	0,5024	0,6024	0,5970	0,6428
	Varianza	0,0096	0,0158	0,0058	0,0062	0,0038	0,0028

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:40.** Asia Pacífico: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ASIA PACÍFICO	t=64					t=128					t=256				
	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas
Australia	11	-0,188	-0,624	2,228	0,5467	11	0,129	-2,620	2,228	0,0256	11	-0,391	-2,732	2,228	0,0211
Hong Kong	30	-0,403	-2,537	2,045	0,0168	30	0,210	-7,167	2,045	0,0000	30	0,492	-2,772	2,045	0,0096
Japón	30	-0,096	-2,825	2,045	0,0085	29	-0,090	-4,392	2,048	0,0001	29	0,286	-3,915	2,048	0,0005
Singapur	13	0,113	-2,563	2,179	0,0249	13	0,275	-4,149	2,179	0,0013	13	-0,074	-2,810	2,179	0,0158
<b>ASIA PACÍFICO</b>	<b>86</b>	<b>-0,202</b>	<b>-4,166</b>	<b>1,988</b>	<b>7,41E-05</b>	<b>85</b>	<b>0,060</b>	<b>-8,707</b>	<b>1,989</b>	<b>2,31E-13</b>	<b>85</b>	<b>0,170</b>	<b>-5,688</b>	<b>1,989</b>	<b>1,82E-07</b>

P<0.1   
P<0.05 

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:41.** Asia Emergente: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ASIA EMERGENTE		INI 64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
<b>India</b>	Media	0,4304	0,5171	0,4947	0,5748	0,6096	0,6291
	Varianza	0,0141	0,0127	0,0040	0,0053	0,0028	0,0030
<b>Indonesia</b>	Media	0,4950	0,5750	0,5459	0,6156	0,6292	0,6779
	Varianza	0,0126	0,0143	0,0091	0,0059	0,0052	0,0039
<b>Corea</b>	Media	0,4685	0,5146	0,4930	0,5546	0,5982	0,6151
	Varianza	0,0081	0,0137	0,0041	0,0059	0,0044	0,0039
<b>Malasia</b>	Media	0,4930	0,5567	0,5299	0,6092	0,6193	0,6461
	Varianza	0,0074	0,0151	0,0049	0,0069	0,0038	0,0041
<b>Tailandia</b>	Media	0,5435	0,5245	0,5369	0,5693	0,6227	0,6381
	Varianza	0,0084	0,0083	0,0030	0,0047	0,0031	0,0035
<b>Taiwán</b>	Media	0,4696	0,5257	0,5398	0,5763	0,6403	0,6608
	Varianza	0,0079	0,0167	0,0075	0,0108	0,0043	0,0041
<b>Shanghai</b>	Media	0,4714	0,5006	0,5360	0,5517	0,6212	0,6551
	Varianza	0,0175	0,0133	0,0080	0,0042	0,0036	0,0023
<b>Filipinas</b>	Media	0,5036	0,5753	0,5350	0,6033	0,6231	0,6437
	Varianza	0,0181	0,0136	0,0068	0,0048	0,0063	0,0034
<b>Vietnam</b>	Media	0,4858	0,5852	0,5683	0,6620	0,6957	0,7039
	Varianza	0,0130	0,0130	0,0063	0,0035	0,0081	0,0025
<b>Asia Emergente</b>	Media	0,4861	0,5401	0,5308	0,5881	0,6274	0,6507
	Varianza	0,0119	0,0137	0,0062	0,0068	0,0049	0,0039

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:42.** Asia Emergente: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ASIA EMERGENTE	t=64					t=128					t=256				
	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas
India	18	-0,347	-1,935	2,110	0,0698	18	-0,237	-3,172	2,110	0,0056	18	0,210	-1,221	2,110	0,2389
Indonesia	20	0,370	-2,747	2,093	0,0128	20	0,084	-2,649	2,093	0,0158	20	0,311	-2,743	2,093	0,0129
Corea	21	-0,316	-1,252	2,086	0,2251	21	-0,078	-2,726	2,086	0,0130	21	0,234	-0,966	2,086	0,3456
Malasia	18	-0,108	-1,714	2,110	0,1047	18	0,214	-3,491	2,110	0,0028	18	0,089	-1,340	2,110	0,1980
Tailandia	25	-0,217	0,667	2,064	0,5114	24	-0,365	-1,555	2,069	0,1335	24	0,438	-1,238	2,069	0,2284
Taiwán	30	0,097	-2,054	2,045	0,0491	30	0,210	-1,663	2,045	0,1071	30	0,502	-1,740	2,045	0,0925
Shanghai	17	0,084	-0,717	2,120	0,4835	17	-0,343	-0,508	2,120	0,6183	17	0,525	-2,597	2,120	0,0194
Filipinas	22	-0,084	-1,817	2,080	0,0836	22	-0,231	-2,685	2,080	0,0139	21	0,173	-1,047	2,086	0,3076
Vietnam	15	0,019	-2,411	2,145	0,0302	15	0,226	-4,141	2,145	0,0010	14	0,308	-0,350	2,160	0,7322
<b>ASIA EMERGENTE</b>	<b>186</b>	<b>-0,016</b>	<b>-4,569</b>	<b>1,973</b>	<b>8,94E-06</b>	<b>185</b>	<b>0,052</b>	<b>-7,042</b>	<b>1,973</b>	<b>3,65E-11</b>	<b>183</b>	<b>0,382</b>	<b>-4,288</b>	<b>1,973</b>	<b>2,92E-05</b>

P<0.1   
P<0.05 

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel



**Tabla 2:43.** Índices Regionales: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ÍNDICES REGIONALES		INI-64	FIN-64	INI-128	FIN-128	INI-256	FIN-256
MSCI ACWI	Media	0,4999	0,5337	0,5132	0,5859	0,5965	0,6489
	Varianza	0,0050	0,0135	0,0077	0,0049	0,0040	0,0040
MSCI WI	Media	0,5186	0,5289	0,5281	0,5859	0,6206	0,6413
	Varianza	0,0065	0,0212	0,0060	0,0072	0,0050	0,0043
MSCI EMI	Media	0,5182	0,5707	0,5483	0,6275	0,6455	0,6753
	Varianza	0,0082	0,0102	0,0064	0,0051	0,0048	0,0022
MSCI LATAM	Media	0,5084	0,5615	0,5133	0,6099	0,6355	0,6659
	Varianza	0,0053	0,0147	0,0034	0,0056	0,0047	0,0046
MSCI EM-ASIA	Media	0,5275	0,5498	0,5386	0,6099	0,6337	0,6779
	Varianza	0,0047	0,0106	0,0041	0,0063	0,0031	0,0018
MSCI EM-EUR	Media	0,5317	0,5390	0,4990	0,6085	0,5915	0,6717
	Varianza	0,0089	0,0203	0,0017	0,0063	0,0014	0,0032
MSCI EAFE	Media	0,4989	0,5365	0,5320	0,5957	0,6057	0,6442
	Varianza	0,0112	0,0219	0,0038	0,0115	0,0040	0,0050
EUROST-50	Media	0,3918	0,4778	0,4572	0,5528	0,5589	0,6099
	Varianza	0,0121	0,0232	0,0042	0,0078	0,0024	0,0033
STOXXEUR-600	Media	0,4468	0,5004	0,4637	0,5968	0,5819	0,6505
	Varianza	0,0099	0,0308	0,0058	0,0116	0,0025	0,0073
MSCI FRONTIER	Media	0,5309	0,5612	0,6315	0,6884	0,6674	0,7414
	Varianza	0,0069	0,0230	0,0038	0,0018	0,0062	0,0022
ASIA APEX-50	Media	0,5108	0,5412	0,5017	0,5986	0,6021	0,6567
	Varianza	0,0048	0,0129	0,0038	0,0047	0,0048	0,0024
Índices Regionales	Media	0,4971	0,5372	0,5180	0,6025	0,6124	0,6588
	Varianza	0,0087	0,0170	0,0057	0,0071	0,0043	0,0041

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

**Tabla 2:44.** Índices Regionales: media y varianza del *He* de cada índice y cada ventana, al inicio y al final de los *drawdowns* relevantes.

ÍNDICES REGIONALES	t=64					t=128					t=256				
	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas	N	Correl	t Stud.	VC	p 2 colas
MSCI ACWI	11	-0,238	-0,748	2,228	0,4715	11	0,295	-2,548	2,228	0,0290	11	0,608	-3,101	2,228	0,0112
MSCI WI	8	0,130	-0,185	2,365	0,8584	8	0,003	-1,430	2,365	0,1957	8	0,329	-0,740	2,365	0,4833
MSCI EMI	14	-0,045	-1,418	2,160	0,1796	14	-0,044	-2,701	2,160	0,0181	14	0,325	-1,602	2,160	0,1331
MSCI LATAM	12	-0,125	-1,236	2,201	0,2422	12	0,480	-4,811	2,201	0,0005	12	0,453	-1,482	2,201	0,1663
MSCI EM ASIA	11	-0,078	-0,578	2,228	0,5757	11	-0,150	-2,166	2,228	0,0555	11	0,429	-2,741	2,228	0,0208
MSCI EM EUROPE	8	0,367	-0,148	2,365	0,8861	8	0,556	-4,687	2,365	0,0022	8	0,249	-3,811	2,365	0,0066
MSCI EAFE	15	0,089	-0,837	2,145	0,4168	15	0,317	-2,344	2,145	0,0343	15	0,119	-1,682	2,145	0,1147
EURO STOXX-50	10	0,012	-1,455	2,262	0,1797	10	-0,199	-2,536	2,262	0,0319	10	0,253	-2,468	2,262	0,0357
STOXS EUROPE-600	10	-0,261	-0,760	2,262	0,4669	10	-0,252	-2,871	2,262	0,0184	9	-0,041	-2,035	2,306	0,0763
MSCI FRONTIER MKT.	6	-0,827	-0,329	2,571	0,7553	5	0,557	-2,470	2,776	0,0690	5	0,422	-2,285	2,776	0,0843
ASIA APEX-50	6	-0,450	-0,473	2,571	0,6563	6	0,585	-3,983	2,571	0,0105	6	0,861	-3,620	2,571	0,0152
ÍNDICES REGIONALES	111	0,012	-2,649	1,982	9,27E-03	110	0,220	-8,836	1,982	1,92E-14	109	0,407	-6,866	1,982	4,36E-10

$P < 0,1$    
 $P < 0,05$  

Fuente: Elaboración propia utilizando Microsoft Excel

## 5. Conclusiones

En este capítulo se estudian los descensos o caídas de precios de mercados bursátiles en una amplia muestra de índices de mercados internacionales, mediante el exponente de Hurst ( $He$ ) calculado con el método de rango estandarizado  $R/S$  de Harold E. Hurst (1951) identificando las características de las series de tiempo bursátiles que permitan diferenciar el comportamiento de índices de mercados con economías emergentes frente a los de economías desarrolladas. Las estimaciones se realizaron de manera general, es decir el  $He$  para el total de índices bursátiles con el propósito de encontrar los niveles de memoria presente en el comportamiento de las series financieras; así mismo, se realizaron las estimaciones de manera local, en ventanas de 64, 128, 256, 512 y 1.024.

El estudio desarrollado a través de la aplicación del  $He$  deja unos retos muy relevantes sobre la investigación experimental, tomando como base lo desarrollado por Sánchez, L. (2017), que permite identificar características muy importantes del comportamiento de los mercados financieros bursátiles y sobre todo se resalta la importancia de comprender los mercados financieros y los patrones de comportamiento de los precios como sistemas naturales, autoorganizados y con propiedades emergentes, logrando verlos como sistemas vivos.

El desarrollo del estudio permite contrastar de manera significativa los diferentes planteamientos teóricos que fundamentan este abordaje, por ejemplo los evidentes resultados de persistencia (presencia de memoria) en los diferentes mercados bursátiles permiten contrastar de manera significativa con los conceptos tradicionales de normalidad y aleatoriedad, lo cual nos permite entender que los mercados bursátiles se comportan como sistemas complejos y las bifurcaciones generadas están relacionadas con el comportamiento en el mundo real y a la evolución de sistemas en estados y condiciones que se encuentran fuera del equilibrio (Laszlo 1997); es así como la idea de este autor

relacionada con que el término estabilidad no significa reposo, sino da cuenta de un estado dinámico en el cual las fuerzas internas generan tensiones productivas, permite poner en evidencia que el comportamiento bursátil es el resultado de una dinámica continua que busca de manera constante la entropía.

Siguiendo la sugerencia de Bookstaber (2017), entendemos que en cartografía cuando un mapa no logra construirse más pequeño que el territorio que se está describiendo, o cuando la problemática observada no puede resolverse utilizando el mapa de manera más rápida o más eficiente, nos encontramos frente a un sistema que se puede considerar computacionalmente irreductible, es así que para lograr comprenderlo y aproximarnos a su dinámica, será necesario crear diferentes métodos exploratorios y simplificadores que nos permiten acercarnos a la realidad. Así mismo, consideramos que ocurre con el estudio de los mercados financieros, la teoría clásica financiera no logra recoger la dinámica de las fluctuaciones de precios, la no linealidad, las señales de memoria en los precios como resultado del comportamiento de los diferentes agentes que conforman los mercados.

Los resultados encontrados también responden a lo demostrado por (Mandelbrot, 1997) (Mandelbrot, 1999) (Mandelbrot, 2006), en donde es claro que el comportamiento de las series financieras estudiadas no se comportan como caminatas aleatorias y que presentan leptocurticidad, memoria e independencia de escala; así mismo, responde también a lo planteado por Peters (1994), quien a través del estudio del exponente de Hurst como metodología no paramétrica logra distinguir sistemas aleatorios de no aleatorios, y por tanto la persistencia de las tendencias da cuenta de evidencia de memoria en el comportamiento de las series de tiempo.

La evidencia empírica presentada en este capítulo muestra los importantes resultados de persistencia en los mercados con economías emergentes frente a los mercados desarrollados, lo cual conceptualmente los aleja más de la aleatoriedad y por tanto estos hallazgos entregan una importante información

para los inversionistas, relacionada con la posibilidad de anticiparse a sus decisiones de inversión hacia aquellos mercados con mayor persistencia (mayores niveles de riesgo), los cuales podrán dar más información sobre el comportamiento de los rendimientos futuros y entregar señales de compra (escenarios de anti-persistencia) y venta (alta persistencia) a los inversionistas de acuerdo a los niveles del *He* encontrados, tal como también fue identificado por Grech & Pamula (2008) en su estudio sobre fractalidad en la serie de tiempo del índice de la Bolsa de valores de Varsovia (WIG); el Exponente de Hurst se convierte en una excelente técnica para identificar momentos de fluctuaciones en los mercados a través de los niveles de persistencia, antipersistencia o aleatoriedad presentada y lo que puede conllevar a que su aplicación entregue información relacionada con los momentos en los cuales el mercado puede acercarse al inicio de un *drawdown* persistente (crash bursátil); y así mismo momentos de recuperación de los mercados, los cuales pueden iniciar en escenarios en donde la antipersistencia es evidente.

Los resultados también muestran que en las ventanas más largas de estudio para los diferentes mercados se presentan mayores niveles de persistencia (mayores niveles de riesgo en la inversión), superando el 0,6 del *He*, lo que puede indicar que en periodos de tiempo corto los mercados, principalmente los desarrollados responden a un comportamiento de mayor aleatoriedad, y confirma que al largo plazo se vuelve más evidente la formación de tendencias en los precios.

Para las ventanas más cortas de estudio (64 y 128 días), se encuentra para los diferentes mercados niveles importantes de anti-persistencia en el comportamiento promedio del *He*; sin embargo, los rangos mínimos y máximos en los que se mueve el *He* da cuenta de niveles de alta anti-persistencia y alta persistencias, esto puede dar señal de que al corto plazo se presentan mayores escenarios para la especulación al invertir, aprovechando este rango en el comportamiento del *He*. Los niveles de persistencia y la evidencia de memoria se hacen presentes en niveles importantes en las ventanas de estudio más largas, en



este caso ventanas de 256 días, en donde se encuentra que la mayoría de mercados desarrollados en sus medias del  $He$  son más cercanos al comportamiento aleatorio, es decir cercanos a un  $He$  de 0,5; para esta ventana se encuentra que dentro del grupo de mercados emergentes, Sudáfrica, Corea y México se presenta menores niveles de persistencia lo que se contrasta con lo encontrado por Kyaw et al. (2005) quienes estudiaron las características de persistencia para los mercados latinoamericanos, encontrando que el mercado mexicano es el mercado en latinoamérica con menor nivel de persistencia, es decir los más antipersistentes y con la reversión a la media más rápida y por lo tanto los que se comportan con mayor eficiencia dentro de los del grupo de Latam; esto podría dar señal de que el mercado mexicano puede ser considerado el mercado con menor nivel de riesgo para la inversión.

Los mercados bursátiles de Colombia, Chile y Perú son los mercados emergentes con más altos niveles de persistencia para las diferentes ventanas de estudio, y Toronto como mercado desarrollado presenta el resultado para todas las ventanas de estudio con el más alto nivel de persistencia promedio de los mercados desarrollados.

A partir de lo descrito podemos pensar que el exponente  $He$  describe a las tendencias no solo como un fenómeno visual, sino como un estado de organización distinto y un régimen de operación particular.

Finalmente, como futuras extensiones del trabajo presentado en este capítulo se considera relevante continuar el estudio para otro tipo de activos como monedas, *commodities*, etcétera; con el propósito de contrarrestar los niveles de persistencia y leptocurticidad de las series, así como las características propias que identifican a los mercados compuestos por activos diferentes a las acciones.

## 6. Bibliografía

- Bookstaber, Richard. (2017). *The end of Theory*. Princeton University Press.
- Corominas, Joan & Pascual, José A. (1984), *Diccionario Crítico Etimológico Castellano e Hispánico*. Volumen 2 (Ce-F) Complejo, p.-162. Editorial Gredos, Madrid.
- Einstein, Albert (1905). Über die von der molekularkinetischen Theorie der Wärme geforderte Bewegung von in ruhenden Flüssigkeiten suspendierten Teilchen. *Ann. D. Phys.*, 17: 549-560.
- Grech, D., & Pamula, G. (2008). The local Hurst exponent of the financial time series in the vicinity of crashes on the Polish stock exchange market. *Physica A-387*, 4299-4308.
- Hurst, H. E. (1956 a.). Methods of using long-term storage in reservoirs. *Proceedings of the institution of civil engineers*, vol. 5(5), 519-543.
- Hurst, H. E. (1956 b.). The problem of long-term storage in reservoirs. *Hydrological Sciences Journal*, 13-27.
- Joher, A. B., & Montoro, S. G. (2008). *Fractales en los Mercados Financieros*. Tesina 2008-2009.
- Kyaw, N. A., Los, C. A., & Zong, S. (2005). Persistence characteristics of Latin American financial markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 269-290.
- Mandelbrot, B. (1997). *Fractals and Scaling in Finance*. New York: Springer.
- Mandelbrot, B. (1999). *The Fractal Geometry of Nature*. New York: W.H. Freeman and Company.
- Mandelbrot, B. (2006). *Fractales y Finanzas una aproximación matemática a los mercados: arriesgar, perder y ganar*. (A. García Leal, Trad.) Barcelona: Tusquets Editores S.A.
- Laszlo, E. (1997). *La Gran Bifurcación*. Barcelona: Gedisa.
- Meadows, D. H. (1999). *Leverage Points: Places to intervene in a System*. The Sustainability Institute, 1-19.
- Morin, E. (Obra original publicada en 1990). *Introducción al pensamiento complejo*. (M. Pakman, Trad.) Barcelona, España: Gedisa S.A.
- Peters, E. (1994). *Fractal Market Analysis*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Sánchez, L., Soto, C., Morales, O. & García, A (2017). Ley de potencia en caídas de precios mayores a un nivel crítico en series de tiempo financieras. *Revista mexicana de economía y finanzas*, 12(1), 63-89.

Sánchez, L. (2017), *Caracterización del Comportamiento Autoorganizado en Series de Tiempo Bursátiles, Desde la Perspectiva Sistémica*. Tesis para obtener el grado de Doctor en Ingeniería de Sistemas. ESIME, IPN, México (pp. 241-242)

Sutcliffe, J., Hurst, S., Awadallah, A. G., Brown, E., & Hamed, K. (2016). Harold Edwin Hurst: the Nile and Egypt, past and future. *Hydrological Sciences Journal*, 61(9), 1557-1570.

## Capítulo 3

# Modelo de simulación del mercado financiero: Hacia una nueva teoría financiera desde los Sistemas Complejos Adaptativos

### 1. Introducción

Estudiar los mercados financieros como sistemas complejos, implica abordarlos como sistemas abiertos<sup>30</sup>, cambiantes, con múltiples interacciones entre sus partes constituyentes y generadores de propiedades emergentes, produciendo en conjunto nueva información, nuevos estados, siendo estos sistemas adaptativos y en evolución. Según Morin (1990), los sistemas abiertos se fundamentan en dos elementos, el primero corresponde a leyes de organización en desequilibrio, un estado llamado dinamismo estabilizado o estabilidad dinámica; el segundo hace referencia a la inteligibilidad del sistema, propiedad que no solamente debe aplicarse al sistema mismo, sino más importante aún y lo que lo hace diferente a un sistema cerrado, debe encontrarse también en su relación con el ambiente.

Para Jackson (2003), los sistemas abiertos necesitan estar en constante relación con su entorno para mantener su existencia<sup>31</sup>. En ese interactuar con el entorno, toman entradas o inputs, las procesan, las transforman y posteriormente las devuelven al entorno como información o como algún producto de salida o output.

En su trabajo, Michael Jackson (2003, pg. 6), muestra como ejemplo de un sistema abierto “el modelo del sistema biológico”, el cual está separado de su entorno por un límite que tiene definido. El sistema presenta una estructura

---

<sup>30</sup> Según García (1969) existen sistemas cerrados, aquellos que no tienen intercambio de materia, energía o información con su entorno, y sistemas abiertos, los que intercambian materia, energía e información con su entorno incluyendo a otros sistemas. Todos los sistemas con alta complejidad necesariamente son sistemas abiertos con rico intercambio con su contexto.

<sup>31</sup> Cabe mencionar que la segunda ley de la termodinámica o ley de la entropía creciente solo aplica a sistemas cerrados, como el universo en su totalidad. Para que la complejidad aumente, será necesario que el sistema “se organice”, lo que implica disminuir su entropía, algo que sólo puede hacer un sistema abierto.

compleja conformada por subsistemas que representan niveles distintos de organización conformados a su vez por partes que interactúan entre sí, y de manera autoorganizada crean nuevos niveles que buscan la homeostasis para adaptarse<sup>32</sup>. El sistema retroalimenta su output al ambiente y para sobrevivir establece un intercambio de energía, materia e información (Jackson 2003).

Morin explica que en contraste con los sistemas abiertos, un sistema cerrado como una “*pedra o una mesa*”, se encuentra en estado de equilibrio y no tienen intercambio con el exterior (Morin, 1990).

En la metodología de este capítulo se presentarán dos condiciones análogas al equilibrio estable y al caos determinista, una que amortigua y neutraliza las desviaciones de ciertos parámetros y otra que las amplifica y acentúa. Al primer tipo se le denomina bucle de balance y al segundo, bucle de refuerzo.

### **La Dinámica de Sistemas:**

Siguiendo las ideas de Maani y Cavana (2000), la metodología con enfoque sistémico que aquí se presenta hace referencia a la agrupación de métodos conceptuales, analíticos y sintéticos, utilizados para desarrollar el pensamiento y modelado sistémico.

La modelación con dinámica de sistemas fue iniciada a finales de la década de 1950 en el Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT) por Jay W. Forrester enfocado a las dinámicas industriales (Forrester, 1961). El método se consolidó y expandió mediante desarrollos posteriores aplicando conceptos de cibernética; la comprensión de los procesos en la toma de decisiones; el uso de matemáticas para modelar sistemas dinámicos y el desarrollo de computadores de alta velocidad como medio para resolver modelos matemáticos complejos (Maani & Cavana, 2000, pag. 14).

---

<sup>32</sup> En biología, homeostasis es la propiedad de los organismos para mantener condiciones físicas y químicas internas estables que permitan el óptimo funcionamiento de sus partes a pesar de cambios en el entorno.

A pesar de que la dinámica de sistemas (DS) no es una metodología nueva en la investigación académica<sup>33</sup>, se ha hecho poco uso de ella en finanzas. También es sorprendente que se han publicado muy pocos artículos sobre su aplicación al estudio de los mercados financieros en general y todavía menos a las fluctuaciones de precios. En el MIT, el lugar de nacimiento de la dinámica de sistemas, la mayoría de las tesis en que se utiliza la metodología se centraron en los procesos de fabricación, gestión de calidad y cadena de suministros. Dos excepciones son las tesis de maestría presentadas a *The Sloan School of Management* del MIT: la primera, de David K. Goh supervisado por John Sterman (Goh, 1993) y la segunda, de Leika Mindaugas supervisada por Andrew W. Lo (Mindaugas, 2013).

El modelo que presentó Goh tiene el mérito de ser el primer caso propuesto de un mercado sintético construido con dinámica de sistemas<sup>34</sup>. El modelo incluye operadores fundamentales y tres tipos de operadores que llama especulativos: los que utilizan tendencias para tomar decisiones de inversión; operadores que siguen el ejemplo de otros; y operadores que se guían por comunicación de boca a boca. Además, incorpora el efecto de las comisiones de corretaje, de ofertas públicas iniciales y de técnicas de mercadotecnia para fomentar la participación en el mercado. El enfoque de este trabajo se concentra en la metodología de la creación del modelo y de los mecanismos del mercado, con poca atención a la dinámica de las fluctuaciones de los precios (Goh, 1993).

Veinte años después, Mindaugas presentó un modelo de mercado en la que incluye tres tipos de participantes: fundamentales, técnicos y operadores de ruido. A diferencia de nuestro modelo, Mindaugas incluye deuda y apalancamiento. Su modelo demuestra que la limitación en el apalancamiento aumenta la estabilidad del mercado sintético (Mindaugas, 2013).

---

<sup>33</sup> Ver la cita de Forrester, 1961.

<sup>34</sup> Aparte del reporte de la tesis, el trabajo no ha sido publicado en revista arbitrada.

Como los anteriores, casi todos los trabajos citados a continuación existen en forma de actas de conferencias, documentos de trabajo o tesis de posgrado.

Provenzano (2002) estudió el comportamiento dinámico de participantes del mercado que utilizaron diferentes estrategias de *trading* operando en forma simultánea. Se incluyeron operadores llamados “profesionales” que basaban sus decisiones en información fundamental y operadores técnicos “seguidores de tendencia”. En su análisis de resultados encontró la formación de burbujas especulativas y mercados bajistas pero no estudió las características estilizadas de las series de precios.

Getmansky y Lo (2005) aplican la metodología para explicar el comportamiento de los fondos de cobertura o *hedge funds*. Específicamente lo utilizan para estudiar el colapso de LTCM (*Long Term Capital Management*) en 1998. Su modelo incluye relaciones entre el *hedge fund*, el distribuidor y los inversores: valores, préstamos, garantías, llamadas de margen y mercado de valores. Llegan a la conclusión de que, aunque el apalancamiento por sí solo no condujo al colapso del fondo, un alto grado de apalancamiento junto con posiciones altamente correlacionadas podría haber conducido al fracaso. Algo que, sin modelo de DS se ha considerado la mejor explicación del caso (Lowenstein, 2000).

Weitert (2007) intentó ampliar el modelo de Provenzano (2002) basándose en conceptos de finanzas conductuales (*behavioral finance*). Incorpora tres tipos diferentes de inversores: analistas fundamentales, analistas técnicos y operadores de ruido, cada tipo dotado de mecanismos intrínsecos de valuación distintos. Los analistas fundamentales y los técnicos se diseñaron homogéneos, en cambio los operadores de ruido (*noise traders*) tenían heterogeneidad en las señales aleatorias que seguían y en cuanto al umbral de reacción que determinaba si formaban agregados (*herding*). El modelo mostró la formación de agregados, la presencia de heteroscedasticidad y leptocurticidad. El autor concluye que el modelo basado en DS reveló la importancia de los analistas

técnicos en la formación de burbujas especulativas a las que llama “anomalías”, así como el comportamiento de rebaño entre los operadores de ruido.

Pruyt (2009) creó un modelo de DS para explicar la crisis de Fortis Bank. Modeló el comportamiento de las acciones, los activos y los pasivos del banco, el grado de aversión al riesgo, la calidad crediticia de su cartera y el valor de mercado de los activos. Concluye que una de las mayores ventajas del método es la posibilidad de generar comportamientos dinámicos que permiten explorar el desempeño de ciertas políticas implementadas.

