

# Relación de Largo Plazo Entre el Mercado Accionario Mexicano y Estadounidense

## Long-term relation between Mexican and American Shares Market

**Christian Espinosa M.<sup>1</sup>, Enrique Ramos M.<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Magíster. Universidad Diego Portales, Escuela de Auditoría, e-mail: christian.espinosa@udp.cl <sup>2</sup>Master. Universidad San Sebastián, Facultad de Economía y Negocios, e-mail: enrique.ramosmeza@gmail.com

**RESUMEN.** Este trabajo investiga si las relaciones de largo plazo entre la bolsa de valores mexicana con su contraparte estadounidense, reportada por Arellano (1993), se sostienen para el periodo 1980-2007. Para este efecto se realiza un análisis de cointegración de acuerdo a la metodología de Engle y Granger (1987) y Johansen (1991). Los resultados reportan que ambos mercados no están cointegrados. La explicación que se sustenta en nuestro estudio proviene del quiebre estructural en la relación de cointegración para los periodos de tiempo que se indican, respaldada por la teoría de caos, específicamente, se corroboró la existencia de un comportamiento caótico en dichas series.

**Palabras clave:** Análisis de cointegración, Teoría de Caos, exponente de Lyapunov.

**ABSTRACT.** This paper investigates if the relationships between the Mexican and the American stock market, presented by Arellano (1993), are still maintainable for the 1980-2007 period. In order to accomplish this, a cointegration analysis has been made in accordance with the methodology of Engle and Granger (1987) and Johansen (1991). The results show that both markets are not cointegrated. The explanation presented in our research comes from the structural break in the cointegration relationship for the period indicated, backed by the chaos theory. Specifically it has been corroborated that there is a chaotic behavior in those series.

**Keywords:** Cointegration analysis, Chaos Theory, Lyapunov exponent.

(Recibido: 10 de julio de 2009. Aceptado: 30 de noviembre de 2009)

## INTRODUCCION

Durante los últimos años el proceso de diversificación internacional ha adquirido particular importancia dada la globalización y liberalización de los mercados financieros. En efecto, los avances tecnológicos, de comunicaciones y transporte, entre otros, han permitido que “inversionistas mundiales” participen en mercados globales tomando posiciones en diversos activos financieros alrededor del mundo, lo que no ha estado libre de riesgos. La crisis rusa, asiática, entre otras, y más recientemente la de créditos hipotecarios en Estados Unidos ha dispuesto que los “inversionistas locales” reconsideren sus decisiones de invertir en mercados extranjeros. En particular, han puesto especial atención en cuantificar la correlación o el grado de integración que tiene un mercado específico (como lo es el mercado accionario) con otros (mercado de divisas y de bonos por ejemplo) a nivel nacional como internacional. De esta manera, determinar si un mercado bursátil está integrado a otro adquiere particular importancia.

En concreto, la integración de los mercados mexicanos y estadounidense indicaría que *shocks* no esperados en los Estados Unidos serían transmitidos a la economía mexicana, afectando la función de retornos de los activos participantes del mercado bursátil local. Es decir, los *shocks* en el mercado estadounidense afectarían el portafolio del mercado local. Dado esto, inversionistas locales reordenarán sus portafolios individuales ocasionando cambios en el precio de los activos, lo cual es concordante con los resultados de Parisi (1997) para ADRs chilenos. Bajo este contexto, la segmentación pareciera ser una barrera de protección para los inversionistas locales, sin embargo, estos inversionistas pueden ver aumentado el valor de sus inversiones como también verla disminuir considerablemente. En efecto, si el *shock* no esperado en los Estados Unidos es positivo, inversionistas locales irán a este mercado para apropiarse de las ganancias ocasionadas por el evento positivo; en caso contrario, ante un *shock* no esperados en los Estados Unidos negativo, los inversionistas internacionales acudirán a mercados segmentados con el fin de proteger el valor de sus inversiones provocando variaciones en el valor de los activos en el mercado local. Por lo tanto, la diversificación internacional tendrá un impacto mayor o menor en el valor de una cartera de activos, dependiendo si el mercado local se encuentra integrado o segmentado al internacional.

