

Chartismo, Especulación y Memoria en los Índices Bursátiles :

Una Aplicación a los Mercados de Madrid y Nueva York

Fernando Fernández Rodríguez
María Dolores García Artiles
Departamento de Economía Aplicada
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

Resumen

La hipótesis de eficiencia de los mercados tiene como implicación fundamental que las series históricas de precios en un mercado financiero siguen un paseo aleatorio, negando con ello la existencia de procesos de memoria dentro de las series. No obstante, los mercados reales presentan un elevado componente especulativo basado en predicciones de los precios por medio del Análisis Técnico o chartismo.

En este trabajo ofrecemos dos contrastes empíricos sobre la existencia de procesos de memoria en dos series de índices bursátiles: el General de la Bolsa de Madrid y el S&P 500 de Nueva York.

El estadístico BDS y el estadístico de Hurst/Mandelbrot ponen de manifiesto la existencia de patrones de comportamiento evolutivos y típicamente no lineales así como la manifestación de diversos procesos de memoria no cíclicos.

1. Introducción

Durante las pasadas décadas la teoría financiera moderna ha analizado las cotizaciones de los mercados bursátiles por medio del concepto de eficiencia. Según la hipótesis de eficiencia de los mercados (HEM), el precio de cotización en el mercado es un estimador insesgado del valor fundamental del activo. Las variaciones del precio son modificaciones de la estimación del valor fundamental como consecuencia de nueva información relevante respecto a la situación económica de la empresa. Así pues, los precios de los distintos valores reflejarían instantáneamente toda la información relevante y el ajuste inmediato de los precios a la nueva información implicaría que los sucesivos cambios en los precios de cada acción serían independientes. Esto es, por definición, un proceso de "paseo aleatorio", lo que indicaría que el mercado no tiene memoria; es decir, las series históricas de precios no se pueden utilizar para predecir los precios futuros.

La HEM no concuerda, sin embargo, con numerosas observaciones de tipo empírico y no acepta la importancia que puede tener el comportamiento especulativo en la creciente volatilidad de las cotizaciones en los mercados financieros [ver Chiarella (1992) como referencia general]. Por otro lado, en Bajo, Fernández y Sosvilla (1992 a,b) se contrasta evidencia de caos determinista en el tipo de cambio peseta-dólar y se realiza en dicha serie predicciones superiores a las del modelo de paseo aleatorio.

Para dar una explicación a estos hechos es preciso considerar diversos aspectos ignorados por la

HEM. Por un lado, el papel desempeñado por los fenómenos de contagio y de imitación; lo que dispara las órdenes de venta en un día crítico, no es el examen de los parámetros fundamentales, sino la evolución pasada de las cotizaciones y la observación del comportamiento de otros inversores. Por otro, la generalización dentro de los mercados reales del uso del *Análisis Técnico* o *Chartismo* es decir, agentes que basan sus actuaciones de compra y venta en un examen de la evolución de las cotizaciones en el pasado.

El chartismo o Análisis Técnico, como forma de especulación, parte como premisa básica de la existencia de diversos procesos de memoria dentro de las series financieras [Ver Edwards y Magee, 1989 como referencia general]. Los chartistas, a lo largo de su historia, han ido formulando multitud de reglas de mercado basadas en el comportamiento de las cotizaciones de períodos anteriores. El conjunto de reglas chartistas apunta hacia una doble hipótesis sobre las series temporales de precios en los mercados financieros. Por un lado, en las cotizaciones se mezclan diversos procesos de memoria a largo plazo que darían lugar a la existencia de algún tipo de comportamiento cíclico; por otro, persisten diversos patrones de comportamiento, predecibles a corto plazo. En este trabajo pretendemos contrastar empíricamente éstas dos hipótesis analizando la actividad chartista y sus efectos dentro de los mercados de Madrid y Nueva York.