Anderson, Long et al. (2011) se centran en las pruebas de estrés del sistema financiero utilizando modelos de DS. En su reporte modelan el balance de los bancos utilizando un gran número de variables (préstamos, flujos de caja, inversiones, pérdidas, depósitos, hojas de balance, derivados, liquidez, razones financieras, factores macroeconómicos, etcétera). Estos autores concluyen que el método permite integrar factores multi-variados y prospectivos (*forward-looking, multi-variant risk assessment*) en la operación de analistas de riesgo y permite practicar pruebas de stress bajo condiciones específicos.

Una fuente especialmente atractiva de la aplicación de DS es el libro *Financial Whirlpool* de Karen L. Higgins (2013) quien hace una profunda reflexión del colapso financiero de 2008-2009 utilizando diagramas de bucles causales. La contribución más importante de esta obra es el mostrar la claridad con que esa forma de modelación permite compartir ideas de cómo incide la multicausalidad, la retroalimentación y otras formas de complejidad, y pone en relieve la importancia del pensamiento sistémico para lograr visualizar las influencias e interrelaciones incluso de asuntos de muy alta complejidad.

En fecha más reciente, Anzaldo San Vicente, et al (2018) presentan un modelo de mercado construido con dinámica de sistemas al que se dio un enfoque exclusivamente macroeconómico. Con el modelo los autores hacen simulaciones



de casos hipotéticos: un estado basal estable, dos escenarios extremos con choques exógenos, uno negativo con devaluación y caída en el precio del petróleo, otro positivo con aumento en el Producto Interno Bruto, y un cuarto escenario con la mezcla de los últimos dos comentados.

Otro método de simulación ampliamente utilizado en el estudio de los fenómenos emergentes y de sistemas de alta complejidad es la simulación basada en agentes (Wilenski, 2015); (Railsback & Grimm, 2019). Este método fue utilizado por primera vez para hacer simulaciones de mercados financieros a principios de los 1990s en el Instituto Santa Fe de Nuevo México. El modelo llamado SFI-ASF (*Santa Fe Institute – Artificial Stock Market*) fue creado por John Holland y Brian W. Arthur (Palmer, et al. 1994); (Arthur, et al. 1997). Junto con ellos, Blake LeBaron, Richard Palmer y Paul Tyler han sido de los más prolíficos autores del tema convenciendo al medio académico de la relevancia de la creación de mercados accionarios artificiales para ahondar nuestro conocimiento de los mercados financieros reales (Ehrentreich, 2008). A diferencia de lo que ocurre con la dinámica de sistemas, la literatura arbitrada sobre modelos de simulación basada en agentes es muy abundante.

Puede haber varias razones por las que el enfoque DS ha sido poco utilizado entre los investigadores financieros. Destacan tres: la complejidad de los mercados y la necesidad de construir modelos de interacción muy complejos que incluyen muchos supuestos de comportamiento; el fuerte sesgo hacia conceptos matemáticos puramente teóricos y analíticos; y sobre todo, el poderoso efecto del predominio de la teoría de los mercados eficientes en el mundo académico.

Consideramos que el cambio a una visión de los mercados como sistemas complejos adaptativos y exploraciones basadas en dinámica de sistemas como lo que aquí se presenta puede beneficiar enormemente nuestra comprensión y modelación de los mercados financieros, especialmente las interacciones entre

los distintos tipos de operadores, los volúmenes de negociación, la liquidez de los mercados y la infinita riqueza en los patrones de fluctuación de los precios.

Bajo la visión sistémica, los mercados financieros son sistemas adaptativos complejos en cuanto a que son el resultado de la participación de múltiples componentes o agentes que interactúan en paralelo y en forma coordinada, sobre todo con otros agentes próximos a ellos, para alcanzar un fin común, aunque no estén conscientes de cuál es el fin común, sin exclusión de que cada uno de los agentes persiga sus propios fines.

El abordaje trabajado hasta el momento y presentado en los capítulos anteriores responde a una mirada desde los mercados como sistemas complejos, partiendo de que las características estilizadas de las series de tiempo bursátiles se derivan de la interacción entre componentes heterogéneos y asumiendo que cualquier patrón de conducta detectado en las series de tiempo, como por ejemplo la volatilidad, la leptocurtosis, o la persistencia o memoria, son necesariamente expresión de la interacción entre los agentes; el principal parámetro observable del que disponemos para estudiar el comportamiento de los mercados es el de las fluctuaciones de precios en series de tiempo bursátiles, las cuales serán consideradas como una manifestación de salida del sistema, por lo tanto, como resultado agregado de las decisiones y acciones del conjunto total de agentes heterogéneos. Siguiendo esta línea de razonamiento proponemos que las propiedades estadísticas de las series de tiempo son propiedades emergentes del sistema, y consideramos improductivo pretender explicarlas como resultado de la acción de un agente tipo, el llamado agente representativo.

El mercado financiero es un sistema abierto en tanto que tiene un profundo intercambio de información y materia (capital) con su entorno, pero no es una máquina inerte que reacciona a la información exógena generando nuevos precios (en forma completa, rápida e insesgada, como supone la HEM), sino que se comporta como un organismo vivo que reacciona a estímulos externos de

manera no lineal (sin proporción constante entre causa -la información-, y efecto -el cambio en los precios-)

Los sistemas de alta complejidad, como los mercados financieros, se organizan en estratos sucesivos en los que los componentes de un sistema pueden agregarse en subsistemas. En cada estrato hay reglas de operación propias que no pueden violar las reglas de operación de estratos inferiores por lo que están subordinadas a ellas, pero no dimanan directamente de ellas.

El objetivo de este capítulo es aportar argumentos que apoyen las ideas derivadas de los dos capítulos anteriores —presentar a los mercados bursátiles como sistemas complejos adaptativos—, mediante la creación de un modelo del mercado financiero desarrollado con la metodología de dinámica de sistemas.

El modelo consiste en un mercado sintético que permite hacer simulaciones con las que se demuestra que la combinación de agentes con diferentes reglas de comportamiento que simulan ser operadores del mercado: fundamentales, técnicos, contrarios y *market-makers*, es capaz de generar series de tiempo con las características estilizadas de las series empíricas, es decir, con apariencia de formar tendencias y *crashes*, rendimientos con densidad de distribución leptocúrtica intermitente, aparición de cúmulos de alta volatilidad alternando con baja volatilidad, y con alternancia de períodos de persistencia y anti-persistencia identificados mediante la estimación del exponente de Hurst local.

Como todo modelo, el que aquí se presenta se basa en un conjunto de supuestos que nos ayudan a comprender y dar sentido a nuestra experiencia del mundo. Los modelos son simplificaciones de fenómenos o de lo que se considera que sucede en la realidad, buscando aislar aquellos factores mínimos indispensables para generar patrones de comportamiento observados en muestras empíricas de series de tiempo bursátiles y dejando fuera una cantidad enorme de eventos que se consideran aleatorios o contingentes, por tanto, irrelevantes para explicar ciertos patrones identificados en la realidad. En este caso, las características

estilizadas mencionadas corresponden a esos patrones los cuales, bajo la visión sistémica adoptada en esta tesis, pueden considerarse como propiedades emergentes, resultado de la interacción de todos los agentes e imposible de derivarse de propiedades o acciones individuales de ellos.

Los modelos de dinámica de sistemas tienen la capacidad de permitir estudiar procesos de retroalimentación e interdependencias; son muy útiles para modelar y comprender procesos en biología, ecología, economía, cadenas de suministros y procesos de producción. De esta forma permiten mejorar nuestra capacidad de comprensión de las múltiples interacciones internas y externas generadas en el sistema, desarrollando el pensamiento sistémico (Page, 2018).

El modelo representa un mercado de capitales sintético en el que participan agentes con características distintas incidiendo simultáneamente en el precio. Uno de los tipos de agentes al que se ha denominado fundamentales, opera en respuesta a un supuesto “valor intrínseco” que deriva de información exógena suministrada aleatoriamente como alcista (*bullish*) o bajista (*bearish*). Un segundo grupo llamado *market-makers*, incide presionando los precios aleatoriamente al alza (simulando compras) o a la baja (simulando ventas) sin sesgo direccional, sino pretendiendo que da liquidez y profundidad al mercado. Los otros dos tipos de agentes, los técnicos y los contrarios, inciden en los precios haciendo presión alcista o bajista (simulando compras o ventas) en respuesta al movimiento de los precios, es decir, como mecanismo intrínseco de reacción a lo que sucede con los precios dentro del mismo mercado.

## 2. Datos

Los datos presentados e interpretados en este capítulo, y en los que se sustentan las conclusiones, son datos que resultan de las simulaciones realizadas en los modelos de niveles y flujos corridos en la plataforma STELLA y no derivan de ningún dato empírico ni de las series financieras trabajadas en los capítulos

anteriores, sino que resultan del efecto de los cuatro tipos de operadores ya descritos cuya conducta responde a las condiciones que encuentran en cada momento de la simulación.

Para correr las simulaciones se han construido una serie de ecuaciones (27 en el modelo final) todas ellas integradas de tal manera que, partiendo de condiciones iniciales que se definen antes de hacer la simulación, la plataforma las va resolviendo una a una. Las ecuaciones incorporan valores constantes (8 en el modelo final) y la simulación consiste en la reiteración de todas las ecuaciones de tal manera que, los valores de salida de la primera iteración se convierten en valores de entrada de la siguiente iteración.

En el modelo se han incorporado condicionales lógicas booleanas con la configuración IF, AND, THEN, ELSE. Asimismo, se utilizan comandos capaces de generar cálculos estadísticos como promedios, medias móviles, suavizaciones exponenciales, retrasos de distintas configuraciones, secuencia de valores aleatorios con distribuciones específicas, secuencias senoidales, o se pueden hacer operaciones matemáticas utilizando logaritmos naturales, valores absolutos o refiriendo a valores históricos de ciertas variables generadas en la propia simulación.

Las actualizaciones de la serie completa de operadores y ecuaciones se hace secuencialmente cada DT, es decir, cada  $\delta t$ , fracción en la que se subdivide cada unidad de tiempo para resolver las ecuaciones (en el caso de los datos aquí presentados se han elegido  $\delta t = \frac{1}{2}$  y  $\frac{1}{4}$  en distintas pruebas) lo que significa que, si bien los datos que se analizan aquí surgen cada unidad de tiempo completa, la plataforma hace dos o cuatro actualizaciones en cada unidad.

Las simulaciones que se han corrido para generar los resultados que se presentan en este capítulo van del tiempo 0 al tiempo 512, por lo tanto, en los resultados se cuenta con series de 512 datos de cada una de las variables (por ejemplo, el precio, el número de órdenes de compra y venta, el valor intrínseco o

el valor de un promedio móvil con dilución exponencial). Dichas series de valores son trasladadas a hojas de cálculo de excel donde se completa el análisis de los datos, por ejemplo, las medidas estadísticas (momentos centrales de Pearson, exponente de Hurst, etc).

Como se verá en el segmento 3.2.6. Integración de operadores fundamentales, técnicos, contrarios y *market-makers*, el modelo final incorpora un interfase en la que existe un tablero de controles móviles con los que se pueden modificar las condiciones o valores iniciales de ciertas variables para correr las simulaciones con propósitos específicos.

### 3. Metodología

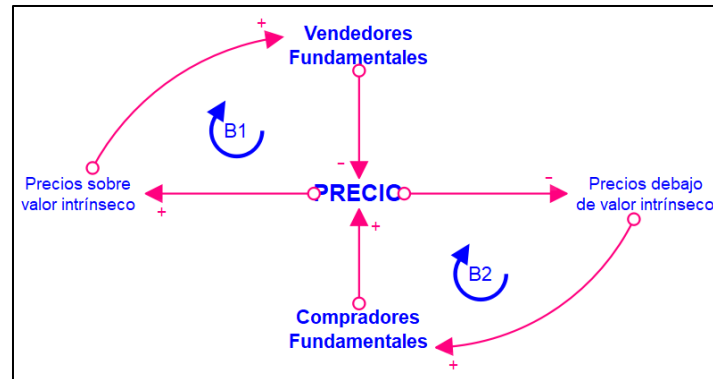
#### 3.1. Diagramas de bucles causales:

Los diagramas de bucles causales (CLD) permiten de manera conceptual, cualitativa y estática, establecer los elementos e interrelaciones entre las variables presentes en un sistema; así mismo, permiten representar las dependencias en las retroalimentaciones (Higgins, 2013) (Anderson & Johnson, 1997) (Sterman, 2000); Los CLD se constituyen en la etapa conceptual en la cual se formalizará los componentes e interacciones esenciales del sistema a modelar a través de los diagramas de flujos y niveles (modelo dinámico). Según Higgins (2013) y Anderson & Johnson (1997), los CLD cuentan con propiedades que deben cumplirse para poderlos diagramar: a) representar vínculos causales y la polaridad del vínculo (+), (-); b) tipo del bucle y polaridad del bucle; c) bucles de retroalimentación y alimentación hacia adelante; d) los vínculos causales son lineales y las flechas apuntan de causa a efecto; e) la polaridad del enlace relaciona la dirección del cambio por una causa, a la dirección del cambio por su efecto.

A continuación, se presentan seis modelos elaborados con diagramas de bucles causales que reflejan las ideas que se han de desarrollar en este capítulo.

El modelo CLD-1 (Figura 3:1) *Operadores Fundamentales*, muestra dos bucles de balance (B1 y B2)<sup>35</sup>. Se representan dos grupos de participantes impactando al precio: los *Compradores Fundamentales* y los *Vendedores Fundamentales*, y se incorpora el concepto de *Valor Intrínseco*, el cual se compara con el *precio* para determinar si se activan los compradores o los vendedores.

**Figura 3:1.** CLD-1 Operadores Fundamentales



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA<sup>36</sup>

Comenzando a la izquierda, si se detectan los *Precios sobre el valor intrínseco* se activan (+)<sup>37</sup> los *Vendedores Fundamentales*. Esto tiene un efecto contrario en el *precio*, es decir, a mayor número de vendedores el precio descenderá más (-). Después, mientras menor sea el *precio*, menor será la distancia entre dicho precio y el *valor intrínseco* (+), lo que hará descender la actividad de los *Vendedores Fundamentales*, (+) cerrando el primer bucle de balance (B1).

Por otro lado, la percepción aumentada de que los precios están debajo del *valor intrínseco* activará (+) a los *Compradores Fundamentales*, quienes al adquirir posiciones en el mercado elevan (+) los precios. El ascenso en los precios

<sup>35</sup> La letra B representa un bucle de balance (retroalimentación de equilibrio) (Sterman, 2000). Al incluir un sistema retroalimentaciones positivas y negativas, se tiene la capacidad de producir compatibilidad (Page, 2018).

<sup>36</sup> Software de lenguaje en programación visual para la modelación de Dinámica de Sistemas.

<sup>37</sup> Los signos (+) y (-) en las puntas de las flechas indican el de tipo efecto relacionado con la causa, positivo (+) quiere decir que, al aumentar la magnitud de la causa, aumenta la magnitud del efecto, y viceversa; y negativo quiere decir que al aumentar la magnitud de la causa disminuye la del efecto y viceversa (Sterman, 2000).

eventualmente hace que desaparezca la percepción de que los precios están debajo de su valor intrínseco (—), cerrando el segundo bucle de balance (B2).

Este modelo representa un mercado con clara tendencia al equilibrio y prácticamente sin posibilidad de generar distorsiones alcistas o bajistas, si consideramos distorsión a la divergencia entre el precio y el valor intrínseco; refleja también el comportamiento que se supone tiene un mercado eficiente en el que participan solo “operadores racionales” (Black, 1989).

El segundo modelo CLD-2 (Figura 3:2) *Aversión al Riesgo y Tasas de Interés*, incorpora dos factores típicos que se suponen determinantes de peso de las fluctuaciones de precios en los mercados, a saber, el grado (cambiante) de aversión al riesgo y las modificaciones en las tasas de interés que impactan tanto a los intereses que pagan los instrumentos de deuda como al desempeño de las empresas cuyas acciones están listadas en los mercados de capitales.

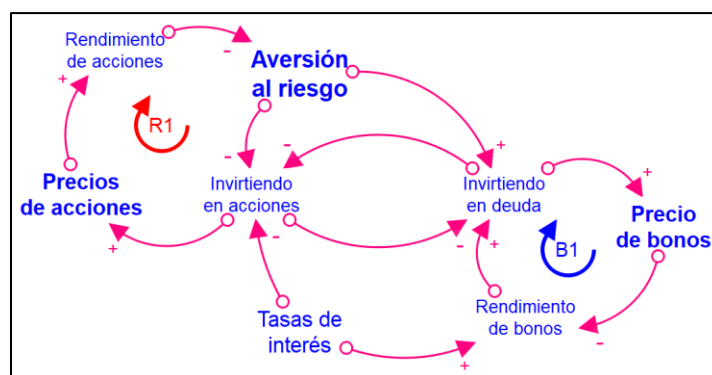
Comenzando por el extremo izquierdo, el cambio en los *Precios de acciones* tendrá un efecto en igual sentido (+) en el rendimiento de inversión accionaria, es decir, si sube el *precio de acciones*, sube el *rendimiento de acciones*. El rendimiento accionario genera el efecto opuesto (—) en el grado de *aversión al riesgo*; si sube el rendimiento, baja la aversión al riesgo y viceversa. De igual forma, el nivel de *aversión al riesgo* muestra un cambio opuesto (—) en el grado de *inversión en acciones*, si baja la *aversión al riesgo*, aumenta la *inversión en acciones* y viceversa. A su vez, el aumento en la *inversión en acciones* provoca alza (+) en los precios, cerrando un primer bucle, de refuerzo en este caso (R1).<sup>38</sup>

---

<sup>38</sup> La letra R representa el reforzamiento sobre el mismo bucle (el bucle se refuerza a sí mismo) y pueden generar procesos de crecimiento exponencial; y teniendo en cuenta que ninguna variable puede crecer indefinidamente, se deben establecer límites creados por comentarios negativos (retroalimentación negativa) a través de bucles negativos que corrigen rápidamente. (Sterman, 2000)



**Figura 3:2.** CLD-2 Aversión al Riesgo y Tasas de Interés



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA

A partir de un aumento en la *aversión al riesgo* se generará aumento (+) en *inversión en deuda*. El efecto en el modelo puede seguir dos rutas: por un lado, al aumentar la *inversión en deuda* disminuye (-) la *inversión en acciones*, de esto podemos seguir el efecto hacia *precio de acciones* (+) es decir, si baja la inversión en acciones también baja el precio de las acciones y viceversa, como ya se comentó.

La otra ruta que sigue el aumento en *inversión en deuda* es que suben (+) los *precios de los bonos*, lo que a su vez impactará negativamente (-) en su rendimiento a la maduración (rendimiento de bonos). Al bajar el rendimiento de los bonos, habrá presión para bajar la inversión en deuda (efecto concordante o (+)) para cerrar un segundo bucle, en este caso de balance (B1).

En este modelo CLD-2 se incluye el efecto concordante (+) entre el cambio en las *tasas de interés* y el *rendimiento de los bonos*, así como el efecto opuesto (-) entre el cambio en tasas y el nivel de *inversión en acciones*, y a través de este paso intermedio hay un impacto en el *precio en acciones*, el cual es concordante (+) con el nivel de *inversión en acciones*.

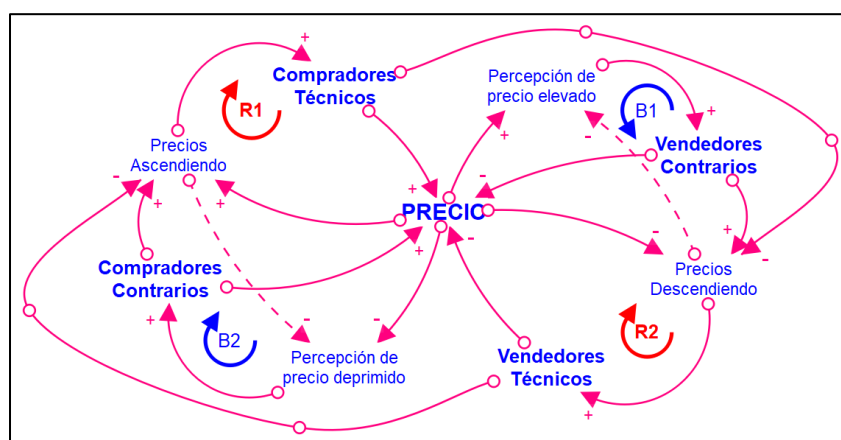
El modelo CLD-3 (Figura 3:3) *Operadores Técnicos y Contrarios*, muestra dos bucles causales de balance (B) y dos de refuerzo (R). Existen cuatro grupos de participantes impactando al precio: los *compradores técnicos* y los *compradores*

*contrarios*, quienes impulsan los precios al alza; los *vendedores técnicos* y los *vendedores contrarios*, los impulsan a la baja; sin embargo, cada uno de esos grupos reacciona a diferentes situaciones que generalmente son opuestas.

Comenzando en *precios ascendiendo*, hacia la izquierda y arriba del diagrama, el ascenso de los precios es una señal de reclutamiento (+) de *compradores técnicos* (seguidores de tendencia) quienes, al comprar acciones elevan los precios (+) cerrando así un bucle de refuerzo (R1); por otro lado, a la derecha y hacia abajo del diagrama, el descenso de los precios (*precios descendiendo*) recluta *vendedores técnicos* (+) (igualmente seguidores de tendencia) quienes al vender acciones presionan los precios a la baja (−) cerrando el segundo bucle de refuerzo (R2).

El ascenso en los precios (PRECIO +) incrementa la *percepción de precio elevado* (+) de los operadores contrarios. Hasta alcanzar un nivel crítico que activa (+) al grupo de *vendedores contrarios* quienes, al vender posiciones, primero “frenan” el ascenso de precios (PRECIO −) y eventualmente hacen que estos bajen (*precios descendiendo*, (+) lo que decrece (−) la *percepción de precio elevado*, completando un primer bucle de balance (B2).

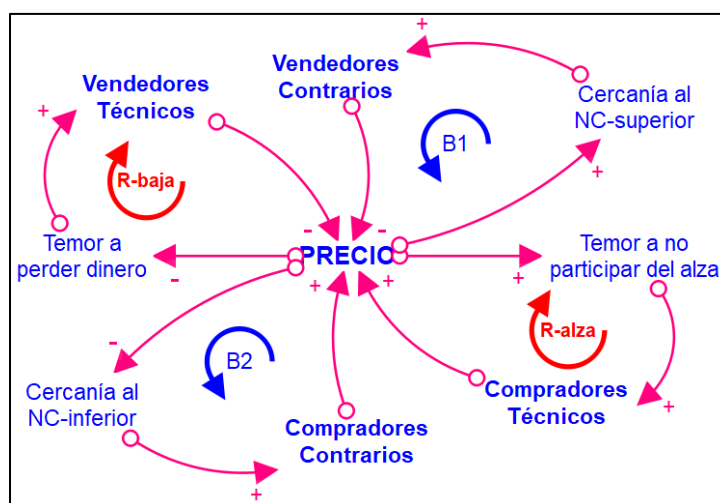
**Figura 3:3.** CLD-3. Operadores Técnicos y Contrarios



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA

La actividad de los *vendedores técnicos* hará que disminuyan los precios y eventualmente esto aumentará la *percepción de precio deprimido* (+), lo que inhibirá (-) progresivamente a dichos *vendedores técnicos*. La *percepción de precio deprimido* activará (+) a los *compradores contrarios* cuya operación “frena” la caída de precios y eventualmente hace que asciendan (*precios ascendiendo* +) lo que decrece (-) la *percepción de precio deprimido*, cerrando un segundo bucle de balance (B2).

**Figura 3:4.** CLD-4. Efectos de compradores y vendedores técnicos y contrarios sobre el precio



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA

El diagrama CLD-4 (Figura 3:4), es otra forma de representar los efectos de compradores y vendedores técnicos y contrarios sobre el precio y de generar los bucles de refuerzo por efecto de los operadores técnicos, y los de balance por efecto de los operadores contrarios. En este diagrama se representa la idea de un nivel crítico superior (*NC-superior*)<sup>39</sup> y un nivel crítico inferior (*NC-inferior*).

Ahora, el aumento de precio, hacia la derecha del diagrama, hace que aumente (+) el temor de los *compradores técnicos* de no participar en el alza, por lo que

<sup>39</sup> En este caso se define nivel crítico como aquel nivel suficientemente alto (*NC-superior*) o bajo (*NC-inferior*) que de ser alcanzado generará una respuesta en los operadores contrarios, de venta en el primer caso y de compra en el segundo caso.

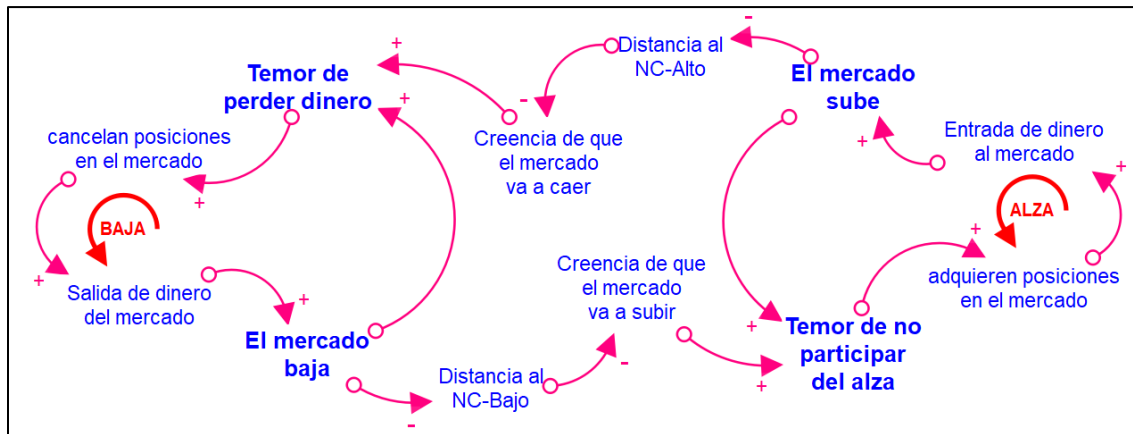
compran acciones, lo que hace que aumente el precio aún más, cerrando de ese modo el bucle de refuerzo de alza (**R-alza**); por el contrario, el descenso en los precios, hacia la izquierda del diagrama, hace que aumente (−) el *temor de perder dinero*, por lo tanto, los *vendedores técnicos* venden sus posiciones presionando el precio a la baja (−), completando otro bucle de refuerzo, en este caso, a la baja (**R-baja**).

Por otro lado, el aumento de precios (hacia arriba y a la derecha del diagrama), aumenta (+) la cercanía de los precios al nivel crítico superior (*NC-superior*) lo que aumenta (+) el contingente de *vendedores contrarios*; esto, a su vez, presiona los precios a la baja (−) cerrando el primer bucle de balance (**B1**); por el contrario, el descenso de los precios (hacia la izquierda y abajo del diagrama), hace que la distancia al nivel crítico inferior disminuya (o que aumente la cercanía al mismo, (−)), lo que aumenta la actividad (+) de los *compradores contrarios* y esto presiona los precios al alza (+) cerrando un segundo bucle de balance (**B2**). Evidentemente, el bucle que domine determinará el comportamiento de la fluctuación de precios, sea un crecimiento exponencial, un decrecimiento exponencial o la versión asintótica de ambos.

El cuarto modelo CLD-5 (Figura 3:5) *Ciclos Alternos del Mercado*, representa la idea de que existen dos ciclos en el mercado, cada uno de ellos fuertemente reforzado, pero con límites que al alcanzarse provocan un cambio de dominancia de tal manera que al llegar a un nivel crítico suficientemente alto (*NC-Alto*), el sistema cambia del ciclo alcista, siendo por sí mismo un bucle de refuerzo, al ciclo bajista, que igualmente consistente en un bucle de refuerzo. Posteriormente, cuando el mercado alcanza un nivel crítico suficientemente bajo (*NC-Bajo*), se dará una transición de fase que determinará abandonar el ciclo bajista para entrar en un ciclo alcista de refuerzo.

En este caso, ambos bucles representados, el de *BAJA* y el de *ALZA* son de refuerzo, con la posibilidad de cambiar de uno al otro cuando se alcancen los niveles críticos (*NC*) comentados.

**Figura 3:5.** CLD-5 Ciclos Alternos del Mercado



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA

Este diagrama representa un mercado en que existieran sólo operadores técnicos que identifican niveles de soporte (*NC-bajo*) o de resistencia (*NC-alto*) que al ser alcanzados determinan un cambio en su actitud de seguidores de tendencia a contrarios y viceversa.