Ya en el año 1970 Levy y Sarnat manifestaron que la diversificación internacional maximiza el valor de una cartera de activos. A partir de entonces otros

autores como Solnik (1974), Roll (1992) y Longin y Solnik (1995), entre otros, han estudiado las correlaciones existentes entre diferentes mercados y países y han resaltado la importancia de conocer el grado de integración entre éstos. Benelli y Ganguly (2007), por ejemplo, estudiaron la relación entre el mercado financiero de Estados Unidos y el mercado de valores, de divisas y de bonos de siete países latinoamericanos (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México, Perú y Venezuela) encontrando para el de valores un incremento de la sensibilidad de los mercados bursátiles latinoamericanos ante *shocks* en la contraparte estadounidense; una caída de la sensibilidad de los mercados de divisas atribuidas a la mayor flexibilidad del tipo de cambio; y una vinculación débil entre el mercado de bonos corporativos de Latinoamérica y el de Estados Unidos.

Esta disparidad en los resultados puede suponer que, si bien los vínculos financieros han aumentado en los últimos años entre distintos mercados y países, éstos no son de la magnitud que se esperaría. Así, por ejemplo, Phylaktis y Ravazzolo (2005) lo confirman al investigar dichos vínculos entre los países asiáticos Hong Kong, Corea del Sur, Malasia, Singapur, Taiwán y Tailandia con Japón y Estados Unidos. Los autores reportan, para la década de 1980, que las relajaciones de la propiedad extranjera no son suficientes para atraer inversionistas externos y que existen otros factores que afectan las decisiones de diversificación internacional.

En Latinoamérica existe diversa evidencia acerca de la relación entre mercados accionarios (Defusco et al., 1996 y Chen et al., 2002). Más recientemente, Valdés (2006) encuentra una relación de cointegración en los mercados accionarios de Argentina, Brasil, Chile y México con el de Estados Unidos para el periodo comprendido entre 1991 y 2005.

En México, particularmente, se han estudiado las relaciones de largo plazo y de causalidad para la actividad económica y diversos mercados. Por ejemplo, Garcés (2005) analiza el periodo 1980-2000 y reporta que el PIB y sus componentes tienen relaciones de cointegración con el índice de producción industrial de Estados Unidos y el tipo de cambio real; por su parte, Guzmán et al. (2007) estudiaron las relaciones de causalidad entre el tipo de cambio *spot* y el índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para el periodo 1996-2006 encontrando, en general, que el mercado cambiario sigue al mercado bursátil.

Para el mercado accionario, específicamente, un trabajo seminal que estudió las relaciones de largo plazo entre el mercado bursátil mexicano y estadounidense fue el de Arellano (1993). En dicho trabajo

el autor encuentra que los movimientos del mercado accionario estadounidense tienen un impacto importante en la Bolsa Mexicana. Empleando la técnica de cointegración desarrollada por Engle y Granger (1987) reporta para el periodo que los movimientos del mercado bursátil mexicano reflejan el 20% de los movimientos del mercado bursátil norteamericano. El autor manifiesta, además, que dicha influencia es primordialmente resultado de ajustes especulativos que responden a cambios no permanentes de muy corto plazo en el mercado estadounidense. Sin embargo, indica que lo encontrado es de carácter parcial. Los resultados de Arellano (1993) son confirmados posteriormente por Naranjo (1997), el cual encuentra una relación de largo plazo entre el IPC y los índices accionarios de Estados Unidos y el Reino Unido. De esta forma, el estudio de Arellano (1993) es tomado como base del presente trabajo para estudiar si los resultados de dicha investigación se han mantenido a lo largo del tiempo.

## DATOS Y METODOLOGIA

### Datos

Los datos seleccionados corresponden al precio de cierre diario del Índice de Precios y Cotización de México (IPC) y el Dow Jones Index (DJI) para el periodo comprendido entre el 02 de enero de 1980 y el 14 de diciembre de 2007. La elección del número de datos se ajustó a los requerimientos de los diversos cálculos estimados, a la comparación con el estudio de Arellano (1993) y a la disponibilidad de los mismos. La fuente de información fue Economática.