La base de datos que se utiliza comprende la serie de precios del Índice General de la Bolsa de Madrid (IGBM) durante el período 1-Enero-1966 al 30-Julio-1992, totalizando 26 años y medio de datos diarios que suponen 5605 observaciones y la serie del Índice Standard & Poor's 500 de la Bolsa de Nueva York (IS&P) durante el período 1-Enero-1968 al 30-Mayo-1992, contabilizando 24 años y medio de datos diarios y disponiendo de 6140 observaciones.

2. Estadístico BDS

El estadístico BDS, sugerido por Brock, Dechert y Scheinkman (1987), permite contrastar en una serie temporal, desviaciones de la hipótesis nula de independiente e idéntica distribución causadas por no estacionariedad, presencia de caos determinista o comportamiento no lineal en general. El desarrollo básico del test BDS se fundamenta en el concepto de *Correlación Entera* $C_d(e)$, que se define como la probabilidad de que dos puntos del espacio de fases reconstruido se encuentren a una distancia menor que e .

$$C_d(e) = n\{(i, j) / |x_i^d - x_j^d| < e, d \leq i, j \leq n, i \neq j\} / (n_d^2 - n_d)$$

donde $n_d = n - (d - 1)$ es el número de d -historias que pueden considerarse en la muestra de tamaño n y n representa el número de elementos del conjunto.

El test BDS contrasta la existencia de estructuras potencialmente predecibles dentro de la serie temporal. Si dicha serie es independiente e idénticamente distribuida (IID), la proximidad de dos patrones

en una determinada dimensión no condiciona la proximidad de dichos patrones en una dimensión superior, por lo que $\lim C_d(e) = C_1(e)^d$ con probabilidad 1. Brock, Dechert y Scheinkman (1987) demuestran que, bajo la hipótesis nula de IID para la serie temporal, el estadístico $[C_d(e) - C_1(e)^d]n^{1/2}$ tiene media cero y desviación típica $s_d(e)$. Siendo $\hat{s}_d(e)$ un estimador consistente de ésta desviación típica, el estadístico BDS estará también normalmente distribuido

$$BDS(d, e) = \frac{[C_d(e) - C_1(e)^d] n^{1/2}}{\hat{s}_d(e)}$$

cuando $|BDS| > 1.96$, podemos rechazar con un 95% de confianza la hipótesis nula de IID (Brock, Hsieh y LeBaron, 1992).

La dificultad de la aplicación del estadístico BDS es la elección adecuada de la dimensión de inmersión (d) y de la distancia (e) relacionada con la desviación típica de la serie. La elección de la dimensión de inmersión (d) indicada por Brock, Hsieh y LeBaron (1992) es que verifique $n/d \geq 200$, siendo n el tamaño total de la muestra, sugiriendo para 500 o más observaciones una dimensión de inmersión menor o igual que 5. Por otra parte el proceso de cálculo del BDS indica que la elección de la distancia e debe ser la desviación típica de los datos elevada a un cierto exponente b. Nosotros hemos considerado $e = s^b$ de tal forma que el exponente b tome valores comprendidos entre 0.85 y 1.15 con un incremento de 0.05, así se ha calculado el estadístico BDS para siete rangos de distancias.

En los Cuadros 1 y 2 se muestran los resultados obtenidos al aplicar el estadístico BDS a las series IGBM y IS&P una vez se ha efectuado diferencias logarítmicas. Los resultados que se deducen del análisis del IGBM (Cuadro 1) manifiestan el rechazo a la hipótesis nula de que las rentabilidades son IID, ya que los valores obtenidos del BDS son, en todos los casos, superiores al valor crítico 1.96. Mientras que para el IS&P (Cuadro 2), sólo es posible rechazar la hipótesis de IID para dimensiones de inmersión 4 y 5 considerando las distancias $e = s^b$ superiores a la propia desviación típica.