Finalmente, el último modelo CLD-6 (Figura 3:6) *Tres Ciclos del Mercado*, incorpora los conceptos del diagrama CLD-1 (Figura 3:1), al diagrama CLD-5 (Figura 5), y agrega la *aversión al riesgo* del diagrama CLD-2 (Figura 3:2); es decir, considera que hay un mecanismo central y mayoritariamente dominante determinado por la mentalidad “fundamental”, lo que representa la idea de que los activos listados en los mercados de capitales y sujetos a intercambio mediante subasta pública, tienen valor propio independiente del que les asigne el mercado y que las oportunidades de inversión surgen al detectar distorsiones de los precios con relación a dicho valor propio. Para ello, consideran que dicho valor “intrínseco” puede estimarse con algún grado de precisión y compararse con el precio de mercado. Si el precio de mercado es inferior al valor intrínseco, se percibe como una oportunidad de inversión o de compra, dado que se estima que el activo está subvaluado; por el contrario, si el precio de mercado supera al valor intrínseco, se considera que el activo está sobrevaluado, por lo tanto, será oportunidad de venta.

Mientras la dinámica del mercado permanece dentro del núcleo central del modelo, en la zona que podríamos llamar “de arbitraje fundamental” (Shleifer, 2000), los precios se alejarán poco del valor intrínseco dado que la distorsión posible estará acotada precisamente por la actividad de los operadores fundamentales quienes participan como arbitrades. Aquí todos los bucles son de balance, como se comentó en el modelo CLD-1 (Figura 3:1).

Sin embargo, en este modelo se representan otros dos estados posibles o fases del mercado. Una fase bajista (*BAJA*) y otra fase alcista (*ALZA*); ambas corresponden a tendencias que dependen de bucles de refuerzo, pero en sentido contrario. El supuesto implícito en el modelo es que, si llega a entrar en el régimen de baja (el de la izquierda), los precios podrían alcanzar niveles marcados de distorsión bajista (si consideramos que hay un valor de referencia correcto emparentado con el valor intrínseco). Eventualmente, los precios alcanzarían un nivel crítico *NC-BAJO* que detonaría un nuevo cambio de régimen o transición de fase mediante el cual cambiará, sea a la fase alcista, o a la fase de arbitraje fundamental, dependiendo de las fuerzas que se encuentren dominando en ese momento.

De la misma manera, tras entrar al régimen alcista, el precio puede llegar a niveles de sobrevaluación exageradamente altos, y dependiendo de las condiciones del sistema, podría salir de ese régimen (hacer una transición de fase) alcanzando un nivel crítico que lo llevaría al régimen bajista o pasando directamente al régimen de arbitraje.

En el diagrama CLD-6 (Figura 3:6), se presenta un modelo conceptual capaz de adoptar un período de lateralidad o trading (si adopta la fase de arbitraje), alcista (si adopta el régimen de alza) o bajista (si adopta la fase de baja) e igualmente presenta las interfases correspondientes a cambio de alza-baja o de baja-alza si participan los operadores técnicos y contrarios, de alza-lateral o de baja-lateral si participan los tres grupos (técnicos, fundamentales y contrarios) y de lateral-alza o de lateral-baja si participan los operadores fundamentales y los técnicos.

El diagrama CLD-6 (Figura 3:6), tiene 6 bucles cerrados: cuatro de balance (**B1** a **B4**) y dos de refuerzo (**R1** y **R2**); los de refuerzo involucran operadores técnicos (seguidores de tendencia) mientras que los cuatro de balance están generados por los operadores fundamentales (arbitradores) y contrarios (venden cuando consideran que los precios han llegado demasiado pronto demasiado alto, y compran cuando consideran que los precios han llegado demasiado pronto demasiado bajo).

Como se presentó previamente en los diagramas anteriores, los factores que determinan las decisiones y acciones de cada grupo de operadores son: para los fundamentales (arbitradores) se basan en la relación entre el precio y un supuesto valor intrínseco de los activos; para los técnicos (seguidores de tendencia<sup>40</sup>) dependen de la idea de que las tendencias existen y que una vez iniciadas, con mayor probabilidad continuarán. Para los contrarios, la relación del precio actual con el precio del pasado reciente es el elemento relevante capaz de generar la idea de que el cambio en los precios ha sido demasiado pronto y demasiado amplio.

Los bucles cerrados de refuerzo que se han marcado tienen 4 componentes o brazos de causalidad cada uno, los cuatro positivos, tanto para el de **baja** como el de **alza**. Los bucles de balance tienen tres componentes o brazos causales, uno negativo y dos positivos; **B1** y **B2** representan el efecto de los arbitradores mientras que **B3** y **B4** corresponden a los contrarios (flechas con líneas quebradas y continuas en color negro).

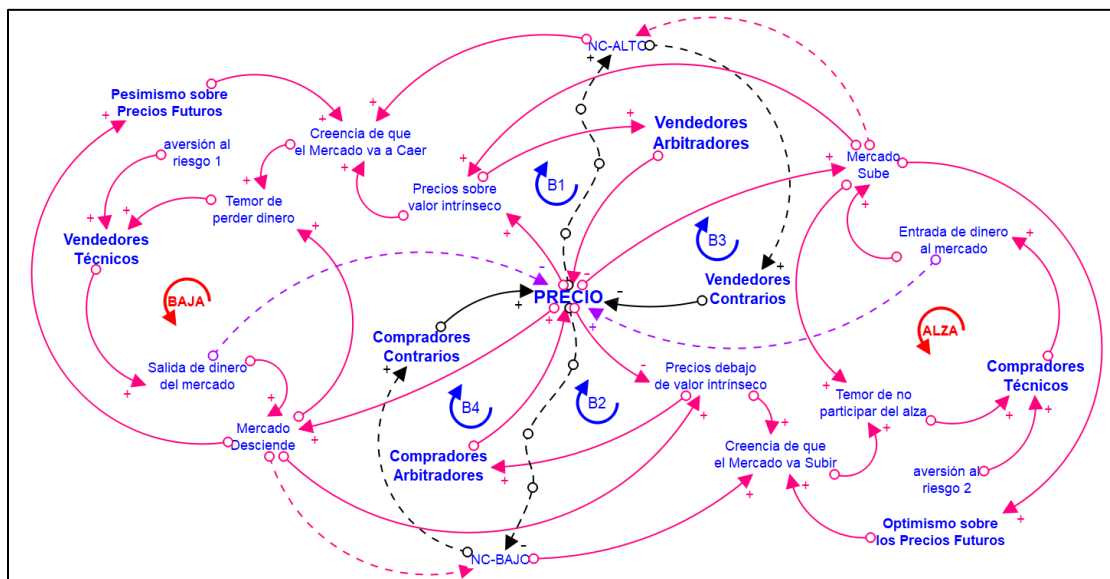
En estos modelos se han considerado tres clases o grupos de participantes del mercado: los operadores fundamentales, los operadores técnicos y los operadores contrarios; así mismo, se han considerado tres regímenes de operación más o menos alineados con los modelos convencionales que consideran tres patrones de

---

<sup>40</sup> En el modelo dinámico que se presenta en la siguiente sección se define tendencia alcista como la condición que se cumple cuando el precio está por encima de su media móvil, y tendencia bajista cuando el precio se encuentra por debajo de la media móvil.

conducta o de fluctuación de los precios: mercados laterales o de *trading*, mercados en tendencia alcista y mercados en tendencia bajista.

**Figura 3:6.** CLD-6 Modelo Conceptual de Mercado



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA

Los mercados en *trading* son mercados “estables” que, de acuerdo con la hipótesis de eficiencia de los mercados, “buscan” el precio apropiado para los activos del mercado de capitales (el que refleja su valor intrínseco) dado el contexto económico en que se encuentra el mercado y las condiciones financieras de las empresas emisoras de las acciones. Cuando el mercado se encuentra bajo este régimen, suele haber discretas oscilaciones en los precios sin adoptar tendencia alcista o bajista dado el equilibrio casi perfecto entre la oferta y la demanda, reflejo de un equilibrio entre aquellos participantes optimistas y pesimistas sobre el precio futuro. Otra forma de interpretar este estado de desplazamiento lateral es que los participantes con expectativas alcistas o bajistas son escasos o no tienen fuertes convicciones al respecto. Bajo la visión de la hipótesis de eficiencia de los mercados, este comportamiento corresponde a una caminata aleatoria con propiedad de Márkov, en la que toda fluctuación de precios refleja únicamente la incorporación de nueva información fundamental (Le Roy, 1989) (Fama, 1991) (Ross, 2005).



Los otros dos regímenes son: mercados “bajistas” en los que se impone un bucle de refuerzo basado en la presión de caída en los precios por exceso de oferta, y mercados “alcistas” dominados por la presión de los compradores quienes, entrando en un bucle de refuerzo, presionan al alza los precios hasta niveles excesivos antes de encontrar oferta suficientemente importante para detener el ascenso. Estos dos patrones de comportamiento están más relacionados con los modelos técnicos, compatibles con la disciplina llamada economía del comportamiento o *behavioral economics* (Thaler, 2015); según este punto de vista, la aversión al riesgo es uno de los determinantes más importantes de las fluctuaciones de precios. Bajo ese paradigma, las tendencias, alcistas o bajistas, se presentan como propiedades emergentes generadas por información asimétrica y mentalidad de rebaño o *herd mentality* (Tversky & Kahneman, 1982) (Lo, 2009). Este marco conceptual da cabida a las emociones (aversión al riesgo), a la heterogeneidad de expectativas y estrategias de inversión, a la asimetría en el acceso a la información y a comportamientos distintos del mítico *homo economicus* perfectamente racional, autónomo e independiente, sin descontar los factores de orden macro y microeconómicos.

Entre los múltiples factores económicos que determinan los movimientos en los precios se destacan el producto interno bruto del país de origen de la empresa, las tasas de interés, los niveles de inflación, la oferta monetaria (liquidez) y desde luego los reportes trimestrales de los estados financieros, balances y flujos de caja de las empresas emisoras y los análisis de las razones financieras P/E y E/S (*Price/Earnings, Earnings per Share*) y muchos otros cuya relevancia es difícil de establecer, como el cambio de calificación asignada a las empresas por los analistas financieros (Grinold & Kahn, 1995) (Gray et al., 1999); sin embargo, ninguno de los factores mencionados tiene un claro valor predictivo ya que, proponemos, es la expectativa del nivel de estos indicadores lo que se utiliza como señal de entrada en el algoritmo mediante el cual se hacen las decisiones. Entonces la pregunta sería: ¿qué determina las expectativas o con base en qué se elaboran dichas expectativas? Independientemente de la respuesta, podemos

aceptar que cualquier expectativa es una creencia, emparentada con las emociones más que con las razones.

Muchas de estas variables o factores terminan generando optimismo o pesimismo respecto al futuro de los precios, por lo que se han agrupado en la idea del grado de aversión al riesgo, considerando que cuando hay optimismo sobre el futuro se está más dispuesto a asumir riesgos, lo que, desde el punto de vista de sistemas complejos adaptativos, es un requisito para que ser de la llamada autoorganización al estado crítico (Mauboussin, 2002).

### 3.2. Diagramas de Niveles y Flujos:


Los diagramas de niveles y flujos (*Stocks and Flows*) son un elemento central de la modelación en dinámica de sistemas. Estos diagramas permiten hacer modelos que son a la vez cuantitativos y dinámicos, siendo muy útiles para representar interdependencias a distintos niveles y procesos de retroalimentación (Sterman, 2000).





**Figura 3:7.** Estructura de los diagramas de flujos y niveles



Fuente: Elaboración propia utilizando software STELLA

**Tabla 3:1.** Elementos de los Diagramas de Niveles y Flujos (N&F)

Elemento	Descripción
	<p>Niveles o Existencias (stock): representado por un rectángulo que simboliza un recipiente en el cual se va depositando el contenido de la acción a modelar.</p>

 <p style="text-align: center;">flujo de entrada</p>	<p>Flujo de entrada: las entradas al stock están representadas por una tubería en dirección hacia el stock (agregan y aumenta el contenido en el stock).</p>
 <p style="text-align: center;">flujo de salida</p>	<p>Flujo de salida: las salidas del stock están representadas por una tubería en dirección hacia afuera del stock (restan o disminuyen el contenido en el stock).</p>
	<p>Válvulas: se definen como las partes que controlan el nivel de los flujos y las entradas o salidas de los stocks. Ahí se toman las decisiones y ahí se definen las principales ecuaciones de los modelos.</p>
	<p>Nubes: representan las fuentes originales en el flujo de entrada, y los sumideros en los que se deposita el flujo de salida. La fuente es un stock que tiene origen fuera del límite del modelo y los sumideros representan los sitios en que se vacían los flujos que salen del stock y se encuentran fuera del límite de modelo. Las fuentes se consideran inagotables y los sumideros insaturables.</p>

Fuente: elaboración propia, basada en (Sterman, 2000) (Page, 2018) (Gharajedaghi, 2011)

### 3.3. Construcción del Modelo de mercado en Dinámica de Sistemas:

Se parte de la premisa de que los modelos son objetos transitorios, es decir, nunca son definitivos o fijos; son un auxilio metodológico para darle sentido a un mundo complejo (Morecroft, 2015). Como todos los modelos, el que se propone en este trabajo puede modificarse, adaptarse, enriquecerse o presentarse de otra forma. Por ahora se busca únicamente construir un instrumento capaz de generar series de tiempo con las características estilizadas de las series de precios y rendimientos de los activos operados en los mercados de capitales (descritas en los dos primeros capítulos de esta tesis) con el menor número de supuestos, agentes y procesos necesarios, todos ellos dentro de un marco de verosimilitud y con plena transparencia de los supuestos y los mecanismos invocados.

Los supuestos básicos del modelo son los siguientes:

- i. Las fluctuaciones de precios en el mercado son el resultado de la interacción entre compradores y vendedores.
- ii. Los agentes son heterogéneos y con características distintas y claramente definibles.
- iii. Hay cuatro grupos de agentes con características propias que son necesarios y suficientes para generar los patrones observados en las series de tiempo empíricas.
- iv. Los cuatro tipos de agentes se han denominado operadores técnicos, operadores fundamentales, operadores contrarios y *market-makers*.
- v. Los operadores fundamentales basan sus decisiones de compraventa en la comparación del precio de mercado de un activo con el llamado “valor intrínseco” de la empresa emisora, es decir, con una idea basada en la creencia de que las empresas y los títulos accionarios que las representan tienen un valor independiente del que el mercado les asigne y que dicho valor puede estimarse a partir de información pública macroeconómica, microeconómica y financiera de la empresa. Cuando el precio de mercado es inferior al valor intrínseco será considerado señal de compra y cuando el precio de mercado supera al valor intrínseco se considera señal de venta (Graham & Dodd, 2009).
- vi. Los llamados operadores técnicos basan sus decisiones de compraventa en la identificación de tendencias en la secuencia de los precios, es decir, en la idea de que las fluctuaciones de precios no siguen una caminata aleatoria, sino que pueden adoptar tres patrones de comportamiento: tendencias alcistas, tendencias bajistas y períodos de lateralidad llamados períodos de trading. A este tipo de operadores también se les llama seguidores de tendencia. Una señal de compra será identificada cuando se considera que existe una tendencia alcista y una señal de venta será la

existencia de tendencia bajista (Edwards et al. 2007) (Lo & Hasandhodzic 2009).

- vii. Los operadores contrarios son un subgrupo de los técnicos que en vez de seguir las tendencias e invertir a favor de ellas, identifican niveles críticos alcanzados por los precios durante dichas tendencias, de tal manera que cuando consideran que el precio ha ascendido demasiado alto y demasiado pronto, deciden que es momento de vender sus posiciones; de manera contraria, cuando consideran que el precio ha descendido demasiado bajo y demasiado pronto, es momento de comprar (Kaufman, 2019).
- viii. Los *market-makers* se refiere a empresas o individuos que operan activamente en los mercados de forma bilateral en un activo en particular, proporcionando posiciones de compra o de venta para satisfacer la oferta o la demanda de otros participantes del mercado. Los *market-makers* dan liquidez y profundidad a los mercados y se benefician de la diferencia entre los precios de oferta y demanda, de la cual derivan sus ganancias (Pugliese, 2014).
- ix. Las características estilizadas de las series de tiempo financieras surgen como propiedades emergentes que dependen del peso relativo que tiene la actividad de los operadores fundamentales, técnicos y contrarios en el total de la operación. Además, el cambio de dicha ponderación a través del tiempo (por cualesquiera razones no abordadas en estos modelos) determina, en gran medida, la riqueza de comportamiento observado en las series de tiempo empíricas y sintéticas.

En el modelo propuesto, el punto de convergencia entre los cuatro grupos de operadores será el precio, el cual estará determinado por la relación entre compradores y vendedores de los cuatro tipos de participantes en cada momento. Desde luego que la descripción que se ha hecho aquí de cada uno de los operadores es una simplificación, pero lo que se busca es demostrar que ninguno

de los cuatro tipos de operadores, por sí mismos, son capaces de generar series de tiempo como las empíricas, mientras que juntos son suficientes para lograrlo.

El valor intrínseco depende del flujo aleatorio de información (señales) con carácter alcista (*bullish*) o bajista (*bearish*). Las tendencias son identificadas a través del estudio de la relación entre el precio y una media móvil exponencial, si el precio es mayor a la media móvil, la tendencia se considera alcista y viceversa. Los niveles de referencia para los operadores contrarios se definen considerando un canal determinado por un promedio móvil del precio  $\pm$  cierto porcentaje de desviación, si el precio se aleja lo suficiente hacia arriba del nivel de referencia inferior se considera una señal de venta, por el contrario, si se aleja lo suficiente hacia abajo del nivel de referencia superior se considera señal de compra. Los *market-makers* generarán órdenes de compra y de venta en forma aleatoria buscando dar liquidez y profundidad al mercado.

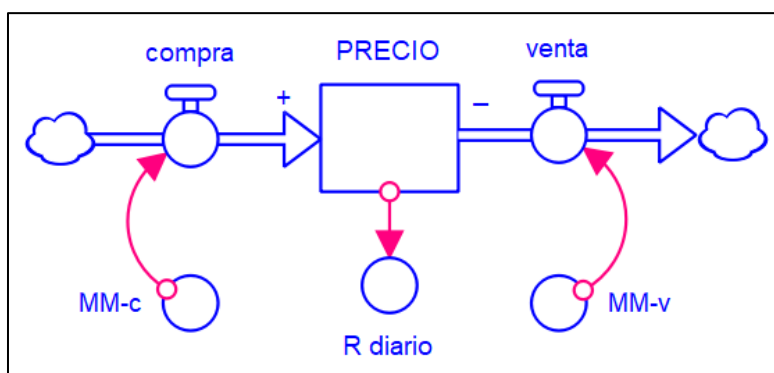
Los segmentos del modelo se generaron, probaron y parametrizaron independientemente cada uno de ellos. Una vez combinados en un modelo final, se asignó una ponderación cambiante y controlable a cada uno de los cuatro grupos de participantes con el propósito de agregar o restar relevancia a cada grupo, dependiendo de las preguntas de investigación formuladas o de los patrones de salida buscados.

### **3.3.1. Los *market-makers*:**

El primer segmento diseñado fue el de los *market-makers*. En este submodelo sólo participan los *market-makers* compradores (*MM-c*) y vendedores (*MM-v*) quienes generan señales de compra y venta periódicas mediante una onda senoidal cuyo propósito es únicamente generar un comportamiento oscilatorio. Las señales de los *MM-c* se generan con la función seno y las de los *MM-v*, con la

función coseno<sup>41</sup>. Las dimensiones de amplitud y período de dichas funciones senoidales son aleatorias con distribución uniforme y cambiantes: la amplitud de la onda (no el tamaño de la señal de compra o venta) adopta valores de 5 o 6 y el período de la onda, de 3 a 6.

**Figura 3:8.** Diagrama de niveles y flujos de *Market-makers*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

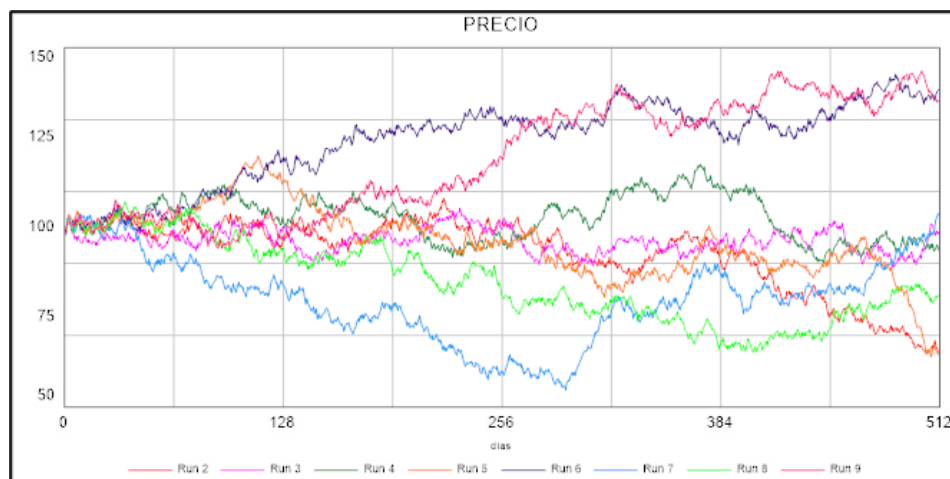
La Figura 3:8 muestra el esquema básico del modelo con un nivel que corresponde al *PRECIO* (valor inicial \$100), un flujo de entrada (compra “+”) agrega valor al precio, y un flujo de salida (venta “-”) resta valor. Los operadores MM-c y MM-v impactan las compras o las ventas respectivamente.

La Figura 3:9 muestra el *precio* generado en 8 “corridas” del modelo. Dado que las señales de compra y venta se generan aleatoriamente tanto en tiempo como en monto, el resultado en el precio muestra una dispersión browniana cuya magnitud dependerá de los valores que se asignen en la ecuación que define el código del programa. Para MM-c el código es: `SINWAVE(RANDOM(3, 5),`

<sup>41</sup> Los números generados por las funciones seno y coseno adoptan intermitentemente valores positivos y negativos. Cuando son negativos, tanto en el lado de compra, como en el de venta, “absorben” (restan) el monto de su señal del resto de las órdenes de compra o venta de otros participantes en la operación, sin embargo, dado que en este submodelo solo existen *market-makers*, los valores negativos generados durante el ciclo se ignoran a nivel de la válvula de flujo. De esta forma, los *market-makers* del modelo cumplen las dos funciones de los que operan en los mercados: aportan liquidez al mercado y al mismo tiempo le dan estabilidad amortiguando parte de la volatilidad. Se eligió función seno para los MM-c y función coseno para los MM-v para que las señales de compra y venta estuvieran desfazadas.

$\text{RANDOM}(3, 6)$ ) y para MM-v:  $\text{COSWAVE}(\text{RANDOM}(3, 5), \text{RANDOM}(3, 6))$ . El primer término  $\text{RANDOM}$  corresponde a la amplitud y el segundo, al período de la onda senoidal. Se incluye el cálculo del rendimiento diario ( $R$  diario).

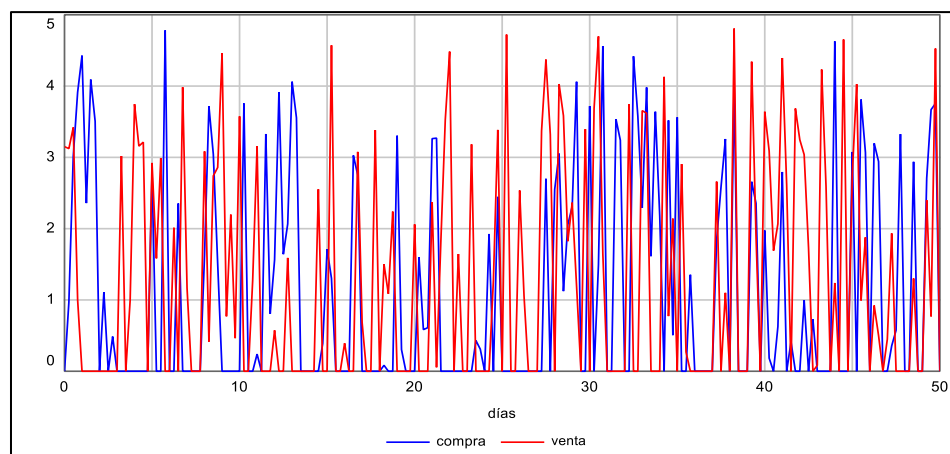
**Figura 3:9.** Simulaciones del precio. *Market-makers*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:10 muestra una serie de señales de compra (en azul) y venta (en rojo) en una simulación del modelo de 50 días de duración.

**Figura 3:10.** Simulación de señales de compra y venta de *Market-makers*



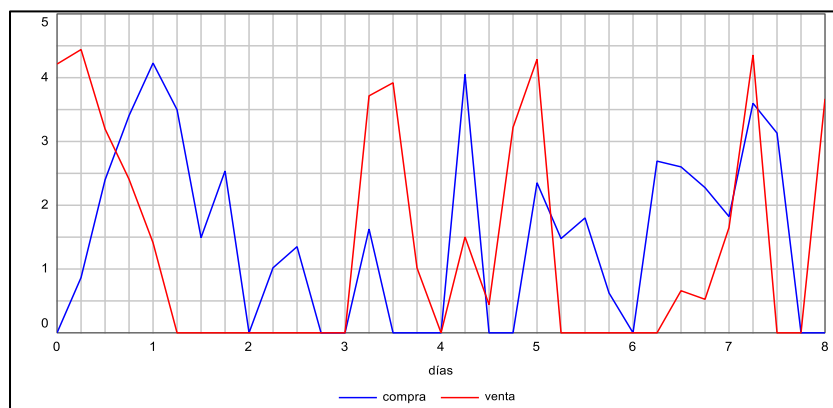
Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:11 muestra un acercamiento de 8 días de duración con el propósito de hacer evidente que el software hace 4 actualizaciones equidistantes en un



período de tiempo, lo que equivale a decir que  $\delta t = \frac{1}{4}$  de  $t$ . La Figura 3:12 muestra los rendimientos diarios generados por la compra y venta de los *market-makers*.

**Figura 3:11.** Acercamiento de 8 días de duración en la simulación de compra y venta de *Market-makers*

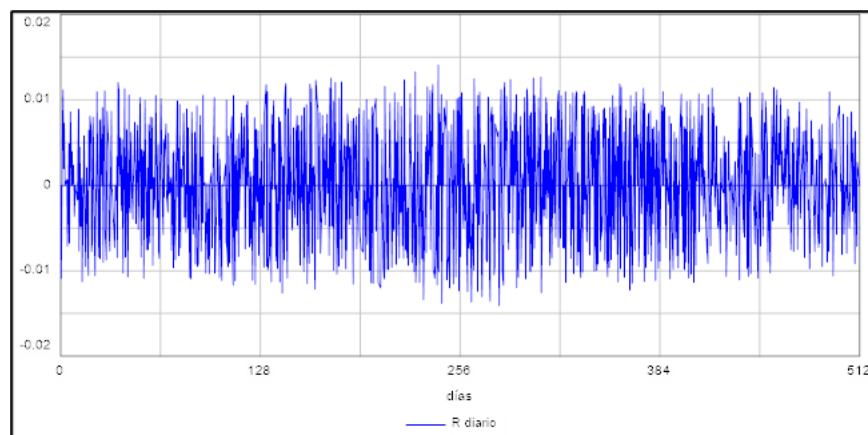


Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

### 3.3.2. Los operadores fundamentales:

Este segundo submodelo de operadores fundamentales necesariamente requiere de la inclusión de un mecanismo mediante el cual se defina el “valor intrínseco” de los activos para guiar las decisiones de los operadores.

**Figura 3:12.** Rendimientos diarios de operación de *Market-makers*



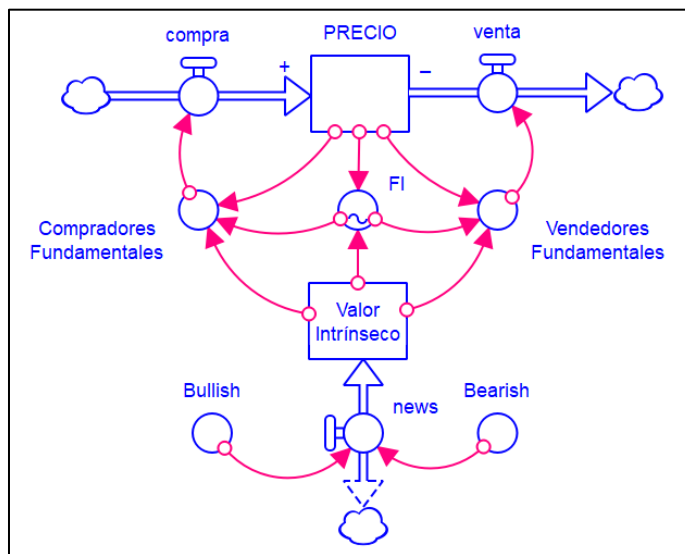
Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Como se muestra en la Figura 3:13 en el modelo de Niveles y Flujos (N&F), el valor intrínseco se determina en un Nivel así denominado, mediante el ingreso

de señales alcistas (Bullish) o bajistas (Bearish) a través de un Biflujo (news) que admite entrada (ascenso) y salida (descenso) de valor.