### Metodología

Utilizando los retornos logarítmicos de las series en estudio se contrasta no normalidad, no linealidad, dependencias de largo plazo y si éstas series presentan un comportamiento caótico. Para lo primero se realizan las pruebas de skewness, kurtosis y Jarque-Bera. Para contrastar no linealidad se utiliza

el test no paramétrico BDS propuesto por Brock et al. (1987) e implementado en conjunto con Le Baron (1996). Para determinar las dependencias de largo plazo se utiliza el coeficiente de Hurst a partir del análisis del rango reescalado propuesto por Hurst (1951) y posteriormente afinados por Mandelbrot y Wallis (1969) y Mandelbrot (1972, 1975). Finalmente, para detectar si estas series presentan un comportamiento caótico se emplea el Exponente de Lyapunov (Eckmann y Ruelle, 1992).

La no linealidad, no normalidad y detección de comportamiento caótico son chequeadas para el período completo en estudio. Para detectar dependencias de largo plazo se utilizó un muestra de 759 datos para el índice DJI y 732 datos para el IPC, es decir desde el 02 de enero de 1980 al 30 de diciembre de 1982, con esta información se estimó el coeficiente de Hurst de forma recursiva para el resto de la muestra (6299 datos extramuestrales del índice DJI y 6244 del índice IPC).

### No normalidad

La **Tabla 1** presenta los cuatro primeros momentos de la distribución de los retornos diarios de los índices en estudio. Se observa que el retorno promedio diario del IPC es de 0,14%, lo que implica un retorno anualizado de 33,6%. Para el DJI el retorno promedio diario registra un 0,04%, lo que representa un retorno anualizado de 9,6%. A su vez, la desviación estándar promedio diaria para el IPC alcanza a 1,89%, por lo que la tasa anualizada representa un 29,3%, para DJI la desviación estándar promedio diaria alcanza a 1,05%, por lo que la tasa anualizada representa un 16,3%. La primera lectura indica que, todo lo demás constante, una inversión realizada en la bolsa de valores de México en 1980 y mantenida hasta fines del 2007 hubiera rendido 3,5 veces más que si se hubiese realizado esta misma operación en Estados Unidos, esto asumiendo un 80% más de riesgo que el registrado para el DJI.

**Tabla 1.** Datos y Momentos de los Índices Bursátiles IPC y DJI

	IPC	DJI
N	6975	7056
F. Inicio	2-1-1980	2-1-1980
F. Término	14-12-2007	14-12-2007
Max.	23,58%	9,67%
Min.	-20,24%	-25,63%
Media	0,14%	0,04%
Des. St.	0,018	0,0105
Skewness	-0,05	-2,21
Kurtosis	21,58	58,59
JB	100291,80	914377,67

Por otra parte, el coeficiente *skewness* acepta la hipótesis nula de que el coeficiente de asimetría tiene un valor cercano a 0 para el índice IPC y la rechaza para el DJI. Por su parte, el coeficiente de kurtosis genera un estadístico z mayor a 1,96, en valor absoluto, lo que rechaza la hipótesis nula de que dicho coeficiente tenga un valor de 3 para ambos índices. Esta característica es observada habitualmente en retornos de activos financieros (*leptokurtosis*).

Por último, los resultados del test de Jarque-Bera muestran, claramente, que la probabilidad de que las series de retornos de los índices IPC y DJI provengan de una distribución normal es casi nula. Así, la no normalidad y la elevada *kurtosis* suelen ser indicios de que la serie ha sido generada por un proceso no lineal. En resumen, los retornos de los índices bursátiles IPC y DJI no son bien descritos por una distribución normal.