3. Estadístico de Hurst

La dependencia a largo plazo de las series económicas ha sido una hipótesis de trabajo básica en las primeras teorías sobre el ciclo económico. Igualmente, la existencia de memoria estadística de las rentabilidades del mercado de valores ha sido un tema muy atractivo para los analistas financieros. Es preciso distinguir entre dependencia estadística, y por tanto memoria, en una serie temporal a corto y a largo plazo. Intuitivamente, la memoria interna de una serie temporal se puede considerar como la influencia del pasado sobre el futuro. En Lo (1991) encontramos una compleja definición formal de la dependencia a corto y largo plazo.

Para detectar en las series temporales memoria a largo plazo, utilizaremos el análisis de rango reescalado (más brevemente análisis R/S). El análisis R/S es una metodología descubierta por Hurst

(1951) que diseñó un exponente destinado a medir el nivel de fluctuación de los valores de una serie temporal respecto a su media en las diferentes escalas de tiempo.

Dada una serie temporal $\{x_1, \dots, x_N\}$, para cualquier subserie considerada $\{x_{t+1}, \dots, x_{t+n}\}$ donde t es el punto de partida y n la longitud de la subserie, el rango ajustado se define como la diferencia entre las desviaciones acumuladas máxima y mínima respecto a la media de la subserie que se expresa mediante la siguiente relación:

$$R_{t,n} = M \times \sum_{i=1}^r (x_{t+i} - \bar{x}_{t,n}) - M \times \sum_{i=1}^r (x_{t+i} - \bar{x}_{t,n}) \quad 1 \leq r \leq n \quad [1]$$

siendo $\bar{x}_{t,n} = 1/n \sum_{i=1}^n x_{t+i}$ la media aritmética de la subserie. El estadístico R/S, o rango reescalado de fluctuaciones, es el rango de la suma parcial de desviaciones de la serie respecto de su media, expresado en unidades de su desviación típica $S_{t,n}$, esto es:

$$(R/S)_n = R_{t,n} / S_{t,n}$$

este rango crece al aumentar la escala temporal n . Hurst propuso la siguiente ley empírica de tipo potencial para describir dicho crecimiento

$$(R/S)_n = c n^H, \quad c \in \mathbb{R}_+$$

El exponente de Hurst, H , puede ser estimado realizando una regresión mínimo cuadrática ordinaria entre $\log(R/S)_n$ y $\log n$, por medio de la siguiente ecuación

$$\log(R/S)_n = \log c + H \log n$$

Por el reescalamiento de los datos a media cero y desviación típica uno, es posible comparar fenómenos y escalas de tiempo diferentes. Hurst concluyó mediante sus simulaciones que si un sistema fuese independientemente distribuido, entonces se verificaría $H = 1/2$.

Por otra parte, Mandelbrot (1972) desarrolló un tipo especial de correlación destinada a medir el impacto del presente sobre el futuro: $C_n = 2^{2H-1} - 1$, donde C_n es la correlación en el período n . Como el exponente H de Hurst varía entre 0 y 1, es fácil observar en esta relación que si $H = 1/2$ se verifica $C_n = 0$ y no hay dependencia estadística a largo plazo; si $H > 1/2$ entonces $C_n \in (0,1)$, existe por tanto una correlación positiva indicando que la serie muestra una tendencia o dependencia estadística a largo plazo denominada *persistencia*; mientras que si $H < 1/2$ se prueba que $C_n \in (-1,0)$ siendo la correlación negativa

y en consecuencia se origina una *antipersistencia*.

La evolución temporal del valor medio del estadístico de Hurst puede simularse mediante la fórmula obtenida por Anis y Lloyd (1976):

$$E(R/S)_n = [\Gamma(0.5(n-1)) / (p^{1/2} \Gamma(0.5n))] \sum_{r=1}^{n-1} [(n-r)/r]^{1/2} \quad [2]$$

3.1. Detección de Ciclos No Periódicos

La idea de que los mercados financieros posean comportamientos cíclicos regulares, ocultos por ruido y otro tipo de perturbaciones irregulares, es antigua y controvertida. Esta idea se encuentra en la base del Análisis Técnico y ha sido ampliamente contestada por la comunidad científica a través de la Teoría de los Mercados Eficientes.