Las señales emitidas aportan a un valor intrínseco inicial de \$100, señales que harán que dicho valor aumente o disminuya. El flujo de las señales *bullish* y *bearish* es aleatorio tanto en el monto o valor de la señal como en la frecuencia con que es emitida. El código de estos convertidores es `PULSE(RANDOM(3, 5), 5, RANDOM(10, 20))` lo que indica que se emite un pulso (una señal) de magnitud aleatoria con valor entre 3 y 5, a partir del tiempo 5 y con frecuencia sucesiva aleatoria entre 10 y 20 unidades de tiempo. La única diferencia entre las señales *bullish* y *bearish* es que las primeras comienzan en el tiempo 5 mientras que las segundas lo hacen en el tiempo 4. La ecuación que define el proceso “news” en la válvula del biflujo<sup>42</sup> correspondiente es “*Bullish-Bearish*” es decir, las señales *bullish* ingresan al “*Valor Intrínseco*” sumándose y las señales *bearish* lo hacen restándose.

**Figura 3:13.** Esquema de N&F de Operadores Fundamentales

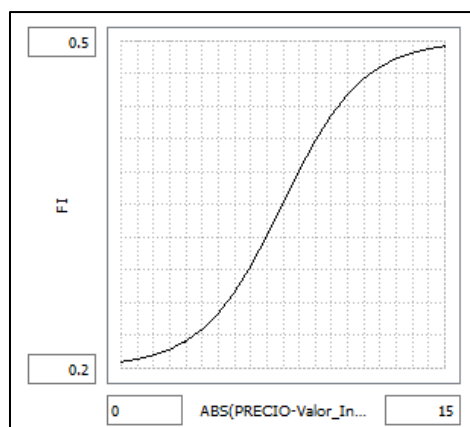


Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

<sup>42</sup> Una válvula de biflujo permite la entrada y la salida hacia y desde el nivel al que está asociada. Si la variable en cuestión adopta un valor positivo será entrada al nivel o stock y si adopta un valor negativo, será una salida del stock.

Otro elemento incorporado en este submodelo es la función gráfica denominada *FI* (por Función de Intención) que se representa en la Figura 14. Esta función determina el monto de la operación de compra o venta que harán los participantes dependiendo de la distancia (en puntos nominales) que separa al PRECIO del Valor intrínseco, de modo que cuando la distancia sea mayor (máximo 15 en la imagen, extremo derecho, eje de las abscisas), el tamaño de la operación (de la compra o la venta) también será mayor y viceversa, con una suavización asintótica en los dos extremos, como se muestra en la Figura 3:14.

**Figura 3:14.** Función gráfica FI



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La expresión matemática de la función<sup>43</sup> es la que se anota enseguida (ecuación #19) la cual se deriva de una línea de regresión polinómica trazada en Excel, utilizando los datos numéricos de la función FI (Figura 3:14). La variable “y” corresponde a la variable dependiente, *FI* en este caso, mientras que el valor absoluto de la diferencia del *Precio-Valor\_Intrínseco* corresponde a la variable independiente “x”.

$$y = 0.000004x^5 - 0.000163x^4 + 0.001874x^3 - 0.005493x^2 + 0.010161x + 0.204678 \quad [19]$$

<sup>43</sup> La función que se aplica es de tipo extrapolable, es decir, que si los valores de x van más allá del límite máximo definido (15 en este caso), el valor de FI se calcula utilizando la función matemática anotada.

Los procesos de los operadores fundamentales se definen con los siguientes códigos en el modelo:

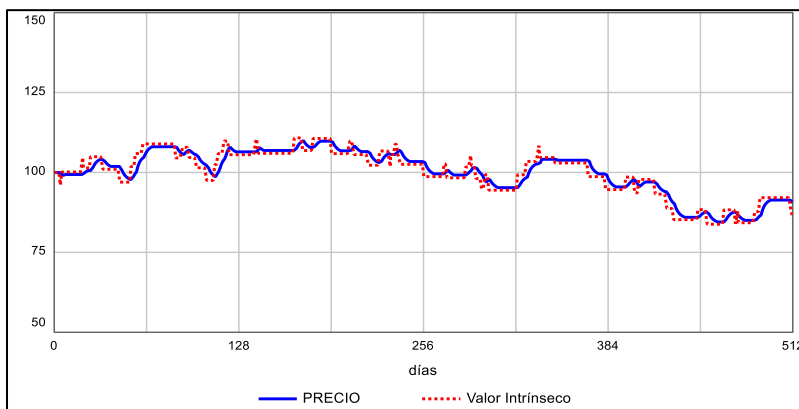
Compradores = **IF**(PRECIO<(Valor\_Intrínseco\*0.99)) **THEN** ((Valor\_Intrínseco-PRECIO)\*FI) **ELSE** 0

Vendedores = **IF**(PRECIO>(Valor\_Intrínseco\*1.01)) **THEN** ((PRECIO-Valor\_Intrínseco)\*FI) **ELSE** 0

Para generarse una señal de compra, el precio debe descender, cuando menos 1% debajo del valor intrínseco ( $\text{Valor\_Intrínseco} \cdot 0.99$ ), y para generarse señal de venta, el precio deberá superar al valor intrínseco cuando menos en 1% ( $\text{Valor\_Intrínseco} \cdot 1.01$ ).

La Figura 3:15 muestra el trazo del Valor Intrínseco (línea punteada en rojo) y del *precio* (línea continua en azul). Cabe resaltar que el Valor Intrínseco es generado por la secuencia aleatoria de información alcista o bajista (convertidores *Bullish* o *Bearish* y biflujo “*news*” en la Figura 3:13), con independencia del precio, mientras que este último es generado por la participación de los operadores fundamentales quienes compran cuando el precio está debajo del valor intrínseco y venden cuando el precio supera al valor intrínseco por lo que sus decisiones hacen que el precio “siga” estrechamente vinculado al *valor intrínseco*.

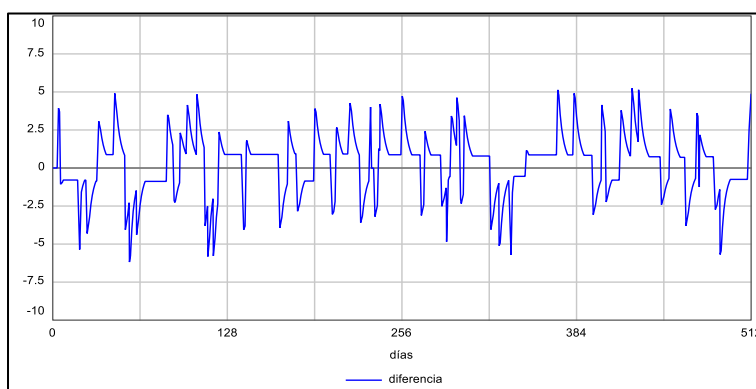
**Figura 3:15.** Precio y Valor Intrínseco. Modelo de Operadores Fundamentales



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:16 representa la distancia que separa al precio del valor intrínseco en cada período (cada día). La gráfica muestra que entre +1 y -1 no hay puntas que se detengan ya que, como se indicó arriba, para que se dé una operación de compra o de venta, la diferencia entre precio y valor intrínseco debe ser mayor a 1% ( $\approx \$1$  cuando el precio esté cerca de  $\$100$ )<sup>44</sup>.

**Figura 3:16.** Diferencia entre el Precio-Valor intrínseco. Modelo de Operadores Fundamentales



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:17 representa los montos de compra (en azul) y venta (en rojo) ejecutadas. Las compras presionan el precio hacia arriba y las ventas hacia abajo buscando cerrar la brecha que separa el precio del valor intrínseco<sup>45</sup>.

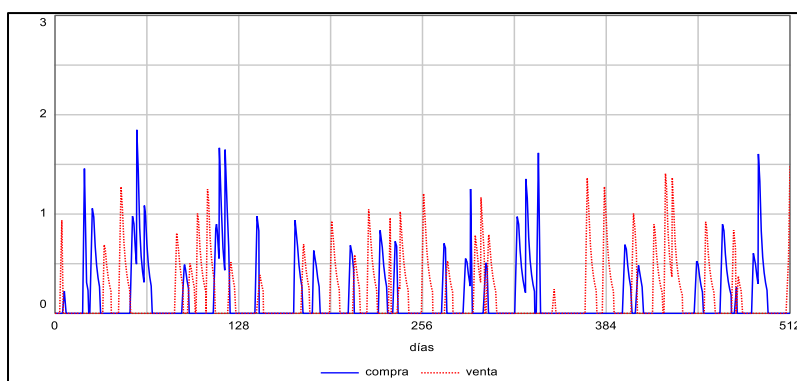
La Figura 3:18 representa los rendimientos diarios, positivos y negativos, generados durante la simulación. Es evidente que en este modelo no todos los días hay operación de los operadores fundamentales<sup>46</sup> ya que se ha diseñado suponiendo que no todos los días surge información relevante en la determinación del valor intrínseco (ver Figura 3:19).

<sup>44</sup> La diferencia entre Precio y Valor Intrínseco se estima en un convertidor no mostrado en la Figura 3:12.

<sup>45</sup> Los picos de compras y ventas de la Figura 3:17 corresponden con picos hacia abajo y hacia arriba de las diferencias entre Precio y Valor Intrínseco de la Figura 3:16 y con los picos de rendimiento en la Figura 3:18.

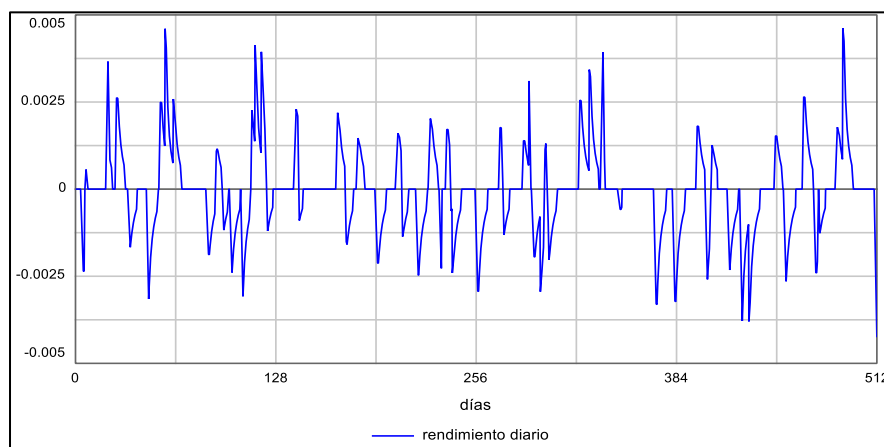
<sup>46</sup> El hecho de que haya cadenas de varios días sin operación, por lo tanto, con rendimiento igual a cero, imposibilita la estimación del exponente de Hurst en las series de tiempo que se simulan exclusivamente con operadores fundamentales.

**Figura 3:17.** Compras y Ventas. Operadores Fundamentales



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

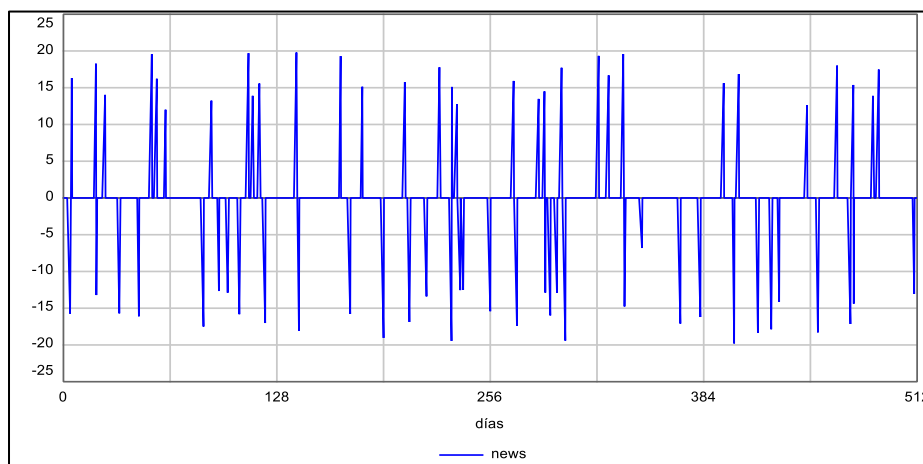
**Figura 3:18.** Rendimientos diarios resultado de la simulación



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:19 muestra el flujo de señales *bullish* y *bearish* a lo largo de la simulación; tanto la magnitud del peso de la información en el valor intrínseco (lo que se determina en el primer RANDOM del código de los convertidores *Bullish* y *Bearish*), como la frecuencia en que surgen las señales (determinado por el segundo RANDOM del código de los convertidores *Bullish* y *Bearish*) son cambiantes y aleatorias con distribución uniforme entre los valores definidos en las ecuaciones respectivas.

**Figura 3:19.** Flujo de señales *bullish* y *bearish*. Modelo de Operadores Fundamentales

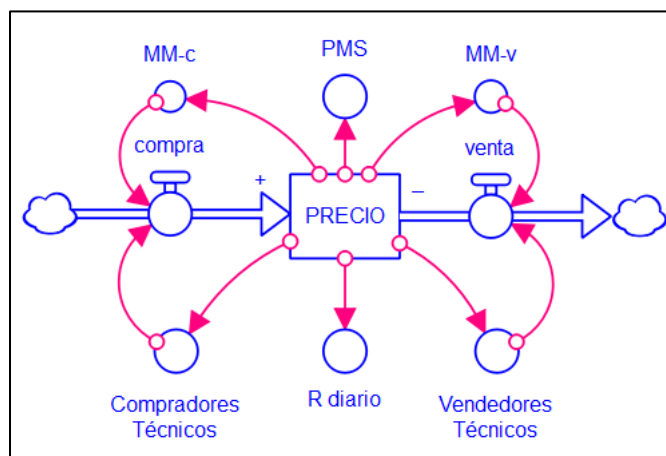


Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

### 3.3.3. Los operadores técnicos:

El modelo de Niveles y Flujos de segmento de operadores técnicos se diseñó como muestra la Figura 3:20.

**Figura 3:20.** Esquema de N&F de Operadores técnicos



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

El diseño de este submodelo hizo necesario incorporar a los *market-makers* para poder correr las simulaciones ya que, por su naturaleza, una vez iniciada una tendencia, los operadores técnicos la mantendrían indefinidamente (ver bucles de refuerzo en la Figura 3:3 de CLD-3 y en la Figura 3:4 CLD-4); además, fue

necesario hacer una modificación a la ecuación que define la operación de los *market-makers*, ya que, al generarse tendencias duraderas y amplias por la operación de los técnicos, se hicieron significativos los cambios acumulados en el precio por lo que debieron ajustarse los montos de operación<sup>47</sup>, al alza cuando el precio era mayor, y a la baja cuando el precio descendía debajo de los \$100 iniciales.

Para lograr el ajuste, el valor generado por la función senoidal se multiplica por la razón PRECIO/100 de tal forma que, si el precio aumenta, digamos a \$200, el monto de compra generado aleatoriamente se multiplica por 2 (200/100=2) y si el precio disminuye, digamos a \$50, el monto de compra aleatorio se multiplica por 0,5 (50/100=0,5). Para este fin los códigos de *MM-c* y *MM-v* quedarían de la siguiente forma:

MM-c = SINWAVE(RANDOM (4, 5)\*(PRECIO/100), RANDOM(3, 6)

MM-v = COSWAVE(RANDOM (4, 5)\*(PRECIO/100), RANDOM(3, 6).

En cuanto a la operación de los técnicos, el diseño en el modelo utiliza como referencia un promedio móvil suavizado (*PMS*) mediante un doble promedio de 10 datos codificado como SMTH3 (PRECIO, 10)<sup>48</sup>. Cuando el precio se encuentre por arriba del *PMS* el operador considerará que existe tendencia alcista, y cuando el precio esté debajo del *PMS*, será una tendencia bajista.

Para reconocer una señal de compra, además de estar en tendencia alcista, será necesario que el precio supere por más de 1% al *PMS*, y para reconocer una señal de venta, debe presentarse una tendencia bajista, y para esto será necesario que el precio caiga por más de 1% debajo del *PMS*.

---

<sup>47</sup> Los montos de operación en las simulaciones reflejan más el equivalente al número de títulos accionarios comprados o vendidos que al monto de dinero invertido

<sup>48</sup> La función SMTH3(PRECIO, 10) calcula un promedio simple de diez PRECIOS y vuelve a calcular un promedio simple de diez datos del primer promedio. Esta forma de cálculo suaviza los datos originales sin “aplanar” excesivamente la señal. Un resultado similar se obtiene calculando un promedio móvil con dilución exponencial utilizando una  $\lambda \approx 0,91$  con lo que se asigna un peso de 9% al nuevo dato y 91% al total acumulado previo.



Los montos de compra y venta de los operadores técnicos serán decididos en forma aleatoria con la función `RANDOM`, comentada previamente, y escalándolos al nivel del precio vigente, como se hizo con los *market-makers*. En la operación de los técnicos se aplican los siguientes códigos:

Compradores = `IF(PRECIO>(SMTH3(PRECIO, 10)*1.01)) THEN RANDOM(0, 2)*(PRECIO/100) ELSE 0`

Vendedores = `IF(PRECIO<SMTH3(PRECIO, 10)*0.99) THEN RANDOM(0, 2)*(PRECIO/100) ELSE 0`

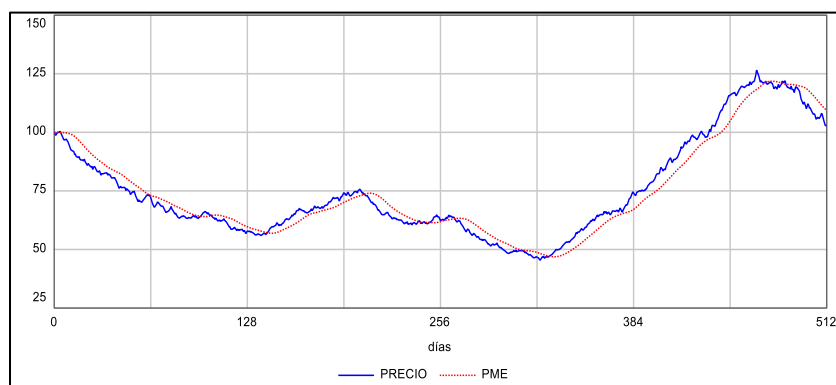
Las compras y ventas resultan de la suma de la operación de los técnicos y los *market-makers*.

En el esquema de N&F presentado en la Figura 3:20, se han incluido los convertidores *PMS* y *R\_diario*; el primero, calcula el promedio móvil suavizado como se indicó previamente; el segundo convertidor, *R\_diario* calcula el rendimiento diario aplicando el código:

`LN(PRECIO/PREVIOUS(PRECIO, 100))`

Aquí la función `LN` corresponde a logaritmo natural y `PREVIOUS(PRECIO, 100)` es el precio de un día previo al día en cuestión. El número 100 anotado es el que se usa como precio del día previo para el cálculo del primer rendimiento.

**Figura 3:21.** Precio y promedio móvil suavizado para operadores técnicos y *market-makers*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

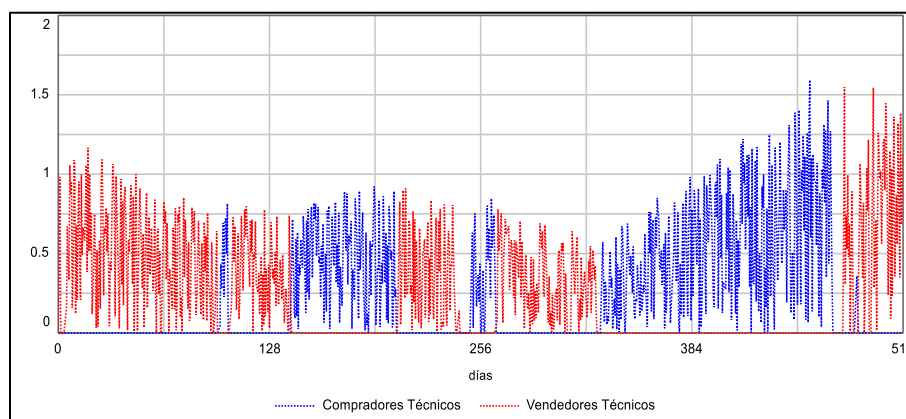
La Figura 3:21 muestra la gráfica del precio (en azul) y el promedio móvil suavizado (en rojo) de la simulación con operadores técnicos y *market-makers*. Las claras tendencias son más evidentes en la Figura 3:22 en la que se muestra el precio (en negro); en la gráfica se han simulado las fechas (para utilizar MetaStock) y se ha utilizado una escala vertical logarítmica; las líneas rectas oblicuas en color azul representan las líneas de tendencia ascendente y las líneas en color rojo muestran las tendencias descendentes.

**Figura 3:22.** Tendencias en el comportamiento del precio simulado. Operadores técnicos y *market-makers*. Escala semilogarítmica



Fuente: datos generados con software STELLA y gráfica de tendencias elaborada en el software MetaStock

**Figura 3:23.** Operaciones de compra y venta de los técnicos



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

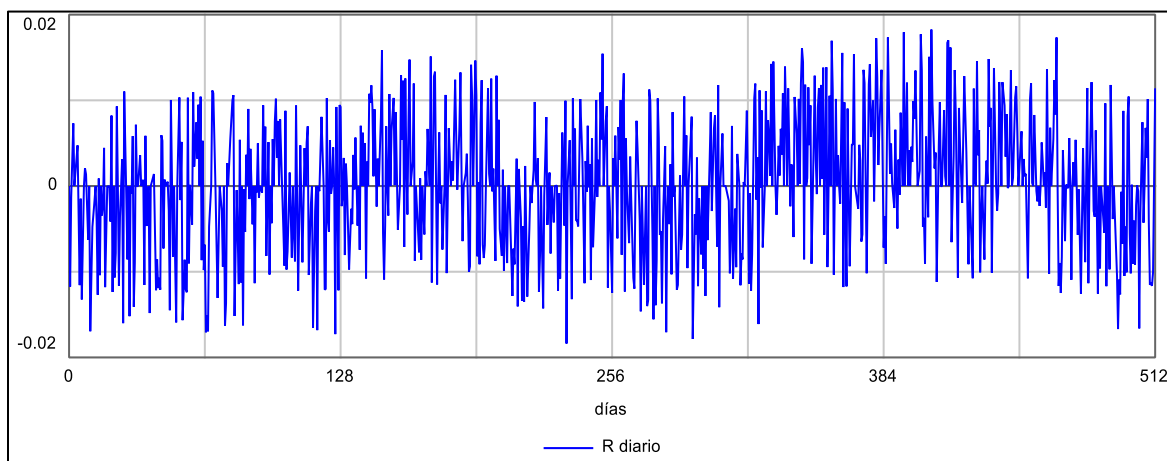
La Figura 3:23 muestra las operaciones de los técnicos. En color rojo, las ventas y en color azul, las compras. Al comparar la Figura 3:22 con la 3:23 es posible

reconocer que las tendencias descendentes de la Figura 3:22 son generadas por las ventas de los técnicos mientras que las tendencias ascendentes resultan de las compras.

En la Figura 3:23 se hace evidente el aumento progresivo en los montos de operación entre los días 320 y 470, durante la fase final de la larga tendencia alcista que de acuerdo con la Figura 3:22 se dio al final del año 2019 y durante los tres primeros meses del año 2020.

La Figura 3:24 muestra los rendimientos diarios generados durante la misma simulación de las Figuras 3:22 y 3:23. La clara predominancia de rendimientos positivos durante la tendencia alcista del 2020 de la Figura 3:22 (del día 330 en adelante y hasta el día 470 en los trazos de STELLA) contrasta con el predominio de rendimientos negativos durante las tendencias bajistas del principio y el final de la misma simulación.

**Figura 3:24.** Rendimientos diarios. Operadores técnicos y *market-makers*.



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

### 3.3.4. Los operadores contrarios:

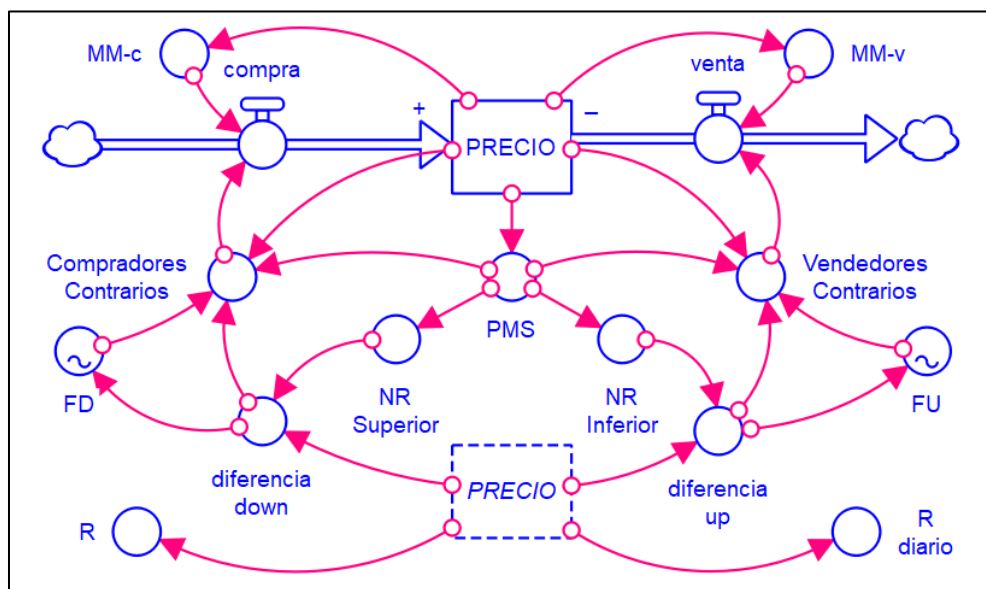
El segmento del modelo de Niveles y Flujos para los operadores contrarios se diseñó como se muestra en la Figura 3:25. El desarrollo de los procesos que siguen estos participantes es más “complejo” dada la necesidad de generar los

niveles de referencia en los que los operadores basan sus decisiones y a partir de los cuales infieren los montos de la operación.

La definición de los niveles de referencia (*NR*) parte de un promedio móvil suavizado (*PMS*) como el que se comentó con relación a los operadores técnicos, es decir  $SMTH3(PRECIO, 10)$ .

El *NR\_Superior* se define como el valor del promedio 5 días atrás + 7%. El código para esta función es  $HISTORY(PMS, TIME-5)*1.07$ . El *NR\_Inferior* se define como el valor del promedio 5 días atrás - 7%, codificado como  $HISTORY(PMS, TIME-5)*0.93$ .

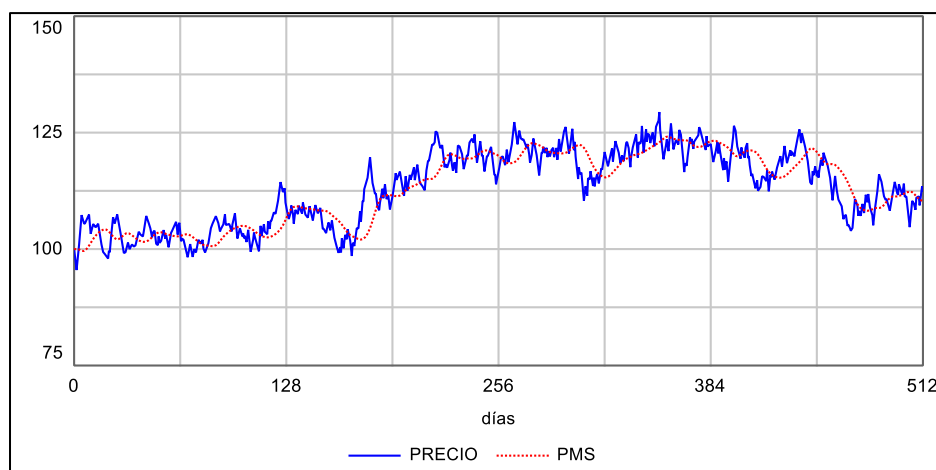
**Figura 3:25.** Esquema N&F para operadores contrarios



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

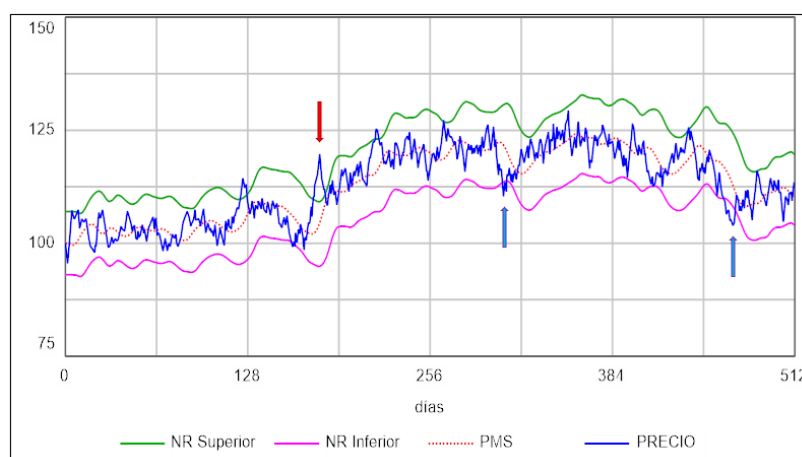
La Figura 3:26 muestra el trazo del precio (en azul) y el promedio móvil suavizado (en rojo) en una simulación con el submodelo de operadores contrarios y *market-makers*. En la Figura 3:27 se vuelven a representar el precio (en azul) y el promedio móvil (en rojo) y se agrega el nivel de referencia superior (en color verde) y el nivel de referencia inferior (en color fucsia).