### No linealidad

Para detectar no linealidad se emplea el test no paramétrico BDS propuesto por Brock et al. (1987) e

implementado en conjunto con Le Baron (1996). La hipótesis nula del test BDS ( $H_0$ ) es que la serie está independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.). Por lo tanto, si eventualmente existiese algún tipo de dependencia entre las observaciones éstas deberían ser producidas por algún mecanismo no lineal de generación de datos. Los autores demuestran que el estadístico del test se distribuye asintóticamente como una normal estándar (con media cero y varianza unitaria).

Es importante señalar que la eficiencia del test BDS al aplicarlo en muestras pequeñas es mejor para dimensiones menores ( $m$ ), no obstante siempre mejorarán los resultados al ampliar el tamaño muestral independiente de la dimensión y la distancia consideradas (Kanzler, 1999). Además, el test tiene potencia para detectar dependencia no lineal determinista y no lineal estocástica. Con el objetivo de obtener consistencia en los resultados, en este trabajo se consideraron 8 dimensiones ( $2 \leq m \leq 10$ ) y 4 distancias ( $\epsilon$ ) diferentes ( $0.5 \sigma, 1 \sigma, 1.5 \sigma, 2 \sigma$ ).

**Tabla 2.** Resultado del Test BDS aplicado a las series de retornos de los Índices Bursátiles IPC y DJI y a las series de residuos de los modelos AR(31) y AR(26) respectivamente

	Desv.Est.	m=2	m=3	m=4	m=5	m=6	m=7	m=8	m=9	m=10
<b>IPC</b>	0,5	27,49	32,88	38,08	44,04	51,19	61,21	73,73	89,31	108,99
Serie de Retornos	1	28,55	33,07	36,50	39,86	43,62	48,13	53,22	58,95	65,70
	1,5	28,77	32,69	34,96	36,72	38,42	40,27	42,05	43,92	45,94
	2	28,46	32,12	33,67	34,51	35,16	35,77	36,20	36,60	37,04
<b>IPC</b>	<b>D.E.</b>	<b>m=2</b>	<b>m=3</b>	<b>m=4</b>	<b>m=5</b>	<b>m=6</b>	<b>m=7</b>	<b>m=8</b>	<b>m=9</b>	<b>m=10</b>
Serie de Residuos Ar(31)	0,5	22,26	27,39	32,47	37,98	44,15	52,60	62,35	74,70	88,99
	1	23,67	28,48	32,44	36,10	39,90	44,33	49,12	54,56	60,69
	1,5	24,13	28,61	31,56	33,76	35,71	37,70	39,65	41,70	43,80
	2	24,21	28,26	30,64	32,00	32,93	33,74	34,41	35,05	35,65
<b>DJI</b>	<b>D.E.</b>	<b>m=2</b>	<b>m=3</b>	<b>m=4</b>	<b>m=5</b>	<b>m=6</b>	<b>m=7</b>	<b>m=8</b>	<b>m=9</b>	<b>m=10</b>
Serie de Retornos	0,5	6,12	9,35	11,87	15,02	18,59	22,85	27,83	34,44	42,33
	1	7,98	11,59	14,10	16,86	19,80	22,70	25,70	29,19	33,16
	1,5	10,54	14,22	16,61	18,83	21,03	22,86	24,62	26,53	28,55
	2	13,02	16,59	18,89	20,62	22,28	23,53	24,63	25,72	26,78
<b>DJI</b>	<b>D.E.</b>	<b>m=2</b>	<b>m=3</b>	<b>m=4</b>	<b>m=5</b>	<b>m=6</b>	<b>m=7</b>	<b>m=8</b>	<b>m=9</b>	<b>m=10</b>
Serie de Residuos Ar(26)	0,5	5,94	9,09	11,59	14,73	18,24	22,37	27,28	34,10	42,35
	1	7,93	11,49	13,99	16,71	19,63	22,49	25,51	29,06	33,10
	1,5	10,48	14,22	16,64	18,80	20,96	22,76	24,51	26,44	28,49
	2	12,88	16,58	18,88	20,54	22,15	23,37	24,45	25,53	26,60

Fuente: Datos de la investigación.