Los ciclos no periódicos pueden ser explicados matemáticamente desde dos teorías completamente diferentes. Pueden ser concebidos como ciclos estadísticos, conocidos en la actualidad como *procesos persistentes de Hurst*. Se trata de caminos aleatorios con deriva que consisten en procesos estocásticos con memoria y cambios abruptos en dirección y magnitud. En tal caso la duración del ciclo carece de significado y no tiene sentido plantearse una duración media del ciclo (Mandelbrot, 1972). Por otra parte, los ciclos no periódicos también pueden considerarse originados por dinámicas deterministas no lineales conocidas genéricamente como caos determinista. Tales sistemas admiten en sus atractores extraños ciclos irregulares, ciertamente no periódicos, cuya forma y duración evoluciona a través del tiempo.

Hurst (1951) propuso el *Estadístico V* para estudiar cuando se rompe el crecimiento del rango reescalado en la representación $\log(R/S) / \log n$. Tal estadístico da una medida más precisa de la longitud del ciclo y es bastante robusto ante la presencia de ruido. El estadístico *V* se define como

$$V_n = \frac{(R/S)_n}{\sqrt{n}}$$

En la medida que la serie temporal estudiada constituya un proceso de variables aleatorias independientes y el rango reescalado se comporte por tanto en la forma $(R/S)_n = c n^{1/2}$, la representación de $\log V_n$ frente a $\log n$ resultará una línea casi horizontal que puede aproximarse por el estadístico de Anis y Lloyd deducido de la Ecuación [2]. Si el proceso fuese persistente y el rango reescalado creciese con un exponente superior a 1/2, esto es, si $(R/S)_n = c n^H$ con $H > 1/2$, la representación gráfica de $\log V_n$ frente a $\log n$ dará lugar a una pendiente positiva; por el contrario, si $H < 1/2$ la pendiente entonces sería negativa.

El Cuadro 3 muestra el resultado de aplicar el estadístico V_n de Hurst en la versión de Mandelbrot a las dos series IGBM y IS&P. La elección de las longitudes n de las distintas submuestras se ha realizado considerando la parte entera del resultado de dividir por todos los números naturales el tamaño de la

muestra hasta llegar al valor inmediatamente anterior a 360, a partir del cual se establecen submuestras que van de 30 en 30, considerando la mínima submuestra de 10 datos que corresponde a un período bursátil de dos semanas.

3.2 Detección de Ciclos Periódicos

Existe una metodología para detectar ciclos periódicos observando el estancamiento en el crecimiento del estadístico de Hurst, por medio de la aparición de "picos" en su representación gráfica frente a $\log(n)$ [ver Peters (1994) como referencia general].

Los valores en negrita que están señalados en el Cuadro 3, indican los valores de n donde se produce estancamientos en la evolución del estadístico V_n , revelando el tamaño de las submuestras de la serie a partir de las cuales se manifiestan indicios de comportamiento cíclico en el proceso.

La Figura 1 analiza gráficamente el estadístico de Hurst en la versión de Mandelbrot para el IGBM y el IS&P. También hemos *barajado* aleatoriamente diez veces cada una de estas series y aplicado el estadístico de Hurst. Se constata que tras el proceso de barajado, las series temporales pierden todas sus características iniciales. Los gráficos representados en la Figura 1 incluyen la simulación de Anis y Lloyd sobre el estadístico V de Hurst del camino aleatorio, tal y como señala la Ecuación [2], con el fin de realizar comparaciones. En estos gráficos es posible observar los estancamientos en el crecimiento del estadístico V_n que se manifiestan en forma de "picos" (y que corresponden a los valores en negrita del Cuadro 3). Para el IGBM (Figura 1 superior), ésta metodología detecta posibles ciclos cuyos períodos son aproximadamente 120, 180, 509, 622, 1120 y 2802 observaciones. Para el IS&P (Figura 1 inferior), se detectan, análogamente diversos "picos", que muestran indicios de ciclos cuyos períodos son 90, 150, 383, 472, 767, 1023 y 1534 observaciones.