**Figura 3:26.** Precio y promedio móvil. Operadores contrarios y *market-makers*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

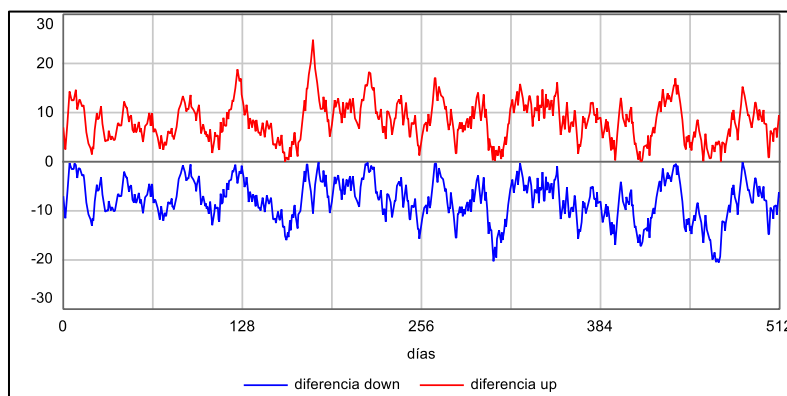
**Figura 3:27.** Precio, promedio móvil y niveles de referencia superior e inferior. Operadores contrarios y *market-makers*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

En la Figura 3:27 se han colocado tres flechas, una en color rojo en la posición correspondiente al día 178 y dos en color azul en las posiciones correspondientes a los días 308 y 467 de la simulación. Las posiciones señaladas son aquellas en las que los precios se han desplazado de manera extrema con relación a los niveles de referencia. La flecha roja señala el punto en el que el precio hizo el máximo alejamiento del nivel de referencia inferior (en fucsia) y las flechas azules señalan los puntos en los que se dio el alejamiento máximo con relación al nivel de referencia superior (en verde).

**Figura 3:28.** Simulación de operadores contrarios.  
*Diferencias down y diferencia up*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:28 muestra los trazos correspondientes a los convertidores denominados “*diferencia down*” (en azul) y “*diferencia up*” (en rojo) (ver Figura 25). La diferencia *down* señala la distancia entre el precio y el nivel de referencia superior. Su magnitud refleja qué tanto ha descendido el precio debajo del nivel de referencia superior ( $PMS_{t-5} * 1.07$ ), es decir, debajo del valor que tenía el promedio móvil suavizado 5 días atrás + 7%. La diferencia *up* señala la distancia entre el precio y el nivel de referencia inferior ( $PMS_{t-5} * 0.93$ ) e indica que tanto ha ascendido el precio sobre el valor que tenía el promedio móvil suavizado 5 días atrás - 7%. El significado de este parámetro quedará más claro al revisar las funciones gráficas FU y FD más adelante en este mismo segmento.

En el trazo superior de la Figura 3:28 puede identificarse el pico máximo (>20) correspondiente con la flecha roja de la Figura 3:27 y en el trazo inferior hay dos picos descendentes más pronunciados ( $\approx -20$ ) que corresponden con las flechas azules de la misma Figura 3:27.

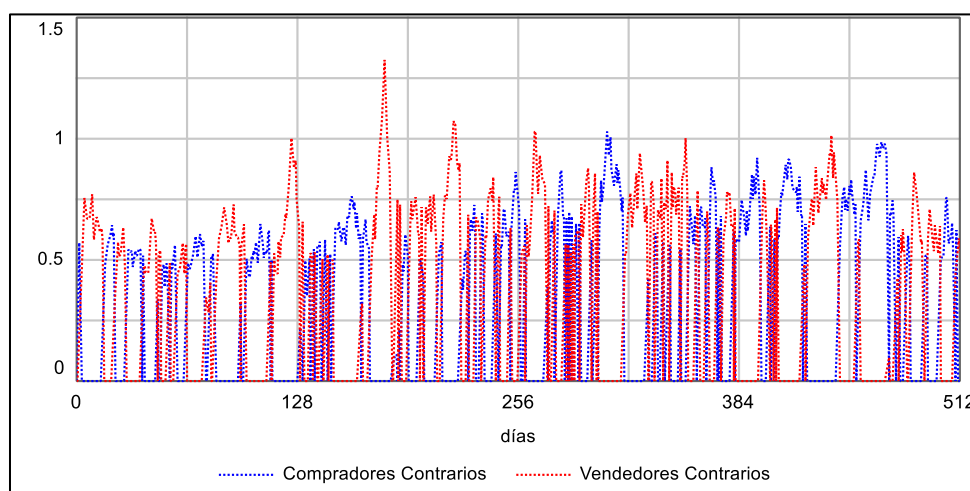
Para la estimación de las diferencias se utilizaron los siguientes códigos:

Diferencia *down* = -ABS(PRECIO-NR\_Superior)

Diferencia  $up = ABS(NR\_Inferior-PRECIO)$ <sup>49</sup>

La Figura 3:29 representa las compras (en azul) y las ventas (en rojo) de los operadores contrarios. La gráfica muestra el nivel máximo de ventas (1,33 unidades) en el día #178 que corresponde con el punto de máxima diferencia  $up$  de la Figura 3:28 y con la flecha roja de la Figura 3:27. De la misma manera, los puntos más elevados de compra corresponden a los días #308 (1,03 unidades) y 467 (0,968 unidades) que corresponden con los puntos de máxima diferencia  $down$  de la Figura 3:28 y con las flechas azules de la Figura 3:27.

**Figura 3:29.** Simulación de compras y ventas de los operadores contrarios



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Los montos de compra y venta de los operadores contrarios son decididos con los siguientes códigos, en donde FD corresponde a la función  $down$  y FU corresponde a la función  $up$ :

```
Compradores = IF(PRECIO<PMS) AND(diferencia_down<-3) THEN
(FD*(PRECIO/100)) ELSE 0
```

```
Vendedores = IF(PRECIO>PMS) AND(diferencia_up>3) THEN
(FU*(PRECIO/100)) ELSE 0
```

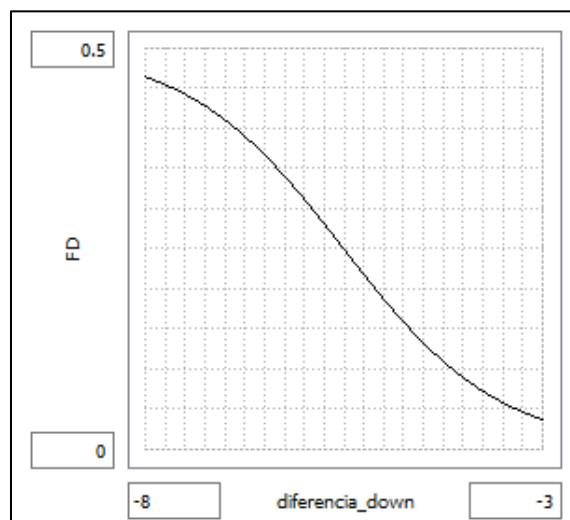
<sup>49</sup> Se decidió aplicar los valores absolutos para evitar que los trazos cruzaran el cero lo cual, si bien no tendría significado operativo, generaría una señal confusa.

Como en el caso del cálculo de los montos que operan los operadores técnicos, aquí también se ajusta dicho valor de acuerdo con el nivel en el que se encuentra el precio al momento de la operación utilizando la fórmula  $\text{PRECIO}/100$ . Por otro lado, como en el caso de los operadores fundamentales, se utiliza una función gráfica que regula el monto de las operaciones dependiendo de la magnitud de la diferencia entre el precio y el nivel de referencia correspondiente. Para ello se diseñaron las dos funciones gráficas que se muestran en las Figuras 3:30 y 3:31.

La Función Down (FD) indica que para niveles progresivamente más negativos (mayor diferencia entre el precio y el nivel de referencia superior) el monto de la operación de compra asciende desde 0 hasta cerca de 0.5 una vez que la diferencia es mayor a  $-3$ . La Función Up (FU) tiene el mismo efecto para determinar los montos de venta con relación a la distancia entre el precio y el nivel de referencia inferior a partir de una diferencia mayor a  $+3$ .

**Figura 3:30.** Función *down* (FD).

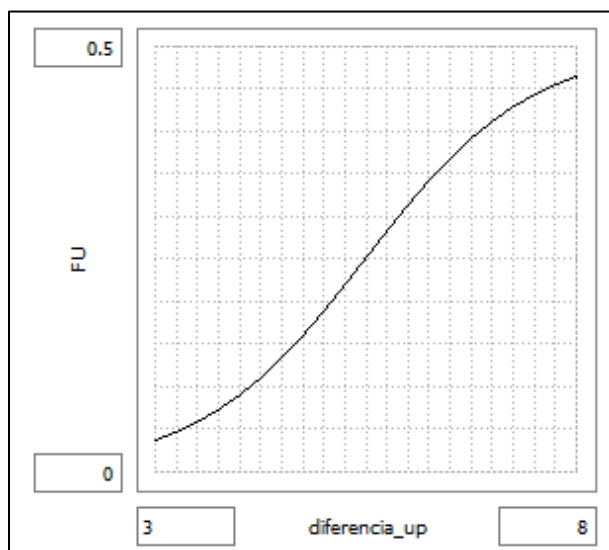
Regula el monto de las operaciones de compra de los contrarios



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA



**Figura 3:31.** Función *up* (FU).  
Regula el monto de las operaciones de venta de los contrarios



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Las ecuaciones que definen las funciones gráficas anteriores se muestran a continuación. En ambos casos la variable independiente  $x$  (abscisas) es la diferencia entre el precio y el nivel de referencia correspondiente y la variable dependiente  $y$  (ordenadas) es el factor que multiplicado por la razón PRECIO/100 define el monto que será operado, siempre y cuando se cumplan las dos condiciones de compradores y vendedores mencionadas, es decir, que el precio esté por debajo (o por arriba) del promedio móvil suavizado y que la diferencia entre el precio y el nivel de referencia sea  $<-3$  (o  $>+3$ ).

$$\text{FD: } y = 0.00594x^3 + 0.09795x^2 + 0.41736x + 0.57010 \quad [20]$$

$$\text{FU: } y = -0.00594x^3 + 0.09795x^2 - 0.41736x + 0.57010 \quad [21]$$

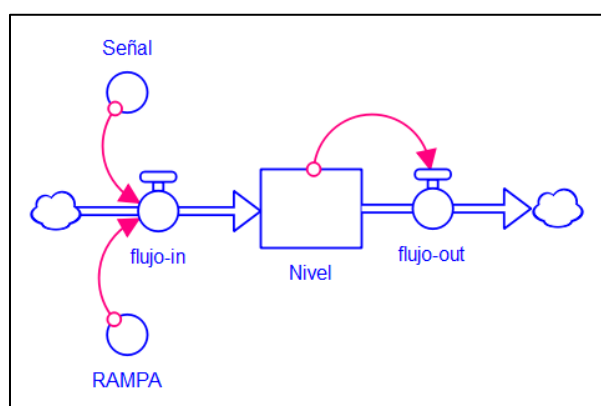
### 3.3.5. Diseño de la Rampa:

Antes de abordar la descripción del modelo final integrado, es necesario comentar la función **RAMP** que se utiliza para la ponderación relativa que tienen los operadores técnicos, fundamentales y contrarios modificar durante las

simulaciones ya que, proponemos, la riqueza extraordinaria observada en las series bursátiles empíricas surge de la heterogeneidad del comportamiento de los participantes en la operación y en particular, de la relevancia que tiene cada grupo o tipo de operadores en un momento dado, concepto relacionado con la dominancia de los bucles de balance o de refuerzo comentados en el segmento de diagramas de bucles causales, específicamente en CLD-6.

Como su nombre lo sugiere, la función **RAMP**<sup>50</sup> corresponde a una rampa que determina un cambio sostenido y uniforme de alguna de las variables del modelo durante cierto tiempo. La rampa puede tener valor positivo o negativo. Las Figuras 3:32 y 3:33 muestran el diseño y efecto de la rampa.

**Figura 3:32.** Esquema N&F del diseño de la Rampa



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

El código se aplica en la válvula “*Flujo-in*” (Figura 3:32) de la siguiente forma:

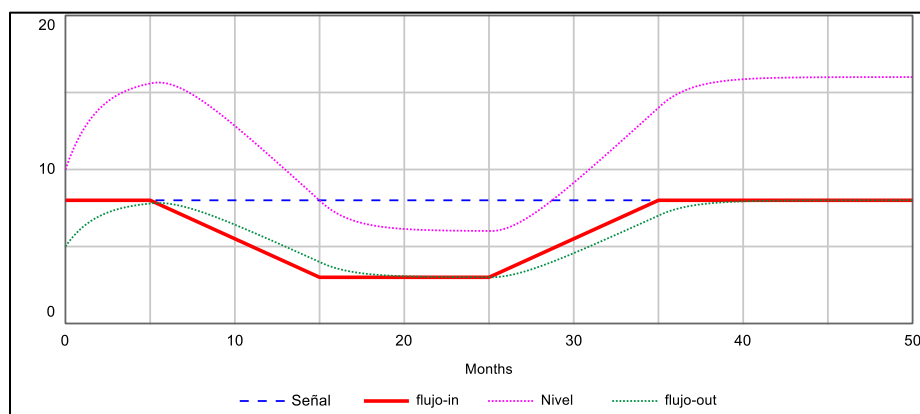
Flujo-in:  $\text{Señal} + \text{RAMP}(\text{RAMPA}, 5, 15) - \text{RAMP}(\text{RAMPA}, 25, 35)$

El efecto buscado se muestra en el trazo de color rojo de la Figura 33. El efecto negativo de la rampa, cuyo valor se determina en el convertidor denominado *RAMPA* (Figura 3:32) se aplica del tiempo 5 al tiempo 15 (durante 10 períodos);

<sup>50</sup> La función **RAMP** debe definirse mediante tres parámetros: el primero es el valor del cambio que se aplicará a la variable correspondiente, el segundo es el tiempo de la simulación en que se inicia la aplicación del efecto de rampa y el tercer término es el tiempo en que termina la aplicación del efecto.

después se aplica un efecto positivo de igual magnitud del tiempo 25 al tiempo 35 (otros 10 períodos) con lo que se neutraliza el efecto de la primera rampa. De esta forma, entre el tiempo 15 y el tiempo 25 el valor de la variable afectada (asignado en el convertidor llamado “*Señal*” (Figura 3:32) se mantiene constante y a un nivel inferior al valor inicial el cual se reanuda a partir del tiempo 35 y hasta el final de la simulación.

**Figura 3:33.** Resultado simulación de la Rampa



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

### 3.3.6. Modelo de integración de agentes: operadores fundamentales, técnicos, contrarios y market-makers:

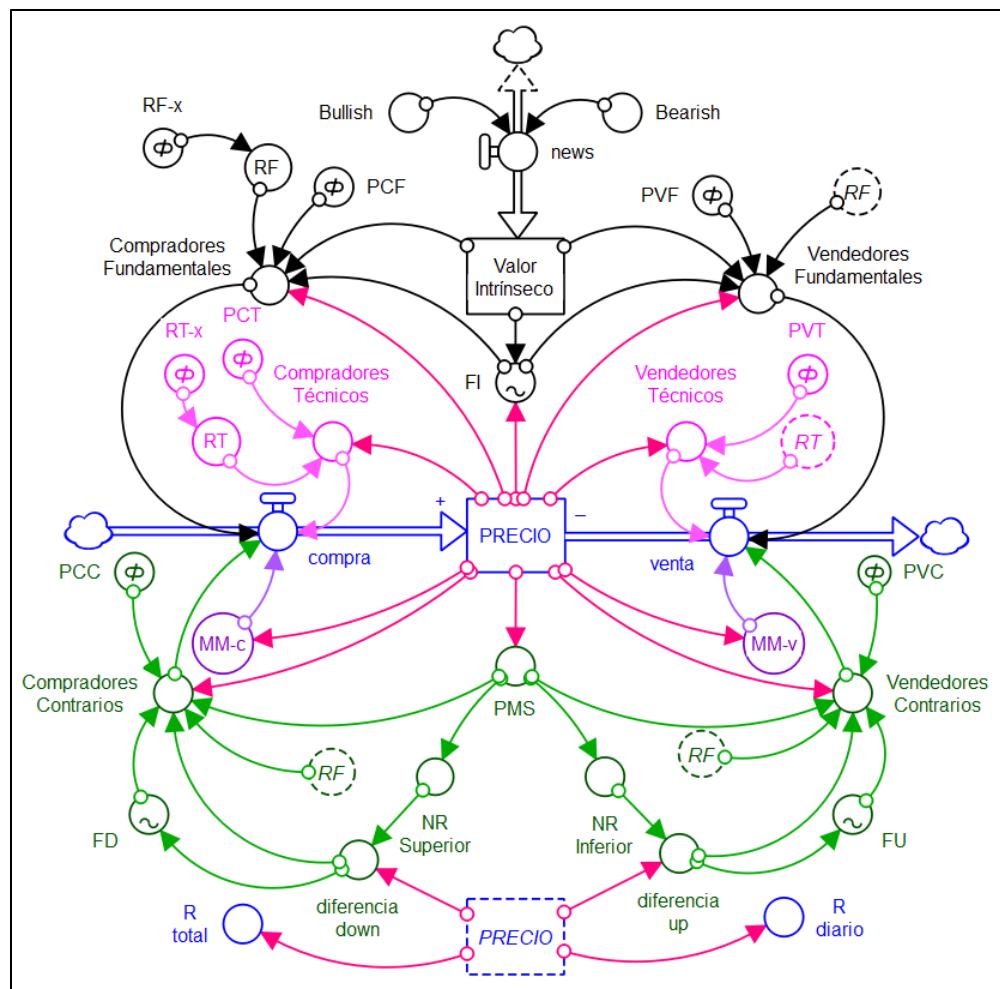
Por último, se integraron los cuatro tipos de operadores en un solo “mercado”. En la Figura 3:34 se muestra el esquema de niveles y flujos del modelo completo.

En color negro se destaca el componente fundamental, en color fucsia los operadores técnicos, en verde los operadores contrarios y en color lila los *market-makers*; en azul están los flujos de compra y venta general, el precio, el rendimiento total de la simulación y el rendimiento diario<sup>51</sup>.

<sup>51</sup> Los componentes con contornos en línea quebrada (excepto la punta de flecha en el extremo superior del esquema) son llamados “fantasmas” y son copias de otros elementos que se han creado para no atravesar con flechas el esquema para evitar hacerlo confuso. Tal es el caso de RF, RT y PRECIO. La punta de flecha en línea quebrada representa un biflujo.

Además de las señales de rampa ( $RF-x$ ,  $RT-x$ ,  $RF$  y  $RT$ ), entendiendo que  $RF$  corresponde a la rampa para los operadores fundamentales y contrarios y  $RT$  la rampa para los operadores técnicos. En el esquema general se han agregado los componentes de ponderación ( $PCF$ ,  $PVF$ ,  $PCT$ ,  $PVT$ ,  $PCC$  y  $PVC$ ), que no fueron incorporados en los subsistemas parciales.

**Figura 3:34.** Esquema N&F Modelo propuesto de Mercado



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Los componentes  $RF-x$  y  $RT-x$  equivalen a la RAMPA de la Figura 32, es decir, corresponden al valor ( $x$ ) que se ha de agregar o sustraer a la variable afectada por la rampa durante la vigencia de la función RAMP.  $RT$  y  $RF$  son dos convertidores que modifican la dimensión de  $RF-x$  y  $RT-x$ , y en el caso de  $RF$ , cambian el signo de la variable. Los componentes  $PCF$ ,  $PVF$ ,  $PCT$ ,  $PVT$ ,  $PCC$  y

*PVC* corresponden a los ponderadores de compra fundamental, venta fundamental, compra técnica, venta técnica y compra y venta contraria respectivamente. El resto de los componentes son iguales a los que ya se han discutido en la descripción de los subsistemas.

La Figura 3:35 es una imagen de la interfase de control de las simulaciones, una especie de *dashboard* o tablero de control. A la izquierda se encuentran ocho deslizadores: seis de ellos, diseñados para modificar las ponderaciones de los grupos de operadores fundamentales (*PCF* y *PVF*), técnicos (*PCT* y *PVT*) y contrarios (*PCC* y *PVC*), y los dos inferiores para cambiar la pendiente de las rampas. Con ellos pueden modificarse los valores de las constantes a que hacen referencia.

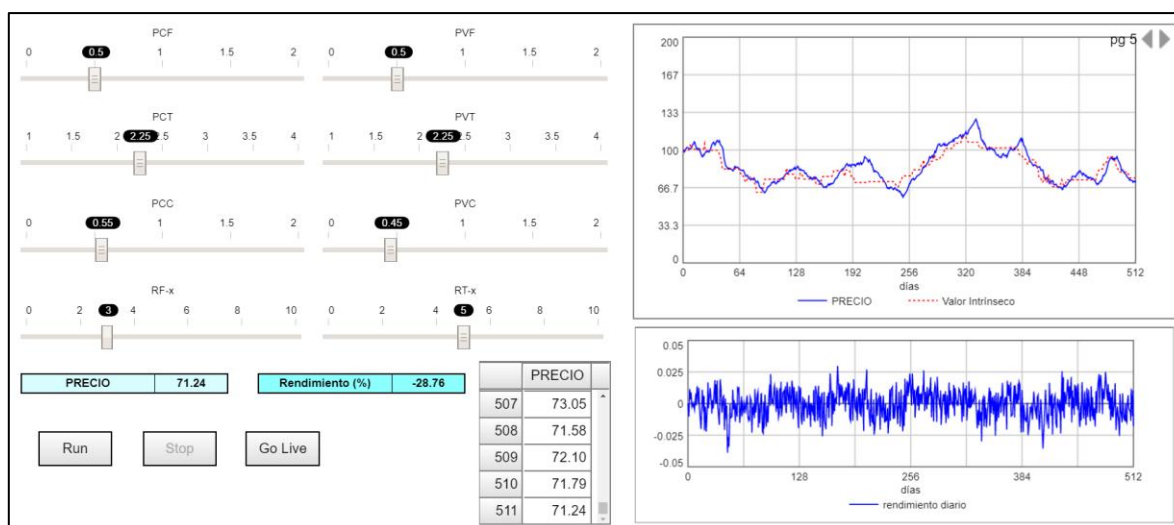
Hay dos pantallas numéricas en tonos de azul: el de la izquierda muestra el precio y el otro el rendimiento acumulado en la simulación. Los botones “*RUN*”, “*STOP*” y “*GO LIVE*” tienen como propósito iniciar la simulación, detenerla y permitir modificar las variables y observar el efecto sin tener que correr toda la simulación, respectivamente; además, hay dos pantallas con gráficas en las que se observa el efecto conforme corren las simulaciones<sup>52</sup>, y una tabla en la que se registran los valores que adoptan a lo largo de las simulaciones las variables seleccionadas para su estudio posterior, como se verá en la sección de resultados.

La implementación de los ponderadores y de las rampas se hizo en los códigos de compradores y vendedores como se muestra en el Anexo 2 -*Código del Modelo*-.

---

<sup>52</sup> La gráfica superior contiene un conjunto de gráficas de distintas variables que pueden exponerse presionando las flechas del ángulo superior derecho para avanzar o retroceder la muestra.

**Figura 3:35.** Interfase de control de las simulaciones



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Tabla 3:2 indica el comportamiento de las variables afectadas por la rampa; la simulación inicia con las condiciones elegidas en los deslizadores correspondientes. Entre el tiempo 100 y 200 para los operadores fundamentales y contrarios, y entre el tiempo 125 y 225 para los técnicos, se aplica la rampa que llamaremos “de entrada” (los *market-makers* no son afectados por la rampa). Esta rampa disminuye, a velocidad constante, la ponderación de los operadores fundamentales y contrarios durante los 100 tiempos comprendidos entre el inicio y el final. Igualmente, la rampa aumenta la ponderación de los técnicos durante los 100 tiempos respectivos. Se ha aplicado un desfase de 25 tiempos entre el inicio y final de los dos grupos de agentes para generar dos zonas de transición.

Entre el tiempo 225 y 300 las ponderaciones de los tres grupos de participantes permanecen modificadas y estables dando mayor peso a los técnicos y menor a los fundamentales y contrarios. A partir del tiempo 300 y hasta el 400 para los fundamentales y contrarios, y del tiempo 325 al 425 para los técnicos, se activa la “rampa de salida” la cual aplica el valor inverso a las rampas de entrada, por lo tanto, la ponderación de fundamentales y contrarios aumenta y la de los técnicos disminuye, durante 100 tiempos de tal forma que, al final de los 100 períodos las condiciones han regresado a los valores originales.

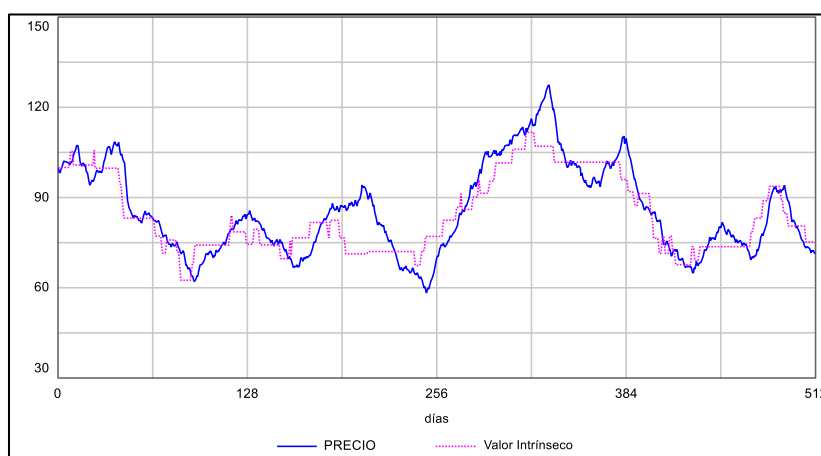
**Tabla 3:2.** Condiciones de la rampa para modificar variables

		Entrada a la rampa		Condiciones sostenidas	Salida de la rampa		
		Inicio	Final		Inicio	Final	
Fundamentales y Contrarios	Condiciones originales (0-100)	100	200	200 a 300	300	400	Regreso a condiciones originales (425-512)
Técnicos		125	225	225 a 325	325	425	
		Transición		Parámetros modificados	Transición		
		100 a 225		225 a 300	300 a 425		

\*simulaciones de 512 periodos

Fuente: elaboración propia

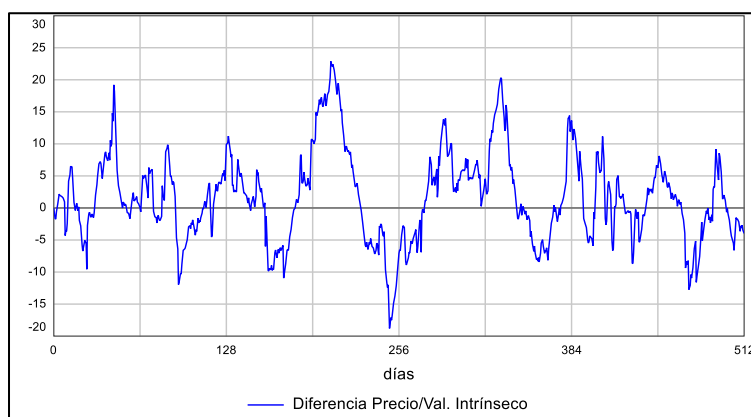
La Figura 3:36 representa el precio (en azul) y el valor intrínseco (en fucsia) de una simulación corrida con los parámetros que se muestran en la interfase de control de la Figura 35. El precio tiende a adoptar “tendencias” alcistas o bajistas de distinta magnitud y duración. Por ejemplo, la tendencia alcista más larga que va del día 249 al día 332 (83 días) representa un incremento del precio de \$58,3 a \$127,0 (117,84%). Tras alcanzar el valor máximo hay un descenso en tres fases que toca el punto más bajo el día 429 (descenso de 97 días) tras perder  $-48,82\%$  de valor. En este trazo pueden observarse algunos pequeños segmentos en los que hay movimiento lateral o de *trading*, pero en su mayoría se observan tendencias de distintos tamaños.