Los resultados del test BDS que se muestran en la **Tabla 2** evidencian estructuras no lineales en las series de retornos de los índices IPC y DJI, respectivamente, para todas las dimensiones y distancias utilizadas. Paralelamente, y de acuerdo al método propuesto por Brock (1986), se aplicó el test BDS a una serie de residuos no correlacionados de un modelo estimado a partir de los retornos de dichos índices, ajustados con el mejor retardo de un proceso autorregresivo. Dichos resultados respaldan completamente los obtenidos sobre las series de retornos originales. En síntesis, se evidencia un comportamiento no-lineal en la serie de retornos de los índices IPC y DJI, así como en la serie de residuos de los modelos estimados.

### Dependencia de Largo Plazo

El análisis del rango reescalado, o análisis R/S, propuesto por Hurst (1951) y posteriormente afinados por Mandelbrot y Wallis (1969) y Mandelbrot (1972, 1975) permite determinar la existencia de dependencias a largo plazo como consecuencia de la tendencia que presentan las observaciones a desviarse del valor medio, durante un período de tiempo más o menos prolongado. Así, el estadístico R/S mide el rango de las desviaciones de las sumas parciales de una serie temporal respecto de su media, reescalado por la desviación típica de la serie. Una consecuencia importante del análisis del rango reescalado es que permite determinar el exponente de Hurst. Mandelbrot y Wallis (1969) afirman que el rango reescalado de las subseries está asintóticamente relacionado con su longitud, formalmente plantean:

$$R/S \rightarrow (a * N)^H \quad (1)$$

Donde  $a$  es una constante,  $N$  es el número de observaciones,  $H$  es el exponente o coeficiente de Hurst,  $R/S$  es el estadístico R/S que depende del (1) tamaño de la serie y que se define como el rango de

variación de la serie partido por su desviación típica. Así, cuando  $R/S(N)$  es observado sobre varios valores de  $N$  y aplicando una regresión de mínimos cuadrados ordinarios, se sigue que:

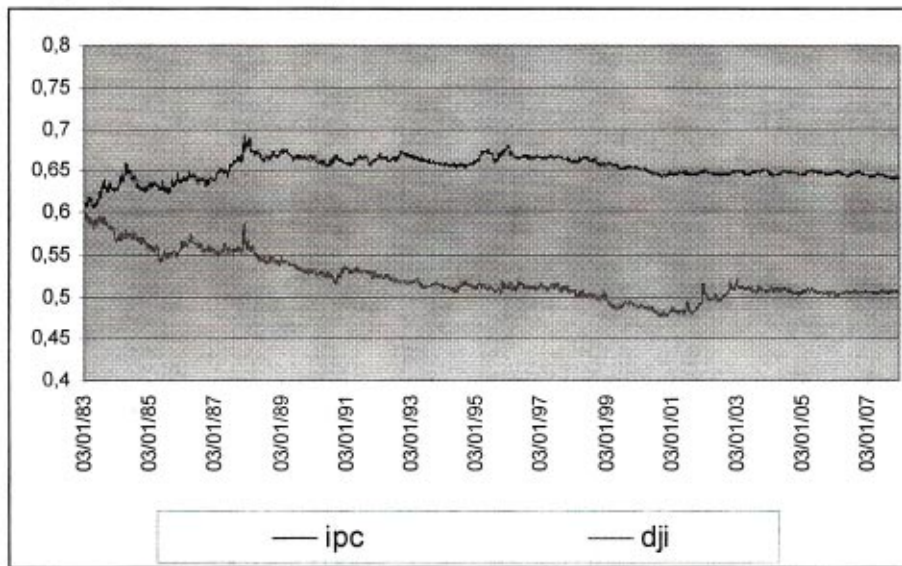
$$\log R/S = a + H \log N \quad (2)$$

Donde  $H$  es el coeficiente de Hurst. Mandelbrot (1972) demuestra que  $H$  puede variar entre 0 y 1. Así, si se encuentra entre 0,5 y 1 indicaría persistencia en la serie, si se encuentra entre 0 y 0,5 indica no-persistencia y un valor igual a 0,5 indicaría "ruido blanco". Cabe señalar que Lo (1991) plantea que, si bien es cierto que el análisis R/S puede detectar dependencia de largo plazo en series temporales, dicho análisis presenta sensibilidad a la dependencia de corto plazo. Para soslayar esta deficiencia plantea una modificación al rango reescalado que denomina *rango reescalado modificado* (RRM). Sin embargo, se ha encontrado evidencia que el análisis de Lo (1991) sobrerrechaza la hipótesis de memoria larga (Teverovsky, Taqqu y Willinger, 1999).