5. Conclusiones

El chartismo como forma de especulación parte de la existencia de diversas escalas de memoria dentro de las series financieras. Según el Análisis Técnico, el empleo de multitud de reglas de mercado basadas en el comportamiento de las cotizaciones, abre la posibilidad de obtener rendimientos superiores a los normales en las inversiones de forma persistente. El conjunto de reglas chartistas apunta hacia una doble hipótesis sobre las series temporales de precios en los mercados financieros. Por un lado, en las cotizaciones se mezclan diversos procesos de memoria a largo plazo que darían lugar a algún tipo de comportamiento cíclico; por otro, persisten diversos patrones de comportamiento predecibles a corto plazo.

Los resultados obtenidos no presentan contradicción con otros ya realizados sobre el mercado español como son los de Blasco y Santamaría (1994a,b), Olmeda y Pérez (1995), Blasco, Del Río y Santamaría (1995).

En líneas generales, las conclusiones en los contrastes empíricos realizados son los siguientes: el estadístico BDS resulta completamente significativo en el Índice General de la Bolsa de Madrid, revelándose la presencia de estructuras potencialmente predecibles a corto plazo. Los resultados son sólo en algunas excepciones significativos para el Índice S&P 500 de la Bolsa de Nueva York. Al aplicar el estadístico de Hurst, los efectos de memoria a largo plazo, por medio de la persistencia, son detectados de forma mucho más significativa en el IGBM que en IS&P.

El IGBM presenta por tanto, estructuras potencialmente predecibles tanto a corto como a largo plazo de forma mucho más significativa que IS&P. En este sentido, como conclusión general de éste trabajo, podría decirse que el mercado de Madrid resulta menos eficiente que el mercado de Nueva York. Una explicación a este hecho habrá de buscarse en que el mercado de Madrid presenta un reducido volumen de contratación de títulos intercambiados diariamente, lo que le hace muy sensible a los efectos especulativos de los inversores institucionales extranjeros que buscan rendimientos extraordinarios muy inmediatos.

Por último, queda por explicar cómo es posible la existencia de patrones potencialmente predecibles a corto y largo plazo dentro de un mercado financiero, lo que confirmaría el éxito de alguna de las reglas chartistas. La literatura de las expectativas racionales ha negado sistemáticamente la posibilidad de éxito de las reglas chartistas por medio de la paradoja de la predecibilidad: *Si todo el mundo sabe que las cotizaciones van a subir, por ejemplo, pasado mañana, todos comprarían mañana y destruirían la propia predicción*; es decir, las profecías en la Bolsa se anulan a sí mismas.

Algunos teóricos como Bowden (1990) han puesto en cuestión el carácter limitado de esta paradoja ante la complejidad de un mercado real. Si un número considerable de agentes sigue las reglas de tipo chartista, tales reglas podrían de esta forma encontrar con ello una autojustificación. Por otro lado, también puede observarse que la paradoja de la predecibilidad desaparece si el número de reglas chartistas es múltiple, el número de agentes que las siguen no constituyen la totalidad del mercado y existen diversos horizontes temporales de inversión.

6. Referencias Bibliográficas

- Anis, A. y Lloyd, E. (1976): "The Expected Value of the Adjusted Rescaled Hurst Range of Independent Normal Summands", *Biometrika*, 63.
- Bajo, O., Fernández, F. y Sosvilla, S. (1992a): "Chaotic Behaviour in Exchange-Rate Series: First Results for the Peseta-U.S. Dollar Case", *Economic Letters*, vol. 39, pp. 207-211.
- Bajo, O., Fernández, F. y Sosvilla, S. (1992b): "Volatilidad y predecibilidad en las series del tipo de cambio peseta-dólar: un enfoque basado en el caos determinista", *Revista Española de Economía*, vol. 9, nº 3, pp. 91-109.
- Blasco, N. Del Río, C. y Santamaría, R. (1995): "Teoría del caos y mercados de capitales: Un estudio exploratorio del Índice General de la Bolsa de Madrid 1980-1993", *Información Comercial*

Española, nº 746.