**Figura 3:36.** Comportamiento del precio y del valor intrínseco con los parámetros de simulación del tablero de control

Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Nótese que, en general, el precio se ajusta bastante bien al valor intrínseco, sin embargo, hay varios puntos en los que la fuerza de las “tendencias” que se desarrollan separan el precio en forma marcada. La Figura 3:37 muestra la representación gráfica de la distancia que separa al precio del valor intrínseco en cada momento. El punto más alejado hacia arriba ocurrió en la fecha 205,5 (el ajuste se hace cada  $\frac{1}{4}$  de período, es decir  $\delta t = \frac{1}{4}$  de  $t$ , en este caso, 205 períodos completos más medio período) alcanzando un valor de 22,9 (es decir, el precio se alejó 22,9 unidades sobre el valor intrínseco). Por su parte, el punto de máximo alejamiento del precio debajo del valor intrínseco ocurrió el día 249 con un valor de  $-18,8$  (el precio cayó 18,8 unidades debajo del valor intrínseco en la fecha o período número 249).

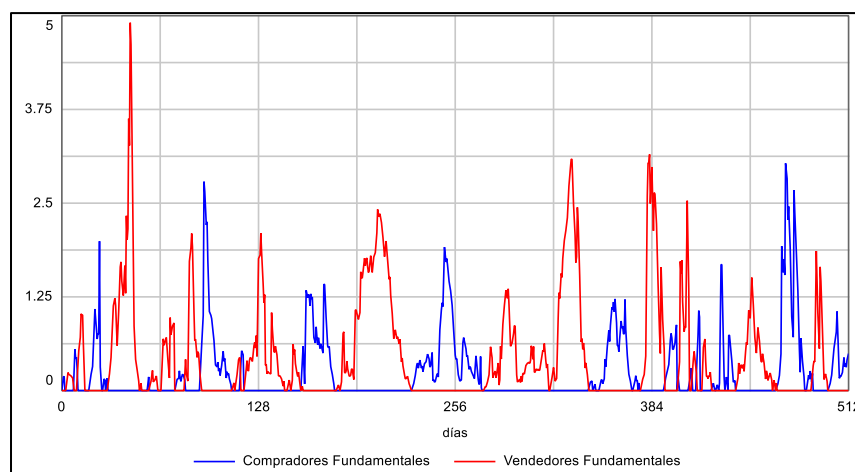
**Figura 3:37.** Distancia de separación del precio con el valor intrínseco



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

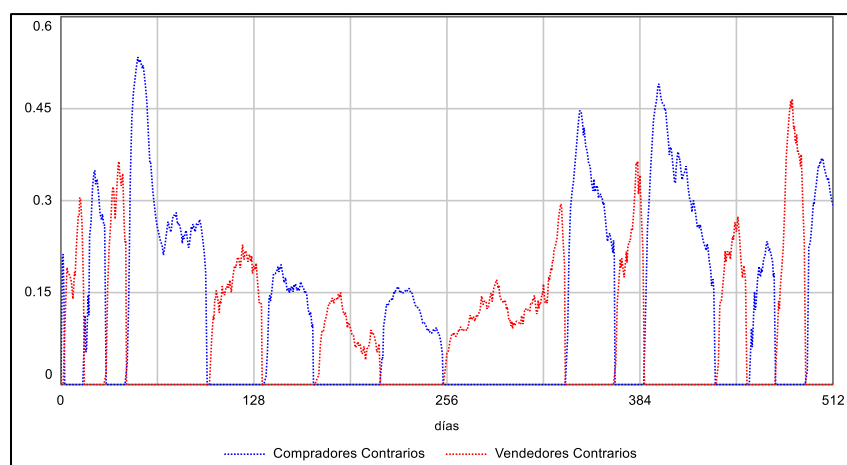
Las Figuras 3:38, 3:39 y 3:40 representan las compras (en azul) y ventas (en rojo) en una misma simulación, de los operadores fundamentales, contrarios y técnicos, respectivamente. El máximo pico alcanzado por los vendedores fundamentales fue de 4.91 en el día 44.5. En general, este grupo hizo picos alrededor de las 2.5 unidades, si bien es posible detectar discreta disminución de magnitud en el segmento central que corresponde a los cambios producidos por la rampa.



**Figura 3:38.** Simulación compras y ventas de operadores fundamentales

Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Los montos de compra y venta manejados por los operadores contrarios (Figura 3:39) son mucho más pequeños que los montos de los de los fundamentales, y aquí es muy clara la disminución de volumen de operación entre el tiempo 128 y 320 lo que, nuevamente, podemos atribuir al efecto de la rampa. Cabe destacar que hay cierta correspondencia entre los picos de compra y venta de los fundamentales y los contrarios.

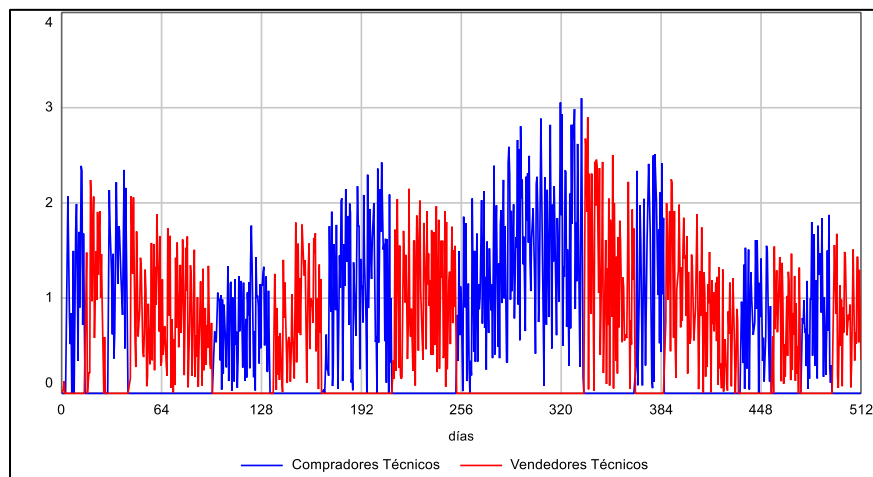
**Figura 3:39.** Simulación compras y ventas de operadores contrarios

Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

La Figura 3:40 muestra la operación de los técnicos. El efecto de la rampa es aquí opuesto al de los fundamentales y contrarios, y la coincidencia entre los períodos

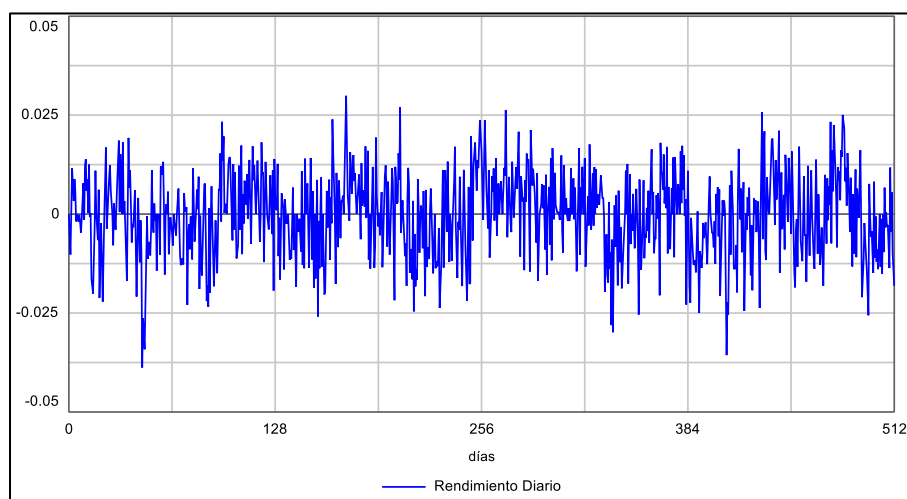
de compra y venta con los operadores contrarios es prácticamente perfecta pero invertida; cuando los técnicos compran, los contrarios venden y viceversa.

**Figura 3:40.** Simulación compras y ventas de operadores técnicos



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

**Figura 3:41.** Simulación de rendimiento diarios resultado de la interacción de todos los operadores



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Por último, en la Figura 3:41 se muestra la gráfica de rendimientos diarios. Cabe destacar el pico negativo más intenso de -3.88% en el día 45.5 generado por la coincidencia de venta de los fundamentales y los técnicos. A pesar de la muy discreta compra de los contrarios, el descenso de ese día fue suficientemente

amplio para dar comienzo a una tendencia descendente que persistió hasta el día 92.

Es importante hacer notar en este punto que las condiciones de la simulación no buscan tener un valor predictivo con relación al mercado de capitales; sin embargo, el modelo que aquí se presenta es un instrumento que podrá utilizarse para formular preguntas específicas cuyas respuestas podrán dar luz a la creación de conceptos e hipótesis novedosas y creativas y, por qué no, una teoría que explique los mercados, y en particular las fluctuaciones de precios, como el extraordinario fenómeno social que son.

#### **4. Resultados del Modelo**

La pregunta más importante que se puede formular al tener un modelo de dinámica de sistemas no es si es un modelo correcto, verídico, validado o verificado, conceptos todos ellos relacionados con la precisión con que imita la realidad, sino si es útil para comprender mejor el sistema real, para enseñar, para tomar decisiones, para investigar sobre propiedades del sistema bajo ciertas condiciones, o simplemente, para pensar mejor la complejidad.

Por su esencia, un modelo nunca es correcto y nunca lo será ya que no pretende ser eso. Es solo una simplificación, quizás exagerada de la realidad, elaborada para observar algunas propiedades del sistema imitado que son consideradas relevantes, propiedades que se propone, son generadas por la combinación de los componentes elegidos —agentes, interacciones, mecanismos, procesos, parámetros, tiempos de interacción, condiciones de inicio y factores del contexto— a los que se atribuye un papel relevante en la génesis del fenómeno real.

Una vez construido un modelo que sea funcional (que “camine” y haga lo que se supone que debe hacer) deberá probarse para ajustar los parámetros y elegir las condiciones más apropiadas para su aplicación a la toma de decisiones, a la

enseñanza o a la promoción de la investigación, según sea el propósito para el cual ha sido creado. Esto es un trabajo laborioso y crítico que debe completarse antes de dar por terminada la tarea de diseño y construcción del modelo. Desde luego, se espera que el modelo replique las características más relevantes del fenómeno empírico modelado, pero deberán discutirse también los supuestos que subyacen al modelo, la sensibilidad a los cambios en los parámetros, los límites que se han impuesto y la estructura general de los bucles de retroalimentación que se han incorporado (Morecroft, 2015).

Además, todo modelo tiene condiciones que limitan su aplicabilidad y estas serán expuestas con detalle, comenzando por destacar que este modelo propuesto, como cualquier otro, puede complementarse, modificarse, extenderse y mejorarse de muchas maneras dependiendo de los propósitos a los que se dedique su aplicación y el tipo de preguntas que se planteen al utilizarlo como instrumento de apoyo para pensar la complejidad (Sterman, 2000).

Como se mencionó en el apartado titulado Modelo de Niveles y Flujos, el modelo se construyó por partes y al tener desarrollados todos los subsistemas se unieron en un solo “mercado”.

Inicialmente se creó el segmento de los *market-makers* con capacidad de generar “órdenes” de compra y venta con valores y frecuencias aleatorias (*MM*). Posteriormente, se generaron los operadores fundamentales, agregando al modelo la capacidad de emitir señales aleatorias en valor y frecuencia, mediante las cuales se determinaría el valor intrínseco de los activos que los operadores fundamentales utilizarían para tomar sus decisiones de compra y venta (*Fund+VI*).

En tercer lugar, al segmento anterior (*Fund+VI*) se agregaron los *market-makers* (*Fund+VI+MM*); posteriormente se construyó el modelo de operadores técnicos con *market-makers* (*Tec+MM*) quienes tendrían acceso al valor de un promedio móvil de los precios históricos que utilizarían para decidir sus operaciones.

Después se crearon los operadores contrarios quienes basarían sus decisiones comparando el precio actual con un valor histórico reciente relacionado con otra media móvil. A este grupo también se unirían los *market-makers* (*Contr+MM*) para dar liquidez al mercado.

Por último, se integraron los cuatro participantes en un sistema común (*TODOS-0*) asignando una ponderación básica a cada uno. Dicha ponderación inicialmente permanecería constante a lo largo de toda la simulación, pero después se podría modificar en el curso de cada simulación cuando y como se considere oportuno.

La Tabla 3:3 muestra los promedios de las características del comportamiento de 15 simulaciones de cada uno de los segmentos mencionados<sup>53</sup>: el rendimiento diario máximo, promedio y mínimo (R max, R promedio y R min), la desviación estándar de los rendimientos (Desvest de R) y la curtosis de los rendimientos (Curtosis de R); además, se anota el volumen máximo de compra en un día (Compra max) el volumen medio de compra diaria (Compra media) y los volúmenes máximo y medio de venta (Venta max y Venta media). Para Fund+VI<sup>54</sup>, Fund+VI+MM y TODOS se agrega la máxima diferencia entre el precio y el valor intrínseco hacia arriba (Dif P-VI up) y hacia abajo (Dif P-VI down) y para los otros dos grupos (Tec+MM y Contr+MM) se calcula la máxima diferencia entre el precio y el promedio móvil suavizado (PMS), hacia arriba y hacia abajo, ya que en estos dos subsistemas no tiene sentido el concepto de valor intrínseco, pero sí el de un valor de referencia como el promedio móvil<sup>55</sup>.

---

<sup>53</sup> Los resultados de cada una de las 15 simulaciones se pueden encontrar en el Anexo 1.

<sup>54</sup> El grupo Fund+VI no incluye el exponente de Hurst dado que las cadenas de períodos sin cambio en el valor intrínseco y el precio, por lo tanto, con rendimiento de cero, hacen impracticable la estimación del  $H_e$  mediante el análisis R/S.

<sup>55</sup> El grupo MM no incluye diferencia con valores de referencia ya que este grupo no los utiliza.

**Tabla 3:3.** Características del comportamiento de simulaciones

	MM	Fund+VI	Fund+VI+MM	Tec+MM	Contr+MM	TODOS-0
	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio
R max	3,68%	2,86%	4,56%	3,84%	2,70%	5,51%
R promedio	-0,02%	-0,02%	0,00%	-0,02%	0,01%	0,00%
R min	-3,52%	-3,55%	-4,75%	-3,69%	-2,59%	-6,24%
Desvest de R	1,20%	0,61%	0,93%	1,34%	0,93%	1,50%
Curtosis de R	0,05	8,49	5,20	-0,19	-0,12	1,65
Compra max	3,81	2,76	4,33	5,05	2,90	6,44
Compra media	1,27	0,17	0,69	1,12	0,75	1,23
Venta max	3,79	3,30	4,69	4,74	2,99	7,22
Venta media	1,28	0,18	0,68	1,12	0,75	1,22
Dif P-VI up		9,33%	11,99%	11,32%	4,97%	12,25%
Dif P-VI down		-8,56%	-13,27%	-13,36%	-5,46%	-12,23%
He general	0,5642		0,7013	0,7454	0,3937	0,5725

Dif P-VI up\* Para Tec+MM y Cont+MM se midió Dif PMS-VI up

Dif P-VI down\*\* Para Tec+MM y Cont+MM se midió Dif PMS-VI down

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

Las características que destacan en la Tabla 3:3 son las siguientes:

- El modelo que solo tiene operadores fundamentales (*Fund+VI*) es el que tuvo promedio menor de operaciones de compra y de venta.
- Los segmentos con participantes fundamentales (*Fund+VI*, *Fund+VI+MM* y *TODOS-0*) muestran leptocurticidad en el promedio de la distribución de los rendimientos (curtosis = 8,49, 5,20 y 1,65 respectivamente) mientras que modelos que no tienen participantes fundamentales tienen rendimientos con promedios de distribución mesocúrtica.
- El grupo con mayor volatilidad promedio en los rendimientos ( $\sigma=1,50\%$ ) es el que incluye a todas las clases de participantes.
- La diferencia máxima promedio entre el precio y el valor de referencia de los contrarios es la más baja ( $up=4,97\%$  y  $down=-5,46\%$ ) y es el único grupo que presenta anti-persistencia promedio como se muestra en el *He* general ( $He = 0,3937$ ).
- Los dos grupos de *Fund+VI+MM* y *Tec+MM* muestran clara persistencia en el exponente de Hurst (*He* general = 0,7013 y 0,7454 respectivamente).
- El promedio del *He* general en las pruebas de *market-makers* (*MM*) y en el modelo integrado (*TODOS-0*) es discretamente persistente (*He* general = 0,5642

y 0,5725), no obstante, en las simulaciones individuales se obtuvieron valores máximos del *He* general de 0,6511 y 0,6678 y valores mínimos de 0,4105 y 0,4922 respectivamente (ver **Anexo 1**).

Todas las pruebas hasta ahora referidas (15 de cada subsistema, 60 en total) se hicieron con los parámetros fijos a lo largo de todas las simulaciones. Los únicos datos de entrada o inputs variables durante las simulaciones anteriores fueron las órdenes de compra y venta de los *market-makers* y la información que determina la estimación del valor intrínseco. Después se agregó el cambio en la ponderación del efecto de los distintos grupos en el total de órdenes de compra y venta generadas, como se comentará a continuación.

La Tabla 3:4 muestra los promedios de las características del comportamiento de 15 simulaciones del modelo en el que se han integrado los cuatro participantes del sistema (**TODOS-0**) asignando distintos esquemas de ponderación tanto en su valor inicial como sometidos al efecto de rampas (ver apartado *Diseño de la Rampa*) con distintas pendientes.

La Tabla 3:5 muestra las condiciones de cada una de las series de pruebas, 0, A, B, C, D y E, así como el número de simulaciones de las que se muestran los promedios (columna N). Estas series de pruebas se realizaron para afinar los parámetros de las variables, sobre todo la ponderación base, hasta lograr el efecto deseado, es decir, la generación de fluctuaciones de precios con propiedades similares a las de series de tiempo bursátiles en cuanto a sus características estilizadas. Esta Tabla 3:4 también muestra los parámetros usados en otras 4 series de pruebas y las Tablas 3:5, 3:6, 3:7 y 3:8 muestran los valores obtenidos en cada una de esas pruebas.

**Tabla 3:4.** Características del comportamiento de 15 simulaciones del modelo en el que se han integrado los cuatro participantes

TODOS	0	A	B	C	D	E
	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio
R max	5,51%	4,98%	5,33%	4,70%	6,61%	4,76%
R promedio	0,00%	0,01%	-0,01%	-0,02%	-0,01%	0,00%
R min	-6,24%	-4,73%	-4,73%	-4,76%	-5,83%	-4,26%
Desvest de R	1,50%	1,57%	1,53%	1,44%	1,60%	1,36%
Curtosis de R	1,65	0,10	0,49	0,32	2,11	0,29
Compra max	6,44	5,90	5,53	5,40	6,30	4,93
Compra media	1,23	1,48	1,34	1,32	1,32	1,23
Venta max	7,22	6,17	6,40	5,34	6,60	5,12
Venta media	1,22	1,46	1,35	1,33	1,32	1,23
Dif P-VI up	12,25%	21,73%	26,92%	16,28%	13,59%	15,48%
Dif P-VI down	-12,23%	-25,36%	ERROR	-25,82%	-17,37%	-15,54%
He general	0,5725	0,6514	0,7646	0,6468	0,5916	0,6084
Mean He local	0,60	0,83	0,77	0,74	0,63	0,65
Max He local	0,75	0,99	0,97	0,90	0,80	0,80
Min He local	0,44	0,67	0,48	0,56	0,46	0,48
Desvest He local	0,07	0,07	0,11	0,08	0,08	0,07
Condiciones de la Simulación	PF = 1.0	PF = 0.45	PF = 0.4	PF = 0.5	PF = 1	PF = 0.5
	PT = 1.0	PT = 2.5	PT = 2.25	PCT=2, VT=2	PT = 1.5	PT = 1.5
	PC = 1.0	PC = 0.5	PC = 1.25	PCC = 1.25	PC = 1.5	PC = 1.5
	RF = 0	RF=3, RT=5	RF=4, RT=6	RF=4, RT=4	RF=4, RT=4	RF=3, RT=3

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

En la Tabla 3:4 se destaca que la serie “0” el promedio de la curtosis de los rendimientos es de 1,65 (leptocúrtico) y el exponente de Hurst local mínimo fue de 0,44 (anti-persistente). Algo similar se observa en el grupo “D” de simulaciones con curtosis de 2,11 y *He* local mínimo de 0.46. En ambos grupos 0 y D, el *He* general es discretamente persistente (0,5725 y 0,5916). Por otro lado, el *He* general y el promedio del *He* local de las series A, B y C son claramente persistentes con *He* local máximo destacadamente persistente (A=0,99, B=0,97 y C=0,90).

**Tabla 3:5.** condiciones de cada una de las series de pruebas

	PCF	PVF	PCT	PVT	PCC	PVC	RF	RT	N
<b>0</b>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0	0	15
<b>A</b>	0,45	0,45	2,50	2,50	0,50	0,50	3	5	15
<b>B</b>	0,40	0,40	2,25	2,25	1,25	1,25	4	6	15
<b>C</b>	0,50	1,00	2,00	2,25	1,25	1,25	4	4	15
<b>D</b>	1,00	1,00	1,50	1,50	1,50	1,50	4	4	15
<b>E</b>	0,50	0,50	1,50	1,50	1,50	1,50	3	3	15
<b>F-1</b>	1,25	1,25	2,50	2,50	1,25	1,25	4	4	5
<b>F-2</b>	1,25	1,25	2,25	2,25	1,50	1,50	4	5	5
<b>F-3</b>	1,25	1,25	2,25	2,25	1,75	1,75	3	5	5
<b>F-f</b>	1,25	1,25	2,25	2,25	1,75	1,75	3	6	1

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA



Las últimas tres series de experimentos (F-1, F-2 y F-3) se hicieron con cinco simulaciones cada una. Las condiciones de todas ellas se incluyen en la Tabla 3:5 y los resultados de cada una de estas simulaciones se anotan en las Tablas 3:6, 3:7 y 3:8. El propósito principal de esta exploración fue encontrar la combinación de parámetros con mayor probabilidad de generar series leptocúrticas. Al final se hizo una última simulación F-f que se comentará más adelante.

Dado el hallazgo de que las pruebas que solo contenían operadores fundamentales y las que tenían operadores fundamentales y *market-makers* habían generado series leptocúrticas, en todas las variantes de estos últimos experimentos se aumentó la ponderación básica de compradores y vendedores fundamentales a 1,25×.

La ponderación de los operadores técnicos se modificó entre 2,25× y 2,5× y la de los contrarios, entre 1,25 y 1,75. En todos estos casos la elección del peso de compradores y vendedores de cada grupo de operadores fue igual con el fin de no generar ninguna asimetría que pudiera resultar en sesgo alcista o rampa. La rampa de operadores fundamentales y contrarios (descendente→ascendente) varió entre 3× y 4× y la de los técnicos (ascendente→descendente), entre 4× y 6×.

**Tabla 3:6.** Resultados de las simulaciones

F-1	1	2	3	4	5	Promedio	MAX	MIN
R max	6,70%	5,87%	9,24%	6,28%	8,23%	7,27%	9,24%	5,87%
R promedio	0,051%	0,11%	0,02%	0,009%	-0,125%	0,01%	0,11%	-0,12%
R min	-6,47%	-8,71%	-5,88%	-7,86%	-10,93%	-7,97%	-5,88%	-10,93%
Desvest de R	1,855%	1,797%	1,924%	1,84%	2,01%	1,89%	2,01%	1,80%
Curtosis de R	0,95	1,20	1,18	0,79	3,97	1,62	3,97	0,79
Compra max	8,79	10,04	9,36	6,67	9,17	8,81	10,04	6,67
Compra media	2,11	2,15	1,99	1,49	1,46	1,84	2,15	1,46
Venta max	8,64	10,70	8,24	8,51	8,17	8,85	10,70	8,17
Venta media	2,07	2,02	1,99	1,49	1,56	1,83	2,07	1,49
Dif P-VI up	10,19%	9,33%	9,46%	13,17%	16,66%	11,76%	16,66%	9,33%
Dif P-VI down	-12,30%	-11,52%	-14,5%	-16,77%	-14,60%	-13,95%	-11,52%	-16,77%
He general	0,5488	0,4075	0,5002	0,6342	0,5346	0,5251	0,6342	0,4075
Mean He local	0,5647	0,5529	0,5522	0,6477	0,6254	0,59	0,65	0,55
Max He local	0,7546	0,6789	0,6752	0,8471	0,7383	0,74	0,85	0,68
Min He local	0,3850	0,3800	0,4312	0,4480	0,5013	0,43	0,50	0,38
Desvest He local	0,0640	0,0469	0,0591	0,0924	0,0469	0,06	0,09	0,05

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

**Tabla 3:7.** Resultados de las simulaciones

F-2	6	7	8	9	10	Promedio	MAX	MIN
R max	7,11%	6,16%	11,33%	6,30%	8,34%	7,85%	11,33%	6,16%
R promedio	0,099%	0,005%	-0,226%	0,017%	0,097%	0,00%	0,10%	-0,23%
R min	-5,59%	-5,94%	-11,75%	-7,01%	-7,30%	-7,52%	-5,59%	-11,75%
Desvest de R	1,755%	1,909%	2,488%	2,000%	1,842%	2,00%	2,49%	1,76%
Curtosis de R	0,69	0,61	3,40	0,86	1,68	1,45	3,40	0,61
Compra max	9,10	7,77	5,06	7,75	12,81	8,50	12,81	5,06
Compra media	2,14	1,82	1,06	1,87	1,86	1,75	2,14	1,06
Venta max	7,62	8,97	9,27	8,09	9,87	8,76	9,87	7,62
Venta media	2,03	1,83	1,21	1,88	1,77	1,74	2,03	1,21
Dif P-VI up	8,78%	11,60%	30,29%	12,35%	12,23%	15,05%	30,29%	8,78%
Dif P-VI down	-11,20%	-11,90%	-32,41%	-11,75%	-12,72%	-16,00%	-11,20%	-32,41%
He general	0,4555	0,4908	0,6961	0,6046	0,4747	0,5444	0,6961	0,4555
Mean He local	0,5512	0,5489	0,6553	0,6287	0,5055	0,58	0,66	0,51
Max He local	0,7299	0,6997	0,8444	0,7736	0,6997	0,75	0,84	0,70
Min He local	0,3600	0,4305	0,4598	0,4413	0,3664	0,41	0,46	0,36
Desvest He local	0,0803	0,0526	0,0871	0,0841	0,0658	0,07	0,09	0,05

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

**Tabla 3:8.** Resultados de las simulaciones

F-3	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	15,60%	9,21%	10,60%	8,41%	7,64%	10,29%	15,60%	7,64%
R promedio	-0,049%	0,071%	-0,074%	0,089%	0,062%	0,02%	0,09%	-0,07%
R min	-10,34%	-6,64%	-6,45%	-7,10%	-8,98%	-7,90%	-6,45%	-10,34%
Desvest de R	2,37%	1,78%	1,96%	1,955%	1,911%	2,00%	2,37%	1,78%
Curtosis de R	5,39	1,73	2,03	2,08	2,35	2,71	5,39	1,73
Compra max	10,15	10,45	11,70	10,26	8,80	10,27	11,70	8,80
Compra media	1,27	1,92	1,55	2,16	1,85	1,75	2,16	1,27
Venta max	7,20	7,89	7,45	8,67	9,80	8,20	9,80	7,20
Venta media	1,33	1,86	1,63	2,08	1,80	1,74	2,08	1,33
Dif P-VI up	18,35%	9,19%	12,28%	10,05%	10,75%	12,12%	18,35%	9,19%
Dif P-VI down	-24,75%	-12,50%	-17,13%	-10,65%	-12,42%	-15,49%	-10,65%	-24,75%
He general	0,4851	0,5568	0,5541	0,4345	0,4929	0,5047	0,5568	0,4345
Mean He local	0,6373	0,5444	0,6226	0,5169	0,5818	0,58	0,64	0,52
Max He local	0,7659	0,7847	0,7755	0,6637	0,7368	0,75	0,78	0,66
Min He local	0,5029	0,3554	0,4334	0,3708	0,3689	0,41	0,50	0,36
Desvest He local	0,0509	0,1104	0,0634	0,0662	0,0861	0,08	0,11	0,05

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

Los resultados de las simulaciones del grupo F-1 y F-2 fueron muy parecidas (Tablas 3:6 y 3:7). En ambos grupos sólo una corrida generó leptocurtosis con valor de la curtosis  $> 2,0$ . En F-1 hubo un caso con *He* general claramente persistente y dos con *He* local promedio persistente. En F-2 la ocurrencia fue de 2 casos persistentes de *He* general y de *He* local promedio. En todos los casos de ambos grupos el *He* local máximo alcanzó la zona de persistencia, y en todos los casos, menos uno de F-1, el *He* local mínimo alcanzó la zona de anti-persistencia. En F-3 (Tabla 3:8), las cinco simulaciones generaron rendimientos con distribución leptocúrtica (en 4 de ellos la curtosis fue  $>2,0$ ). Asimismo, las 5

pruebas tuvieron un  $He$  general aleatorio ( $\approx 0,5$ ) si bien, en 2 intentos el  $He$  local medio mostró persistencia. En todos los casos de este grupo el  $He$  local máximo alcanzó la zona de persistencia, y en 4 los casos el  $He$  local mínimo alcanzó la zona de anti-persistencia.