Se encuentra para el periodo comprendido entre el 02 de enero de 1983 y el 14 de diciembre de 2007, (6299 datos extramuestrales del índice DJI y 6244 del índice IPC) un coeficiente de Hurst promedio de 0,65 para el IPC y de 0,52 para el DJI, computados de manera recursiva con 732 datos para el índice IPC

y 759 datos para índice DJI, es decir desde el 02 de enero de 1980 al 30 de diciembre de 1982. Los resultados que se muestran el **Figura 1** indican que las series en estudio denotan dependencias de largo plazo. No obstante, esta característica tiende a desaparecer a medida que transcurre el tiempo. En particular, la serie DJI pierde memoria más rápido que el índice IPC. A su vez, pareciera que esta pérdida de memoria se debiera a que dichas series aprenden de su pasado. En efecto, la crisis "Tequila" impactó negativamente en las dependencias de largo plazo, sin embargo posteriores crisis como por ejemplo la "Asiática" tuvo un impacto menor. Es más, el atentado a la "Torres Gemelas" pasó casi inadvertido y pareciera que los índices bursátiles en estudio absorbieran dicho *shock* de forma endógena, consistente con el efecto *reset* reportado por Espinosa (2007) para retornos accionarios latinoamericanos. El efecto *reset* consiste en que a pesar que las series de retornos bursátiles mantienen las propiedades estadísticas que tenían antes de una crisis financiera, luego que ocurren éstas, dichas series pierden memoria.

**Figura 1.** Coeficiente de Hurst de acuerdo a la regresión por mínimos cuadrados ordinarios:  $\log R/S = a + H \log N$  para las series IPC y DJI



**Comportamiento Caótico**

El Exponente de Lyapunov ( $\lambda$ ) (Eckmann y Ruelle, 1992) es utilizado para estimar la complejidad de los sistemas dinámicos. Básicamente, mide la sensibilidad a las condiciones iniciales y representa la separación exponencial entre dos trayectorias, inicialmente próximas, al cabo de  $N$  pasos o iteraciones.

Existen diferentes algoritmos para calcular el máximo exponente de Lyapunov (Wolf, Swift, Swinney y Vastano, 1985; Sato, Sano y Sawada, 1987; Casdagli, 1989). No obstante, la mayoría de estos métodos no son aplicables para series de tiempo pequeñas y son relativamente difíciles de implementar. Rosenstein et al. (1993) desarrollaron un método que, después de reconstruir la dinámica del atractor, permite que el algoritmo desarrollado localice el punto  $Y_n^q$  más cercano a cada punto de la trayectoria  $Y_n^q$ . Además, impone la restricción adicional que los puntos vecinos

más cercanos deben tener una separación espacial mayor que el período medio de las series de tiempo. Esto permite considerar que cada par de vecinos corresponden a condiciones iniciales muy cercanas pero de diferentes trayectorias. Así, el máximo exponente de Lyapunov es aproximadamente la velocidad media de separación de los puntos vecinos más cercanos (véase Espinosa, Parisi y Parisi, 2007 para más detalles).

Los resultados del exponente de Lyapunov, que se encuentran resumidos en **Tabla 3**, indican que  $\lambda > 0$  para todas las series originales y de retornos de los índices IPC y DJI, lo que representa una conclusión robusta de la existencia de un comportamiento caótico en dichas series. Para obtener dicho exponente se utilizó el programa MTRCHAOS y MTRLYAP, elaborado por Rosenstein, Collins y De Luca (1993).