Blasco, N. y Santamaría, R. (1994a): "Memoria a largo plazo en el mercado de valores español: una aproximación mediante el análisis R/S", *Investigaciones Económicas*, vol. XVIII(3), pp 571-583.

Blasco, N. y Santamaría, R. (1994b): "No Linealidades en el Mercado de Valores Español", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, (próxima aparición).

Bowden, R.J. (1990): "Predictive Disequilibria and the Short Run Dynamics of Asset Prices", *Australian Journal of Management*, vol. 15(1), pp. 65-87.

Brock, W.A., Dechert, W.D. y Scheinkman, J. (1987): "A Test for Independence based on the Correlation Dimension", Department of Economics, University of Wisconsin, Madison, University of Houston and University of Chicago.

Brock, W.A., Hsieh, D.A. y LeBaron, B. (1992): *Nonlinear Dynamics, Chaos and Instability*, MIT Press.

Chiarella, C. (1992): "The Dynamics of Speculative Behaviour", *Annals of Operations Research*, vol.37, pp.101-124.

Edwards, R.D. y Magee, J. (1989): *Technical Analysis of Stock Trends*. Gesmovasa.

Hurst, H. E. (1951): "The long-term storage capacity of reservoirs", *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, vol. 116, pp. 770-808.

Lo, A.W. (1991): "Long-term memory in stock market prices", *Econometrica*, vol. 59, pp. 1279-1313.

Mandelbrot, B. (1972): "Statistical methodology of non-periodic cycles: From the covariance to R/S Analysis", *Annals of Econ. and Social Measurement*, vol.1.

Olmeda, I. y Pérez, J. (1995): "Non-linear Dynamics and Chaos in the Spanish Stock Market", *Investigaciones Económicas*, vol(XIX) (2), pp. 217-248.

Peters, E.E. (1994): *Fractal Markets Analysis*. John Wiley & Sons, Inc.

Cuadro 1. Estadístico BDS para el Índice General de la Bolsa de Madrid

d	$s^{0.85}$	$s^{0.90}$	$s^{0.95}$	s	$s^{1.05}$	$s^{1.10}$	$s^{1.15}$
2	2.81	3.34	3.71	3.86	3.79	3.55	3.19
3	5.43	6.08	6.31	6.09	5.53	4.75	3.88
4	7.73	8.16	7.91	7.10	5.95	4.69	3.50
5	9.54	9.49	8.62	7.22	5.62	4.09	2.81

Nota: Valores críticos BDS: 1.96 (5%)

Cuadro 2. Estadístico BDS para el Índice S&P 500 de la Bolsa de Nueva York

d	$s^{0.85}$	$s^{0.90}$	$s^{0.95}$	s	$s^{1.05}$	$s^{1.10}$	$s^{1.15}$
2	0.87	0.96	0.94	0.86	0.72	0.59	0.45
3	1.90	1.94	1.74	1.41	1.05	0.74	0.50
4	2.93	2.76	2.25	1.62	1.07	0.66	0.38
5	3.86	3.38	2.51	1.63	0.96	0.52	0.26

Nota: Valores críticos BDS: 1.96 (5%)