#### 4.1. Dos Ejemplos Finales:

Ejemplo #1. La última simulación de esta tesis ha sido denominada F-f (#16 de la serie F). Se realizó con ponderación inicial de  $1,25\times$  para los operadores fundamentales,  $2,25\times$  para los técnicos y  $1,75\times$  para los contrarios. Se empleó una rampa descendente  $\rightarrow$  ascendente  $3\times$  para fundamentales y contrarios y una ascendente  $\rightarrow$  descendente de  $6\times$  para los técnicos. Los resultados se muestran en la Tabla 3:9, y la gráfica del precio y del  $He$  local, en la Figura 3:42<sup>56</sup>.

La gráfica del precio (Figura 3:42) muestra un período de lateralidad aproximada entre el día 15 y el día 130, con oscilaciones de unas de 10 a 12 unidades. Después del día 130 se da un ascenso irregular hasta el día 200 y a partir de entonces hay un ascenso rápido que alcanza la cima en el día 278. Después de ese punto hay una amplia oscilación de cerca de 20 puntos seguida por una rápida caída entre el día 304 y el día 340. Por último, tras un ascenso de unos 15 puntos, después del día 350 se desplaza en lateral. Por su parte, el exponente de Hurst local pasa la mayor parte del tiempo oscilando un tanto sobre el valor de 0,5 (la media es de 0,567) pero tiene dos picos de clara persistencia en los que supera el nivel de 0,7 (días 110 y 375) y una ocasión en la que desciende a niveles de anti-persistencia (poco antes del día 200).

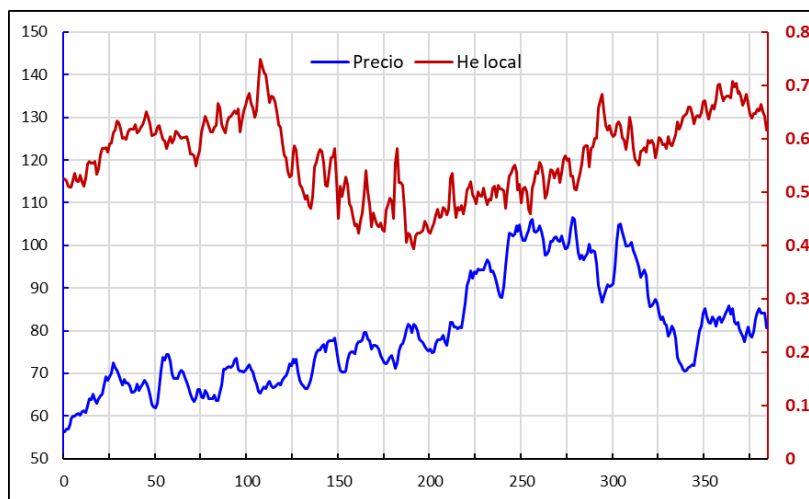
---

<sup>56</sup> Aunque la simulación fue de 512 días (unidades de tiempo), en la gráfica sólo aparecen 386 datos ya que la ventana utilizada para la estimación del  $He$  local fue de 128 días, por lo tanto, el primer valor obtenido del exponente coincide con el día 128 de la serie de precios.

**Tabla 3:9.** Simulación #16

F-f	16
R max	8,95%
R promedio	-0,021%
R min	-7,49%
Desvest de R	2,084%
Curtosis de R	1,57
Compra max	6,84
Compra media	1,37
Venta max	6,27
Venta media	1,41
Dif P-VI up	13,53%
Dif P-VI down	-17,15%
He general	0,5752
Mean He local	0,567
Max He local	0,749
Min He local	0,394
Desvest He local	0,075

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

**Figura 3:42.** Comportamiento del precio y del *He* local

Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

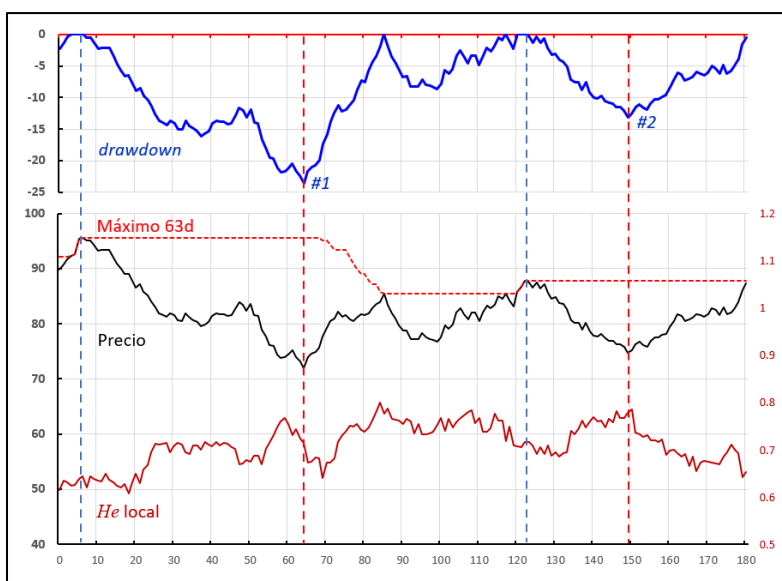
La Tabla 3:9 muestra que la serie de rendimientos tuvo una distribución leptocúrtica, que los volúmenes máximo y medio de compra y venta fueron similares, que los precios se alejaron un máximo de 13,53% y -17,15% sobre y debajo del valor intrínseco respectivamente, que la media de rendimientos fue

de  $-0.021\%$ <sup>57</sup> y que el rendimiento máximo y mínimo en un día fue de  $+8,95\%$  y  $-7,49\%$ .

Consideramos que esta última simulación tiene las características estilizadas propias de una serie de tiempo bursátil, por lo tanto, que el modelo ha logrado el propósito que se fijó al comienzo del capítulo.

**Ejemplo #2.** El último caso presentado corresponde a un segmento de la 1ª simulación de la serie E. Este caso se eligió para hacer un puente más cercano con el tema final tratado en el Capítulo 2 de esta tesis; es decir, con la relación del *He* local y los *drawdowns*.

**Figura 3:43.** Resultado de la simulación -relación del *He* local y los *drawdowns*



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

Específicamente, se tomaron dos caídas observadas en la simulación (línea de Precio en negro en la Figura 3:43), se calculó el máximo de 63 días (en rojo), se calcularon los *drawdowns* a partir de la diferencia del precio menos el máximo de 63 días (en azul en la Figura 3:43) y se obtuvieron los valores del *He* local (en café en la Figura 3:43) al inicio y al final de dos *drawdowns* (#1 y #2). Las líneas

<sup>57</sup> El rendimiento promedio negativo se explica porque la misma razón de la nota anterior, es decir, la simulación inició 127 días previos al inicio del trazo y con un valor de 100 unidades, por lo tanto, el final de la simulación aproximadamente en 80 unidades es inferior al precio de inicio.

verticales quebradas marcan el inicio (en azul) y el final (en rojo) de los *drawdowns* elegidos.

En la Tabla 3:10 se registran los valores del precio y el *He* local en esos puntos, así como las diferencias porcentuales calculadas. Como en las series empíricas (índices bursátiles internacionales) estudiadas en el Capítulo 2, en esta serie sintética se ha encontrado que en dos caídas mayores (pérdidas de 24,67% y de 14,96%), el *He* local aumentó 10,78% y 8,43% entre el inicio y el final del *drawdown*.

**Tabla 3:10.** Resultado de la simulación relación del *He* local y los *drawdowns*

		<i>Precio</i>	<i>He local</i>
<i>dd #1</i>	Inicio	95,58	0,6447
	Final	72	0,7142
	Dif.%	-24,67%	10,78%
<i>dd #2</i>	Inicio	87,82	0,7172
	Final	74,68	0,7776
	Dif.%	-14,96	8,43%

Fuente: elaboración propia con datos generados por el software STELLA

## 5. Conclusiones

En este último capítulo se logra abordar el estudio de los mercados financieros desde los fundamentos de los Sistemas Complejos Adaptativos, entendiéndolos como sistemas de alta complejidad utilizando la Dinámica de Sistemas para su modelación, comprensión y análisis.

El principal fenómeno observable con el que contamos para estudiar el comportamiento de los mercados son las fluctuaciones de precios en series de tiempo bursátiles creadas de manera sintética, las cuales serán consideradas como una manifestación de salida del sistema, por lo tanto, como el resultado de las decisiones y acciones de todos los componentes del sistema.

Resultado del modelo propuesto se observa que un conjunto bastante reducido de agentes tipo (operadores técnicos, fundamentales, contrarios y *market-makers*) son capaces de interactuar y generar series de tiempo con las características estilizadas de las series, comprendiendo también que ninguno de los agentes tipo de forma aislada es capaz de generar la riqueza de todo lo formado por los cuatro grupos al operar de manera simultánea, hallazgos que responden a los elementos que caracterizan a los sistemas complejos adaptativos según lo expuesto por Johnson et al. (2003) y Sterman (2000).

A pesar de que los únicos inputs al sistema son la operación aleatoria de los *market-makers* y el flujo aleatorio de la información fundamental *Bullish* o *Bearish* del que deriva el valor intrínseco, el resultado observado de salida no es una caminata aleatoria sino una serie de tiempo con todas las características estilizadas de las series de tiempo financieras empíricas, distribución leptocúrtica, cúmulos de alta volatilidad, surgimiento de tendencias, no estacionariedad y períodos de persistencia y anti-persistencia detectados mediante el exponente de Hurst local.

Con el modelo propuesto se logró mayor verosimilitud en las fluctuaciones de los precios generados cuando se modifican en las simulaciones las ponderaciones relativas de los 4 grupos de operadores.

Los participantes técnicos demuestran una clara capacidad de alejar el precio del valor intrínseco; así mismo, de generar tendencias extendidas y de provocar cambios marcados en la volatilidad.

Los operadores fundamentales y contrarios demuestran ser capaces de mantener los precios cercanos al valor intrínseco, y su forma de operación demuestra generar leptocurticidad, lo que no lograban los operadores técnicos. Se observó en las simulaciones, que la operación de los operadores técnicos y de los contrarios es básicamente contrapuesta (cuando unos compraban, otros

vendían). Mientras que la operación de los fundamentales se imbricaba con la de los otros dos grupos.

Se dispone de un instrumento (modelo propuesto) en fase inicial, el cual es útil para explicar los conceptos de los Sistemas Complejos Adaptativos al estudio de los mercados financieros, pero también para estudiar y poner a prueba muchos otros conceptos y metodologías; sobre todo, se ha aportado un instrumento que nos ayuda a pensar la complejidad sin tener que recurrir a conceptos demasiado rigurosos.

Las posibles trayectorias futuras de un sistema adaptativo complejo están acotadas por su historia, es decir, que el presente estado del sistema es dependiente de su trayectoria pasada, pero que dicha trayectoria también acota las posibilidades futuras del sistema dado que ese pasado determina las posibles respuestas de adaptación ante perturbaciones futuras.

Dado que, dinámica de sistemas es un método para abordar el análisis y diseño de políticas bajo las cuales ha de operar un sistema, auxiliado por la simulación en un computador, aplicable a todos los sistemas dinámicos que tienen como característica relevante las interdependencias, la interacción mutua, la retroalimentación de información, consideramos de gran relevancia hacer una transición formal de los mercados financieros como sistemas eficientes en la incorporación de información a los nuevos precios, a sistemas adaptativos complejos que operan alejados del equilibrio.

Una vez que hayan sido incorporados al estudio de los mercados los conceptos del pensamiento sistémico y los modelos basados en dinámica de sistemas, podrán generarse nuevas reglas o políticas para el mejor gobierno del sistema (los mercados), así como para su mejor aprovechamiento por parte de los participantes (construcción de portafolios de inversión y gestión del riesgo de mercado).



## 6. Bibliografía

- Anderson, V., & Johnson, L. (1997). *Systems Thinking Basics-From concepts to causal loops*. Leverage Networks, Inc.
- Anderson, S., Long, C., Jansen, Ch. et al. (2011). *Dynamically Stress Testing Financial Systems*. Booz Allen Hamilton.
- Anzaldo San Vicente, G., Benavides Perales, G., & Téllez-León, I. E. (2018). System Dynamics: An Stock Index Model Applied to the Mexican Case. México. Chapter 10, *Recent Topics in Time Series and Finance: Theory and Applications in Emerging, Markets*, Vol. 3”, ISBN: 978-607-547-003-0. Universidad de Guadalajara.
- Arthur, W. B. Holland, J. H. LeBaron, B. Palmer R., and Tayler P. (1997). Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. In W. B. Arthur, S. N. Durlauf, & D. A. Lane, editors, *The Economy as an Evolving Complex System II*, pages 15–44. Santa Fe Institute, Addison-Wesley.
- Bertalanffy, L. (1969). *General System Theory*. New York: George Brazillier, Inc.
- Edwards, R. D., Magee J. & Bassetti, W. H. C. (2007) *Technical Analysis of Stock Trends*. 9th Edition. CRC Press, Taylor & Francis Group. Boca Raton, FL.
- Ehrentreich, Norman (2008), *Agent-Based Modeling. The Santa Fe Institute Artificial Stock Market Model Revisited*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Fama, E. F. (1991), *Efficient Capital Markets: II*. *Journal of Finance*. 46 (5): 1575-1617.
- Forrester, Jay W. (1961), *Industrial Dynamics*. The Massachusetts Institute of Technology. USA.
- García, R. (2006). *Sistemas Complejos*. Barcelona: Gedisa, S.A.
- Getmansky, M., Lo, A. (2005) *Limits of Arbitrage: Understanding How Hedge Funds Fail*. Unpublished paper. MIT Sloan School of Management.
- Gharajedaghi, J. (2011). *Systems Thinking-Managing Chaos and Complexity*. United States of America: Morgan Kaufmann.
- Graham, B. & Dodd, D. L. (2009) *Security Analysis. Principles and Technique*. 6th Edition. McGraw Hill. New York.

- Gray, G., Cusatis, P. J. & Woolridge J. R. (1999) Valuing a Stock. The Savvy Investor's Key to Beating the Market. McGraw Hill, New York.
- Grinold, R. C. & Kahn, R. N. (1995) Active Portfolio Management. Quantitative Theory and Applications. Irwin Professional Pub. Chicago, USA.
- Higgins, K. L. (2013). Financial Whirlpools-Systems Story of the Great Global Recession. Elsevier Inc.
- Jackson, M. C. (2003). Systems Thinking. Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd.
- Johnson, N. F., Jefferies, P., & Ming Hui, P. (2003). Financial Market Complexity. Oxford: Oxford University Press.
- Kaufman, P. J. (2019) Trading Systems and Methods. 6th Edition. J. Wiley & Sons. New York.
- Le Roy, S. F. (1989) Efficient Capital Markets and Martingales. *Journal of Economic Literature*, 27: 1583-1621.
- Lo, A. W. & Hasandhodzic, J. (2009) The Heretics of Finance. Conversations with Leading Practitioners of Technical Analysis. Bloomberg Press, New York.
- Lowenstein, Roger (2000), When Genius Failed. The Rise and Fall of Long-Term Capital Management. Random House, New York.
- Maani, K. E., & Cavana, R. Y. (2000). Systems Thinking and Modelling. New Zealand: Prentice Hall.
- Mauboussin, M. J. (2002). Revisiting market efficiency: The stock market as a complex adaptive system. *Journal of Applied Corporate Finance*, 47-55.
- Mindaugas, Leika (2013), System Dynamics, Market Microstructure and Asset Pricing. A thesis submitted to the MIT Sloan School of Management. Massachusetts Institute of Technology.
- Morecroft, J. D. W. (2015) Strategic Modelling and Business Dynamics. A feedback system approach. 2nd Edition. John Wiley & Sons, Inc. Chichester, UK.
- Morin, E. (Obra original publicada en 1990). Introducción al pensamiento complejo. (M. Pakman, Trad.) Barcelona, España: Gedisa S.A.
- Page, S. E. (2006) Path Dependence. *Quarterly Journal of Political Science*, 1: 87-115.

- Page, S. E. (2018). *The Model Thinker*. New York: Basic Books.
- Palmer R. G., Arthur, W. B. LeBaron, B. and Tayler P. (1994) Artificial economic life: A simple model of a stock market. *Physica D*, 75:264–274.
- Provenzano, Davide (2002). An Artificial Stock Market in a System Dynamics Approach. *Proceeding of the 20th International Conference of the System Dynamics Society*, July 28 - August 1, Palermo, Italy.
- Pruyt, Erik (2009) Saving a Bank? Cracking the Case of the Fortis Bank? Unpublished paper, Faculty of Technology, Policy and Management; Delft University of Technology.
- Pugliese, F. (2014) *How to Beat the Market Makers at Their own Game*. J. Wiley & Sons. New York.
- Railsback Steven F. & Grimm, Volker (2019). *Agent-based and Individual-based Modeling: A Practical Introduction*. 2nd Edition. New Jersey: Princeton University Press.
- Ross, S. A. (2005) *Neoclassical Finance*. Princeton University Press. Princeton, NJ.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient Markets- an introduction to behavioral finance*. Oxford: Oxford university Press.
- Sterman, J. D. (2000). *Business Dynamics-Systems Thinking and Modeling for a Complex World*. United States of America: McGraw-Hill.
- Thaler, R. H. (2015) *Misbehaving. The Making of Behavioural Economics*. Penguin, Random House. USA.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1982). *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*. New York: Cambridge University Press.
- Weitert, Christian (2007) *Analysis of Investor Behavior in an Artificial Stock Market*. Unpublished Paper. Mannheim University.
- Wilensky, Uri & Rand, William (2015). *An Introduction to Agent-Based Modeling: Modelling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*. Cambridge, MA: MIT Press.

## 7. Anexos

## Anexo 1.

## MARKET MAKERS

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	3,20%	3,26%	3,41%	3,48%	3,87%	3,62%	4,52%	3,66%	2,86%	4,13%	4,23%	3,61%	3,72%	4,20%	3,47%	3,68%	4,52%	2,86%
R promedio	-0,011%	-0,084%	-0,001%	-0,014%	-0,085%	0,064%	0,007%	-0,041%	0,059%	-0,090%	-0,043%	0,039%	0,039%	-0,034%	-0,005%	-0,02%	0,06%	-0,09%
R min	-3,50%	-3,49%	-4,15%	-2,52%	-4,44%	-2,09%	-3,85%	-3,54%	-3,05%	-4,76%	-4,09%	-3,21%	-3,27%	-3,10%	-3,77%	-3,52%	-2,09%	-4,76%
Desvest de R	1,076%	1,227%	1,178%	1,039%	1,243%	0,894%	1,434%	1,319%	0,960%	1,744%	1,248%	1,194%	0,886%	1,227%	1,261%	1,20%	1,74%	0,89%
Curtois de R	0,15	-0,20	0,16	-0,20	0,39	0,10	-0,22	-0,24	0,28	-0,27	0,23	-0,06	0,75	-0,05	-0,06	0,05	0,75	-0,27
Compra max	3,77	3,72	3,72	3,77	3,72	3,82	3,87	3,49	4,06	3,62	3,79	4,19	3,86	3,74	4,04	3,81	4,19	3,49
Compra media	1,27	1,25	1,27	1,28	1,28	1,28	1,27	1,29	1,26	1,27	1,28	1,31	1,28	1,24	1,23	1,27	1,31	1,23
Venta max	4,10	3,72	4,26	3,81	3,64	3,61	3,48	3,63	3,68	3,97	3,85	3,50	3,87	3,66	4,05	3,79	4,26	3,48
Venta media	1,29	1,32	1,27	1,30	1,35	1,20	1,26	1,33	1,19	1,35	1,29	1,34	1,24	1,27	1,24	1,28	1,35	1,19
He general	0,5695	0,5196	0,4105	0,5747	0,6404	0,5105	0,6385	0,5379	0,5572	0,6058	0,6115	0,5196	0,6511	0,5710	0,5450	0,5642	0,6511	0,4105

## FUNDAMENTALES y VALOR INTRÍNSECO (Fund+VI)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	3,50%	1,72%	2,87%	4,00%	4,59%	2,65%	2,39%	2,81%	2,06%	2,03%	1,93%	2,30%	4,05%	3,12%	2,86%	2,86%	4,59%	1,72%
R promedio	0,004%	-0,029%	0,014%	0,034%	-0,049%	0,029%	-0,145%	-0,013%	0,012%	0,021%	-0,060%	-0,157%	0,040%	0,009%	0,026%	-0,02%	0,04%	-0,16%
R min	-5,86%	-6,66%	-3,37%	-1,74%	-4,83%	-2,17%	-5,47%	-3,01%	-1,79%	-3,55%	-3,74%	-3,95%	-3,05%	-1,27%	-2,79%	-3,55%	-1,27%	-6,66%
Desvest de R	0,689%	0,645%	0,537%	0,446%	0,812%	0,517%	0,746%	0,654%	0,452%	0,525%	0,702%	0,718%	0,651%	0,448%	0,560%	0,61%	0,81%	0,45%
Curtois de R	14,23	31,92	6,76	13,58	6,31	4,06	12,66	2,64	2,86	7,24	3,01	3,30	8,73	6,74	3,65	8,49	31,92	5,24
Compra max	3,09	1,82	3,20	4,43	3,03	3,32	1,21	2,52	2,41	2,20	1,67	1,95	4,47	3,41	2,74	2,76	4,47	1,21
Compra media	0,18	0,18	0,17	0,17	0,17	0,18	0,09	0,16	0,15	0,18	0,15	0,10	0,24	0,16	0,23	0,17	0,24	0,09
Venta max	5,73	6,53	3,63	2,32	4,17	2,38	2,95	2,88	1,82	4,18	2,37	2,30	3,42	1,67	3,18	3,30	6,53	1,67
Venta media	0,18	0,21	0,16	0,14	0,21	0,15	0,19	0,18	0,14	0,15	0,21	0,21	0,19	0,15	0,20	0,18	0,21	0,14
Dif P-VI up	12,71%	11,71%	7,87%	5,46%	11,28%	7,53%	15,50%	8,45%	6,24%	7,99%	10,78%	12,05%	9,20%	4,81%	8,33%	9,33%	15,50%	4,81%
Dif P-VI down	-9,33%	-5,55%	-7,62%	-8,85%	-12,82%	-6,46%	-9,56%	-8,07%	-5,88%	-6,75%	-7,41%	-11,92%	-11,08%	-8,49%	-8,62%	-8,56%	-5,55%	-12,82%

## FUNDAMENTALES, VALOR INTRÍNSECO y MARKET MAKERS (Fund+VI+MM)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	3,46%	5,11%	5,07%	2,87%	3,44%	9,90%	3,73%	5,26%	3,62%	2,82%	5,87%	4,26%	3,85%	3,58%	5,49%	4,56%	9,90%	2,82%
R promedio	-0,011%	-0,056%	-0,019%	0,042%	-0,068%	-0,140%	0,026%	0,059%	0,000%	0,099%	-0,121%	0,066%	0,02%	0,089%	-0,031%	0,00%	0,10%	-0,14%
R min	-3,00%	-5,71%	-5,40%	-3,11%	-5,15%	-8,57%	-4,99%	-2,81%	-4,03%	-2,75%	-10,39%	-3,85%	-4,13%	-3,43%	-3,85%	-4,75%	-2,75%	-10,39%
Desvest de R	0,762%	0,988%	1,025%	0,650%	0,873%	2,065%	0,892%	0,797%	0,846%	0,672%	1,197%	0,782%	0,812%	0,670%	0,979%	0,93%	2,07%	0,65%
Curtois de R	2,35	5,14	6,12	3,61	4,87	4,09	3,61	10,54	3,31	2,43	14,83	4,55	4,05	4,47	5,20	14,83	2,35	
Compra max	3,66	4,90	4,42	3,53	3,77	4,32	3,87	6,99	3,38	3,33	3,90	5,77	4,01	3,88	5,13	4,33	6,99	3,33
Compra media	0,65	0,64	0,67	0,66	0,65	0,63	0,69	0,78	0,66	0,74	0,66	0,74	0,71	0,72	0,69	0,69	0,78	0,63
Venta max	3,09	4,76	5,63	3,73	5,19	6,18	4,47	3,81	3,87	3,57	6,50	4,62	5,24	4,78	4,90	4,69	6,50	3,09
Venta media	0,67	0,69	0,69	0,62	0,71	0,74	0,67	0,72	0,66	0,62	0,76	0,67	0,69	0,61	0,72	0,68	0,76	0,61
Dif P-VI up	9,77%	12,40%	12,67%	8,23%	15,75%	24,38%	9,83%	6,18%	9,97%	7,33%	23,48%	8,34%	11,83%	7,50%	12,23%	11,99%	24,38%	6,18%
Dif P-VI down	-9,85%	-11,54%	-15,70%	-8,00%	-10,95%	-31,88%	-11,57%	-14,70%	-14,35%	-8,40%	-19,01%	-10,85%	-10,05%	-10,06%	-12,16%	-13,27%	-8,00%	-31,88%
He general	0,7208	0,6501	0,7841	0,7423	0,6534	0,7577	0,7352	0,6428	0,6772	0,6540	0,6945	0,6681	0,7955	0,6675	0,7013	0,6765	0,7955	0,6428

## TÉCNICOS y MARKET MAKERS (Tec+MM)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	3,62%	4,18%	3,89%	3,69%	4,08%	4,03%	3,98%	3,67%	3,86%	4,00%	4,09%	3,74%	3,47%	3,77%	3,53%	3,84%	4,18%	3,47%
R promedio	0,041%	-0,123%	0,043%	-0,056%	-0,020%	-0,255%	-0,052%	-0,202%	0,097%	0,093%	0,178%	-0,086%	0,10%	-0,024%	-0,004%	-0,02%	0,18%	-0,25%
R min	-3,90%	-3,98%	-3,56%	-3,79%	-4,01%	-3,78%	-3,59%	-3,26%	-3,43%	-3,59%	-3,92%	-3,86%	-3,34%	-3,77%	-3,63%	-3,69%	-3,26%	-4,01%
Desvest de R	1,272%	1,336%	1,347%	1,360%	1,416%	1,305%	1,368%	1,266%	1,412%	1,286%	1,319%	1,333%	1,326%	1,328%	1,379%	1,34%	1,42%	1,27%
Curtois de R	-0,10	-0,14	-0,25	-0,14	-0,06	-0,07	-0,22	-0,28	-0,50	0,06	-0,04	-0,29	-0,33	0,08	-0,50	-0,19	0,08	-0,50
Compra max	6,43	4,24	6,23	2,65	4,88	4,97	5,35	2,96	5,12	5,83	7,53	4,57	5,14	3,46	6,35	5,05	7,53	2,65
Compra media	1,45	0,86	1,45	0,68	0,88	0,72	1,05	0,47	1,21	1,44	1,94	0,90	1,26	0,95	1,58	1,12	1,94	0,47
Venta max	5,65	5,01	5,35	3,24	4,32	3,88	4,26	3,27	3,95	5,64	6,71	4,60	5,05	3,69	6,55	4,74	6,71	3,24
Venta media	1,42	0,96	1,42	0,74	0,90	0,87	1,11	0,60	1,10	1,34	1,67	0,98	1,15	0,98	1,59	1,12	1,67	0,60
Dif P-VI up	11,19%	10,26%	11,32%	11,11%	13,94%	12,32%	10,84%	11,17%	13,63%	8,95%	12,71%	12,04%	10,22%	10,56%	9,57%	11,32%	13,94%	8,95%
Dif P-VI down	-11,41%	-12,38%	-10,24%	-13,31%	-18,36%	-15,41%	-14,79%	-12,27%	-13,16%	-11,52%	-12,29%	-13,96%	-14,54%	-12,99%	-13,77%	-13,36%	-10,24%	-18,36%
He general	0,6721	0,7387	0,6807	0,7644	0,8491	0,6993	0,8204	0,6992	0,7716	0,7084	0,7262	0,8041	0,7502	0,7527	0,7447	0,7454	0,8491	0,6721