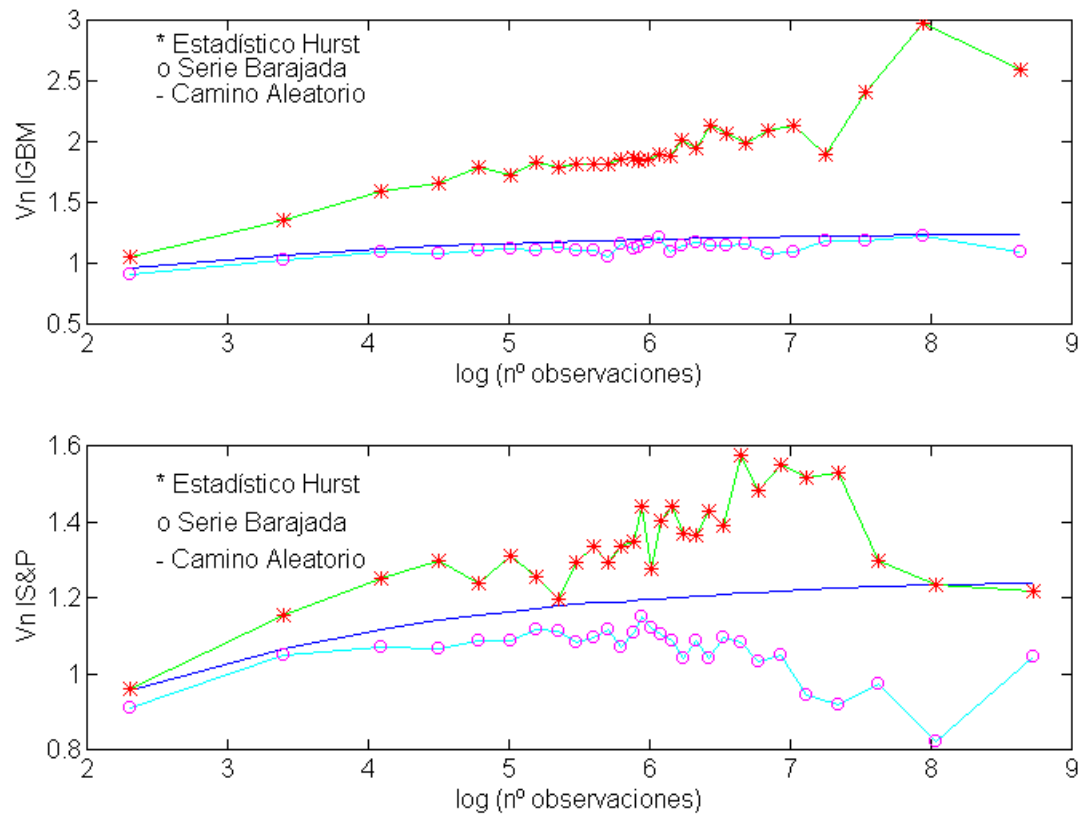


Figura 2

Análisis del Estadístico V_n de Hurst al IGBM (figura superior) y al IS&P 500 (figura inferior)

Cuadro 3. Análisis del Estadístico de Hurst a IGBM y IS&P

n IGBM	V_n IGBM	n IS&P	V_n IS&P
10	1.05	10	0.96
30	1.36	30	1.15
60	1.59	60	1.25
90	1.66	90	1.30
120	1.79	120	1.24
150	1.73	150	1.31
180	1.83	180	1.25
210	1.79	210	1.19
240	1.81	240	1.29
270	1.81	270	1.33
300	1.81	300	1.29
330	1.85	330	1.33
360	1.87	360	1.35
373	1.84	383	1.44
400	1.85	409	1.28
431	1.90	438	1.40
467	1.89	472	1.44
509	2.02	511	1.37
560	1.95	558	1.37
622	2.13	613	1.43
700	2.07	682	1.39
800	1.99	767	1.57
934	2.10	877	1.48
1120	2.13	1023	1.55
1401	1.89	1227	1.52
1868	2.41	1534	1.53
2802	2.97	2046	1.30
5604	2.59	3069	1.23
-----	-----	6139	1.22

Nota: Los valores en negrita indican "picos" a partir de los cuales se manifiestan indicios de comportamiento cíclico