## CONTRARIOS y MARKET MAKERS (Contr+MM)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	2,57%	2,55%	2,86%	2,62%	2,58%	2,84%	2,50%	2,84%	2,93%	2,59%	2,75%	2,58%	3,06%	2,92%	2,31%	2,70%	3,06%	2,31%
R promedio	0,005%	0,010%	-0,022%	0,019%	-0,006%	0,007%	0,007%	0,031%	0,015%	0,006%	0,018%	0,006%	0,01%	0,011%	0,003%	0,01%	0,03%	-0,02%
R min	-2,53%	-2,82%	-2,20%	-2,66%	-2,58%	-2,30%	-2,76%	-2,62%	-3,22%	-2,39%	-2,47%	-2,78%	-2,30%	-2,68%	-2,59%	-2,59%	-2,20%	-3,22%
Desvest de R	0,992%	0,940%	0,942%	0,906%	0,926%	0,862%	0,970%	0,961%	0,886%	0,958%	0,915%	0,945%	0,934%	0,976%	0,879%	0,93%	0,99%	0,86%
Curtois de R	-0,19	-0,17	-0,20	-0,16	0,12	0,01	-0,30	-0,25	0,05	-0,15	-0,06	-0,23	-0,22	-0,03	0,05	-0,12	0,12	-0,30
Compra max	3,02	2,65	2,96	3,00	2,82	2,82	2,78	3,06	3,18	2,60	3,07	2,85	2,94	2,99	2,74	2,90	3,18	2,60
Compra media	0,76	0,74	0,71	0,80	0,69	0,72	0,73	0,84	0,77	0,74	0,81	0,76	0,72	0,76	0,71	0,75	0,84	0,69
Venta max	2,88	2,83	2,54	2,99	3,16	2,72	2,85	3,48	3,33	3,30	3,26	2,95	2,69	3,04	2,80	2,99	3,48	2,54
Venta media	0,76	0,73	0,73	0,79	0,70	0,72	0,73	0,81	0,76	0,74	0,80	0,75	0,72	0,76	0,71	0,75	0,81	0,70
Dif P-VI up	5,99%	5,94%	6,15%	4,24%	4,83%	3,94%	4,75%	5,03%	5,11%	4,40%	4,87%	4,35%	5,57%	5,24%	4,10%	4,97%	6,15%	

**TODOS A. FUNDAMENTALES, TÉCNICOS, CONTRARIOS y MARKET MAKERS**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	4,54%	4,62%	5,11%	4,48%	6,06%	4,93%	4,37%	6,13%	4,89%	7,01%	4,93%	4,37%	4,17%	4,33%	4,76%	4,98%	7,01%	4,17%
R promedio	-0,009%	0,056%	0,068%	0,059%	-0,143%	0,083%	0,073%	-0,185%	0,089%	0,038%	0,069%	-0,02%	-0,03%	0,124%	-0,052%	0,011%	0,12%	-0,18%
R min	-4,48%	-4,37%	-4,10%	-4,87%	-5,67%	-3,84%	-4,99%	-5,68%	-4,99%	-4,40%	-3,55%	-5,28%	-5,25%	-4,28%	-5,19%	-4,73%	-3,55%	-5,68%
Desvest de R	1,54%	1,63%	1,56%	1,571%	1,771%	1,513%	1,429%	1,754%	1,534%	1,559%	1,518%	1,563%	1,554%	1,48%	1,61%	1,57%	1,77%	1,43%
Curtois de R	-0,12	-0,18	-0,05	-0,11	0,55	-0,03	0,09	-0,10	0,77	-0,09	-0,10	-0,18	0,10	0,10	0,34	0,10	0,77	-0,18
Compra max	5,62	5,28	5,81	6,51	4,25	6,13	6,35	4,25	6,97	5,67	7,54	4,98	5,30	7,92	5,91	5,90	7,92	4,25
Compra media	1,44	1,54	1,57	1,69	0,98	1,55	1,75	0,93	1,68	1,37	1,84	1,35	1,28	2,03	1,26	1,48	2,03	0,93
Venta max	6,45	5,79	5,85	6,09	5,80	5,78	7,50	5,67	6,79	4,92	7,35	5,56	5,11	9,48	4,42	6,17	9,48	4,42
Venta media	1,46	1,49	1,51	1,64	1,08	1,47	1,67	1,06	1,59	1,34	1,77	1,38	1,32	1,87	1,33	1,46	1,87	1,06
Dif P-Vi up	17,71%	19,78%	22,80%	18,46%	26,24%	22,54%	23,84%	24,17%	18,42%	20,74%	20,74%	27,67%	22,19%	15,18%	25,41%	21,73%	27,67%	15,18%
Dif P-Vi down	-23,30%	-24,15%	-17,28%	-18,41%	-41,19%	-20,51%	-21,33%	-30,84%	-18,86%	-42,11%	-15,14%	-24,03%	-30,1%	-27,75%	-25,30%	-25,36%	-15,14%	-42,11%
He general	0,6814	0,6134	0,6332	0,6257	0,6482	0,7230	0,7058	0,6976	0,6544	0,6651	0,6916	0,6418	0,5315	0,6601	0,5975	0,6514	0,7230	0,5315
Mean He local	0,8451	0,8160	0,8269	0,8225	0,8291	0,8552	0,8476	0,8375	0,8452	0,8452	0,7878	0,8531	0,8591	0,8276	0,8100	0,83	0,86	0,79
Max He local	1,0369	0,9410	1,0040	1,0136	0,9828	0,9665	1,0056	0,9879	0,9849	0,9849	0,9321	1,0005	1,0158	0,9756	0,9460	0,99	1,04	0,93
Min He local	0,6585	0,6781	0,6594	0,6415	0,6985	0,7292	0,7088	0,6403	0,6966	0,6966	0,6322	0,6031	0,7461	0,5524	0,6405	0,67	0,75	0,55
Desvest He local	0,0840	0,0534	0,0923	0,0876	0,0837	0,0517	0,0757	0,0691	0,0670	0,0670	0,0557	0,0910	0,0576	0,0825	0,0687	0,07	0,09	0,05

**TODOS B. FUNDAMENTALES, TÉCNICOS, CONTRARIOS y MARKET MAKERS**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	7,64%	5,29%	4,20%	6,22%	5,82%	7,75%	5,09%	4,57%	4,56%	4,14%	4,44%	7,45%	4,39%	3,90%	4,43%	5,33%	7,75%	3,90%
R promedio	-0,084%	0,051%	0,050%	0,039%	-0,088%	-0,106%	0,029%	-0,180%	0,004%	-0,006%	0,038%	0,05%	-0,01%	-0,024%	0,062%	-0,01%	0,06%	-0,18%
R min	-5,20%	-4,80%	-4,40%	-4,56%	-3,84%	-5,16%	-4,27%	-5,00%	-5,26%	-4,53%	-4,49%	-5,33%	-5,94%	-4,21%	-4,03%	-4,73%	-3,84%	-5,94%
Desvest de R	1,74%	1,52%	1,45%	1,618%	1,521%	1,625%	1,608%	1,465%	1,477%	1,409%	1,410%	1,649%	1,575%	1,43%	1,50%	1,53%	1,74%	1,41%
Curtois de R	1,12	0,70	-0,18	0,48	0,33	1,06	-0,03	0,55	0,72	-0,06	-0,03	2,03	0,60	-0,05	0,09	0,49	2,03	-0,18
Compra max	4,32	5,17	7,55	6,73	4,07	3,88	6,30	3,71	8,45	3,55	5,30	5,07	6,65	5,82	6,36	5,3	8,45	3,55
Compra media	0,92	1,32	1,89	1,56	1,09	0,90	1,55	0,91	1,59	1,11	1,47	1,18	1,49	1,43	1,65	1,34	1,89	0,90
Venta max	5,19	4,62	10,48	7,07	3,87	3,52	5,90	4,52	10,80	4,12	5,25	5,60	10,99	6,47	7,63	6,40	10,99	3,52
Venta media	0,99	1,28	1,85	1,53	1,16	0,99	1,53	1,03	1,60	1,12	1,44	1,14	1,51	1,46	1,59	1,35	1,85	0,99
Dif P-Vi up	17,83%	20,93%	37,71%	15,03%	19,75%	24,93%	17,30%	22,68%	50,74%	20,10%	17,12%	15,78%	70,29%	44,09%	10,1%	26,92%	70,29%	10,1%
He general	0,8380	0,7977	0,7429	0,8254	0,8038	0,6639	0,8159	0,7575	0,8011	0,6850	0,6043	0,8304	0,8067	0,7604	0,7368	0,7646	0,8380	0,6043
Mean He local	0,7844	0,7771	0,7555	0,8344	0,7738	0,7659	0,7862	0,7617	0,7557	0,7869	0,7612	0,7861	0,7798	0,6992	0,7753	0,77	0,83	0,70
Max He local	1,0248	0,9624	0,9015	1,0078	1,0196	0,9134	1,0117	0,9409	0,9717	0,9585	0,8958	1,0138	1,0776	0,8760	0,9205	0,97	1,08	0,88
Min He local	0,3471	0,6196	0,3960	0,5013	0,4429	0,5402	0,4297	0,3041	0,5131	0,5686	0,6200	0,4279	0,4290	0,4975	0,6213	0,48	0,62	0,30
Desvest He local	0,1606	0,0954	0,0936	0,1186	0,1601	0,0853	0,1269	0,1252	0,1322	0,0897	0,0626	0,1363	0,1662	0,0842	0,0672	0,11	0,17	0,06

**TODOS C. FUNDAMENTALES, TÉCNICOS, CONTRARIOS y MARKET MAKERS**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	3,64%	4,14%	6,39%	4,59%	4,22%	4,24%	4,45%	4,60%	4,58%	5,26%	4,04%	4,43%	4,43%	4,92%	6,45%	4,70%	6,56%	3,64%
R promedio	0,078%	0,103%	0,015%	-0,251%	-0,094%	-0,044%	-0,019%	-0,061%	-0,130%	0,033%	0,026%	0,14%	-0,01%	-0,046%	-0,047%	-0,02%	0,14%	-0,25%
R min	-4,86%	-3,38%	-4,60%	-5,47%	-4,55%	-4,58%	-6,04%	-4,73%	-7,11%	-3,70%	-4,34%	-3,67%	-4,85%	-3,84%	-5,65%	-4,76%	-3,38%	-7,11%
Desvest de R	1,37%	1,42%	1,44%	1,547%	1,497%	1,598%	1,528%	1,445%	1,555%	1,335%	1,392%	1,314%	1,345%	1,41%	1,42%	1,44%	1,60%	1,31%
Curtois de R	-0,02	-0,41	0,62	0,32	0,08	-0,14	0,68	0,10	1,47	0,28	0,03	0,24	0,44	0,02	1,06	0,32	1,47	-0,41
Compra max	5,71	6,55	5,98	4,96	4,29	3,85	3,89	5,56	4,42	5,22	5,09	10,33	6,31	4,78	4,09	5,40	10,33	3,85
Compra media	1,65	1,90	1,23	0,97	1,11	0,99	0,99	1,26	1,22	1,40	1,34	1,98	1,52	1,18	1,12	1,32	1,98	0,97
Venta max	6,68	6,41	4,36	4,11	4,77	4,37	5,65	5,16	5,53	4,82	5,65	7,17	6,18	4,22	4,99	5,34	7,17	4,11
Venta media	1,57	1,78	1,22	1,12	1,19	1,04	1,02	1,32	1,32	1,37	1,32	1,80	1,53	1,23	1,17	1,33	1,80	1,02
Dif P-Vi up	17,48%	9,93%	14,76%	20,34%	15,90%	18,18%	17,98%	20,17%	21,88%	13,11%	12,23%	12,84%	12,27%	18,07%	19,12%	16,28%	21,88%	9,93%
Dif P-Vi down	-21,35%	-17,71%	-23,90%	-25,39%	-26,50%	-63,66%	-39,71%	-23,96%	-17,15%	-20,15%	-27,84%	-17,86%	-13,8%	-27,68%	-20,62%	-25,82%	-13,78%	-63,66%
He general	0,5363	0,5590	0,6016	0,7434	0,6099	0,7319	0,6779	0,6432	0,7749	0,6349	0,6540	0,5840	0,6136	0,6450	0,6320	0,6468	0,7749	0,5363
Mean He local	0,7228	0,6579	0,7424	0,7700	0,7342	0,7761	0,7842	0,7114	0,7775	0,7033	0,7918	0,7211	0,6738	0,7728	0,7707	0,74	0,79	0,66
Max He local	0,9051	0,8255	0,8939	0,9272	0,9308	0,9485	0,9866	0,8552	0,8690	0,8826	0,9382	0,9112	0,8056	0,9363	0,9036	0,90	0,99	0,81
Min He local	0,4797	0,5080	0,5476	0,5866	0,5317	0,5567	0,6263	0,5473	0,6193	0,5073	0,5931	0,4714	0,5548	0,5851	0,6653	0,56	0,67	0,47
Desvest He local	0,0979	0,0668	0,0773	0,0636	0,1022	0,0750	0,0963	0,0605	0,0469	0,0935	0,0700	0,1093	0,0563	0,0795	0,0542	0,08	0,11	0,05

**TODOS D. FUNDAMENTALES, TÉCNICOS, CONTRARIOS y MARKET MAKERS**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Promedio	MAX	MIN
R max	8,90%	5,64%	20,98%	4,36%	5,07%	4,57%	5,66%	4,86%	6,32%	4,95%	4,95%	6,83%	5,68%	5,19%	5,15%	6,61%	20,98%	4,36%
R promedio	-0,007%	0,088%	-0,319%	-0,043%	0,034%	-0,120%	0,067%	-0,010%	0,099%	0,059%	0,050%	0,01%	0,02%	0,028%	-0,073%	-0,01%	0,10%	-0,32%
R min	-4,94%	-4,96%	-10,99%	-4,79%	-6,49%	-10,01%	-4,51%	-5,65%	-3,68%	-4,72%	-4,87%	-4,42%	-5,88%	-5,42%	-6,09%	-5,83%	-3,68%	-10,99%
Desvest de R	1,74%	1,59%	2,51%	1,552%	1,695%	1,622%	1,502%	1,459%	1,366%	1,486%	1,434%	1,528%	1,575%	1,55%	1,47%	1,60%	2,51%	1,34%
Curtois de R	1,60	0,43	18,26	0,17	0,73	3,64	0,68	0,82	0,95	0,58	0,74	0,69	0,90	0,28	1,13	2,11	18,26	0,17
Compra max	6,90	7,97	7,10	5,52	7,21	5,77	5,75	5,39	7,71	5,33	6,43	6,44	6,59	5,14	5,34	6,30	7,97	5,14
Compra media	1,13	1,84	0,98	1,38	1,21	1,20	1,55	1,20	1,78	1,32	1,40	1,16	1,35	1,21	1,11	1,32	1,84	0,98
Venta max	6,49	8,86	7,23	6,14	5,19	6,74	6,95	5,81	8,33	5,08								

## Anexo 2. Código del Modelo

El modelo tiene 37 variables. Niveles o Stocks: 2, Flujos: 3, Convertidores: 32, Constantes: 8, Ecuaciones: 27, Funciones Gráficas: 3. Hay 42 macro variables expandidas. T=0 a 512, DT=1/2

**PRECIO(t) = PRECIO(t - dt) + (compra - venta) \* dt {NON-NEGATIVE}**

**INIT** PRECIO = 100

**INFLOWS:** compra = **DELAY1**(Compradores\_Contrarios, 1)  
+Compradores\_Técnicos+"MM-  
c"+**DELAY**(Compradores\_Fundamentales, 1) {UNIFLOW}

**OUTFLOWS:** venta = **DELAY1**(Vendedores\_Contrarios,  
1)+Vendedores\_Técnicos+"MM-v"  
+**DELAY**(Vendedores\_Fundamentales, 1) {UNIFLOW}

**Valor\_Intrínseco(t) = Valor\_Intrínseco(t - dt) + (news) \* dt {NON-NEGATIVE}**

**INIT** Valor\_Intrínseco = 100

**INFLOWS:** news = Bullish-Bearish {BIFLOW}

Bearish = **PULSE**(**RANDOM**(4, 6), 10, **RANDOM**(10, 20))

Bullish = **PULSE**(**RANDOM**(4, 6), 8, **RANDOM**(10, 20))

"MM-c" = **SINWAVE**(**RANDOM**(1, 3)\*(PRECIO/100), **RANDOM**(5, 10))

"MM-v" = **COSWAVE**(**RANDOM**(1, 3)\*(PRECIO/100), **RANDOM**(5, 10))

Compradores\_Fundamentales = **IF**(PRECIO<(Valor\_Intrínseco\*0.99)) **THEN**  
((Valor\_Intrínseco-PRECIO)\***FI**\*(PCF+**RAMP**(RF, 100, 200)-**RAMP**(RF,  
300, 400))) **ELSE** 0

Compradores\_Técnicos = **IF**(PRECIO>(SMTH3(PRECIO, 10)\*1.01)) **THEN**  
**RANDOM**(0, (PCT\*(PRECIO/100)+**RAMP**(RT, 125, 225)-**RAMP**(RT, 325,  
425))) **ELSE** 0

Compradores\_Contrarios = **IF**(PRECIO<PMS) **AND**(diferencia\_down<-3)  
**THEN**  
(**FD**\*(PRECIO/100)\*(PCC+**RAMP**(RF, 100, 200)-**RAMP**(RF, 300, 400)))  
**ELSE** 0

Vendedores\_Fundamentales = **IF**(PRECIO>(Valor\_Intrínseco\*1.01)) **THEN**  
((PRECIO-Valor\_Intrínseco)\***FI**\*(PVF+**RAMP**(RF, 100, 200)-**RAMP**(RF,  
300, 400))) **ELSE** 0

Vendedores\_Técnicos = **IF**(PRECIO<(SMTH3(PRECIO, 10)\*0.99)) **THEN**  
**RANDOM**(0, (PVT\*(PRECIO/100)+RAMP(RT, 125, 225)-RAMP(RT, 325,  
425))) **ELSE** 0

Vendedores\_Contrarios = **IF**(PRECIO>PMS) **AND**(diferencia\_up>3) **THEN**  
**(FU\*(PRECIO/100)\*(PVC+RAMP(RF, 100, 200)-RAMP(RF, 300, 400)))**  
**ELSE** 0

diferencia = PRECIO-Valor\_Intrínseco  
diferencia\_down = PRECIO-NR\_Superior  
diferencia\_up = **ABS**(NR\_Inferior-PRECIO)

NR\_Inferior = **HISTORY**(PMS, **TIME**-5)\*0.95  
NR\_Superior = **HISTORY**(PMS, **TIME**-5)\*1.05  
PMS = **SMTH3**(PRECIO, 10)

R\_diario = **LN**(PRECIO/**PREVIOUS**(PRECIO, 100))  
R\_total = (PRECIO/**INIT**(PRECIO)-1)\*100

PCC = 1                    PCF = 1                    PCT = 3  
PVC = 1                    PVF = 1                    PVT = 3

RF = "RF-x"/-1000            "RF-x" = 2  
RT = "RT-x"/1000            "RT-x" = 4

**FI** = **GRAPH**(**ABS**(PRECIO-Valor\_Intrínseco))  
(0.00, 0.208793669225), (0.75, 0.21232738346), (1.50, 0.21719725277), (2.25,  
0.223831564755), (3.00, 0.232729046359), (3.75, 0.24441415941), (4.50,  
0.259344833432), (5.25, 0.277767530245), (6.00, 0.29954366835), (6.75,  
0.324014726325), (7.50, 0.3500), (8.25, 0.375985273675), (9.00, 0.40045633165),  
(9.75, 0.422232469755), (10.50, 0.440655166568), (11.25, 0.45558584059),  
(12.00, 0.467270953641), (12.75, 0.476168435245), (13.50, 0.48280274723),  
(14.25, 0.48767261654), (15.00, 0.491206330775)

**FD** = **GRAPH**(diferencia\_down)  
(-8.00, 0.467005495254), (-7.75, 0.457838151789), (-7.50, 0.446415964757), (-  
7.25, 0.432356546081), (-7.00, 0.415308051533), (-6.75, 0.395006186713), (-  
6.50, 0.371345272651), (-6.25, 0.344451958988), (-6.00, 0.314741555984), (-  
5.75, 0.282932501448), (-5.50, 0.2500), (-5.25, 0.217067498552), (-5.00,  
0.185258444016), (-4.75, 0.155548041012), (-4.50, 0.128654727349), (-4.25,

0.104993813287), (-4.00, 0.084691948467), (-3.75, 0.0676434539191), (-3.50, 0.0535840352433), (-3.25, 0.0421618482107), (-3.00, 0.0329945047456)

**FU** = GRAPH(diferencia\_up)

(3.00, 0.041586348247), (3.25, 0.0517002257291), (3.50, 0.0639307831595), (3.75, 0.0785477344427), (4.00, 0.0957726742807), (4.25, 0.11573760825), (4.50, 0.138439097438), (4.75, 0.163696491466), (5.00, 0.191126062615), (5.25, 0.220143175366), (5.50, 0.2500), (5.75, 0.279856824634), (6.00, 0.308873937385), (6.25, 0.336303508534), (6.50, 0.361560902562), (6.75, 0.38426239175), (7.00, 0.404227325719), (7.25, 0.421452265557), (7.50, 0.43606921684), (7.75, 0.448299774271), (8.00, 0.458413651753)

### Anexo 3. Notas Técnicas del Modelo de STELLA

El modelo tiene dos niveles (PRECIO y Valor Intrínseco) y tres flujos. Uno de ellos es biflujo y los otros dos son unidireccionales

**PRECIO(t)** Este Nivel tiene un flujo de entrada y uno de salida, ambos unidireccionales. El flujo de entrada, en el que participan los cuatro tipos de compradores, determina aumento en el precio. En el flujo de salida intervienen los cuatro tipos de vendedores quienes determinan el descenso en el precio. El precio inicial (**INIT**) es 100.

**Valor\_Intrínseco(t)** Este Nivel también tiene valor inicial (**INIT**) de 100. Solo tiene una válvula y es un biflujo. Por ahí entran las señales *bullish* o alcistas y las *bearish* o bajistas. Las señales *bullish* suman al valor intrínseco y las señales *bearish* restan a dicho valor.

**news.** Corresponde a la válvula de biflujo por la que entran las señales *bullish* y *bearish* al Valor Intrínseco.

**Bearish:** Las señales *bearish* o bajistas surgen aleatoriamente cada 11 a 20 períodos y su valor es aleatorio entre 5 y 9 unidades. La primera señal surge en el tiempo 4.



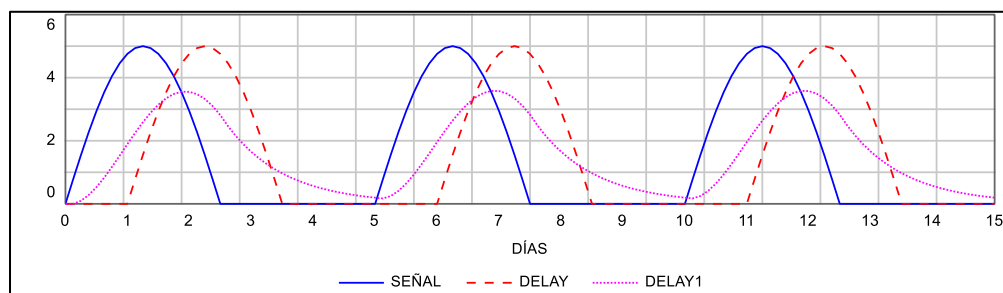
**Bullish:** Las señales *bullish* o alcistas surgen aleatoriamente cada 10 a 20 períodos y su valor es aleatorio entre 5 y 10 unidades. La primera señal surge en el tiempo 2.

**compra.** Este flujo de entrada del PRECIO corresponde a la suma del efecto de todos los compradores, Market-Makers (MM), Técnicos, Fundamentales y Contrarios, sin embargo, las compras de los técnicos y los MM pasan sin retraso mientras que las de los Fundamentales pueden tener un retraso simple de 1 unidad de tiempo (**DELAY**) y las de los Contrarios entran con retraso con suavización exponencial (**DELAY1**) de 1 unidad de tiempo.

**venta.** Este flujo de salida corresponde a la suma del efecto de todos los compradores, Market-Makers (MM), Técnicos, Fundamentales y Contrarios, sin embargo, las compras de los técnicos y los MM entran sin retraso, las de los Fundamentales pueden tener un retraso simple de 1 unidad de tiempo y las de los Contrarios entran con un retraso con suavización exponencial de 1 unidad de tiempo.

La Figura 31 muestra el efecto de los dos tipos de retraso, simple o **DELAY** y con suavización exponencial **DELAY1**. En los tres trazos la **SEÑAL** es la misma, surge en el mismo momento y es de igual magnitud.

**Figura 0:44.** Efecto de los dos tipos de retraso



Fuente: elaboración propia utilizando software STELLA

# Aportaciones y futuras investigaciones

El desarrollo de esta tesis doctoral se convierte en un valioso aporte al estudio de los mercados financieros desde teorías y métodos alternativos experimentales, logrando un abordaje holístico en la comprensión de los *crashes* bursátiles como expresión de un sistema complejo adaptativo, destacando que, desde la visión sistémica el comportamiento del sistema es el resultado de su estructura y así mismo, la estructura de un sistema corresponde a su organización y a la interrelación de sus componentes.

Se propuso un método para aislar ciertos segmentos de las series de tiempo financieras, llamados *drawdowns*, que fueron caracterizados y delimitados claramente y con capacidad de ser replicados. El método permite identificar períodos en los que se manifiesta un patrón de conducta específico de los mercados. Con ello, se ha creado un método aplicable a cualquier mercado y activo financiero.

Teniendo una definición clara y medible de los *drawdowns* se logró aplicar el método al estudio de varias características estilizadas de la series de tiempo durante estos períodos tan particulares y relevantes: 1) la volatilidad dinámica de los rendimientos diarios medida con ponderación basada en dilución exponencial; 2) los rendimientos de diferentes plazos vistos como medida de la velocidad (magnitud del cambio por unidad de tiempo); 3) la diferencia entre la velocidad en dos momentos distintos como medida de la aceleración; 4) la duración en días de operación de la caída; 5) la profundidad medida como el porcentaje de caída y 6) el Exponente de Hurst como medida de memoria.

A partir de una definición precisa de los *drawdowns* significativos se hizo una clasificación de las caídas en los mercados bajo los criterios de duración y profundidad, demostrando que la proporción de caídas que alcanzan entre 18%

y 31% de pérdida desde un máximo reciente y que duran entre 30 y 90 días del nivel más alto al punto más bajo (la clase B2) son las más frecuentes en todos los índices de mercado (33,32% de los 1,142 *drawdowns* estudiados).

A través de la medición del exponente de Hurst local se hizo una diferenciación clara y estadísticamente significativa de las series de tiempo financieras generadas en mercados desarrollados de aquellas generadas en mercados emergentes demostrando niveles de persistencia superiores (mayor grado de memoria) en los mercados emergentes como grupo; lo cual, conceptualmente los aleja más de la aleatoriedad como explicación, por tanto estos hallazgos entregan una importante información a los inversionistas.

Se demostró una diferenciación clara y estadísticamente significativa en el nivel menor del *He* local al inicio de los *drawdowns* en comparación con el momento en que alcanzan el punto más bajo de la caída lo que sugiere que durante el descenso, el mercado adopta un régimen autoorganizado que se manifiesta como memoria.

Mediante la creación de un modelo de simulación de dinámica de sistemas se demostró que la combinación del efecto de variables endógenas en distintas proporciones fue capaz de generar simulaciones de series de tiempo con las características estilizadas de las series empíricas: formación de tendencias y *drawdowns*, leptocurticidad, picos de volatilidad y períodos de persistencia y anti-persistencia estimados con el exponente de Hurst.

Con una visión de los mercados como Sistemas Complejos Adaptativos se dan argumentos sólidos que refuerzan la idea de que los *crashes* bursátiles son procesos endógenos, no anomalías. Así entendidos se enriquece la comprensión que se tiene sobre el comportamiento de los mercados bursátiles a partir de propiedades emergentes como las bifurcaciones, las transiciones de fase, la dependencia de la trayectoria, la presencia de diferentes regímenes de operación, la interacción de agentes heterogéneos y la autoorganización.

Los aportes alcanzados en este proceso investigativo, impulsan al interés de continuar trabajando en el campo del estudio de los mercados financieros desde los Sistemas Complejos Adaptativos, el cual tiene aún mucho campo por conocer y experimentar en pro a la construcción de una nueva Teoría Financiera; es así como el reto será continuar robusteciendo el modelo de mercado propuesto a través de la dinámica de sistemas, pero además iniciar el trabajo en modelos de simulación basada en agentes, con el propósito de diseñar mercados sintéticos que permitan estudiar las interacciones de los agentes a los cuales se les puede asignar propiedades particulares para su interacción de tal forma que sean capaces de generar tendencias y *drawdowns*, leptocurticidad, picos de volatilidad y períodos de persistencia y anti-persistencia estimadas con el exponente de Hurst.