**Tabla 3.** Exponente de Lyapunov para las series en estudio utilizando el programa MTRCHAOS y MTRLYAP correspondiente al algoritmo de Rosenstein

Índice	Serie	Max. Exponente de Lyapunov
IPC	Original	0,000812
	Retornos	0,021780
DJI	Original	0,058360
	Retornos	0,049820

Fuente: Collins y De Luca (1993).

### ANÁLISIS DE COINTEGRACION

En un vector estocástico  $v(t)$ , las  $k$  componentes están *cointegradas* si cada una de ellas es integrada con orden de integración  $d > 0$  y existe combinación lineal  $B^T v(t)$  integrada de orden menor, digamos  $d-h$ , con  $h > 0$  (donde  $d-h$  corresponde al *orden de cointegración* de las  $x_i(t)$  y, en tal caso,  $B$  corresponde al *vector de cointegración*).

Ahora, si los componentes del vector  $v(t)$  son integrados de orden  $d=1$ , se puede establecer una re-

lación de causalidad entre ellas (Engle y Granger, 1987). En ausencia de una relación de causalidad entre las coordenadas de  $v(t)$  Johansen (1991) propone un test basado en los vectores propios de la matriz de largo plazo. Específicamente los contrastes “traza” y de “máximo valor propio”. El test tiene origen en un VAR que adopta la forma de modelo corrector de errores de acuerdo a la siguiente expresión:

$$\Delta v(t) = \mu + \Pi v(t-1) + \sum_{j=1}^{p-1} \Omega_j \Delta v(t-j) + \epsilon(t) \tag{3}$$

Donde  $v(t)$ ,  $\mu$  y  $\epsilon(t) \in \mathbb{R}^k$ ,  $\Pi$  y  $\Omega_j$  son matrices de orden  $k$ . La hipótesis nula a contrastar es  $H_0 : \text{rango}(\Pi) = r$  vs.  $H_1 : \text{rango}(\Pi) = k$ , con  $r$  número de vectores de cointegración. Este contraste establece que, bajo hipótesis nula cierta, es posible encontrar a lo más  $r$  relaciones de cointegración.

El test de la raíz unitaria de Dickey y Fuller aumentado, por su parte, permite detectar el orden de integración de las componentes de  $v(t)$ . Este contraste analiza el modelo autorregresivo de corrector de errores siguiente (caso reducido al planteado en el test de la traza de Johansen):

$$\Delta x_i(t) = \mu + \pi x_i(t-1) + \sum_{j=1}^{p-1} \phi_j \Delta x_i(t-j) + \epsilon_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, k \tag{4}$$

En este contraste se prueba la hipótesis de no estacionariedad. El largo de las diferencias rezagadas, que se espera corrija la posible presencia de

autocorrelación serial en los residuos, se selecciona usando algún criterio estadístico; por ejemplo, de Schwarz o de información de Akaike.

En este trabajo el vector estocástico será  $v(t) = \begin{bmatrix} \text{ipc}(t) \\ \text{dj}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix}$ , con  $\text{ipc}(t) = \text{“IPC México”}$ ,

$\text{dj}(t) = \text{“Dow Jones”}$ .

#### Estacionariedad

Un análisis preliminar, con base al correlograma de ambas series (**Figuras 2 y 3**), anticipa una posible ausencia de estacionariedad de los componentes de  $v(t)$ . Para estas series, las FAC muestrales son muy altas (cercanas a 1 hasta el rezago 16) y las funciones de autocorrelación parcial (FACP) de primer rezago significativo y los restantes cercanos a cero.

La prueba aumentada de Dickey – Fuller (DFA) confirma la conclusión del análisis de correlograma comprobando que ambas series en niveles no son estacionarias. La aplicación del contraste DFA, esta vez a las series en primeras diferencias, concluye que ambas son estacionarias. Se empleó (4) con diferencias rezagadas de largo uno y tres, para  $x(t) = \text{dj}(t)$  e  $y(t) = \text{ipc}(t)$  respectivamente, concluyendo que son integradas de orden 1 (**Tabla 4**).

Figura 2. Funciones de autocorrelación para el índice DJI e IPC

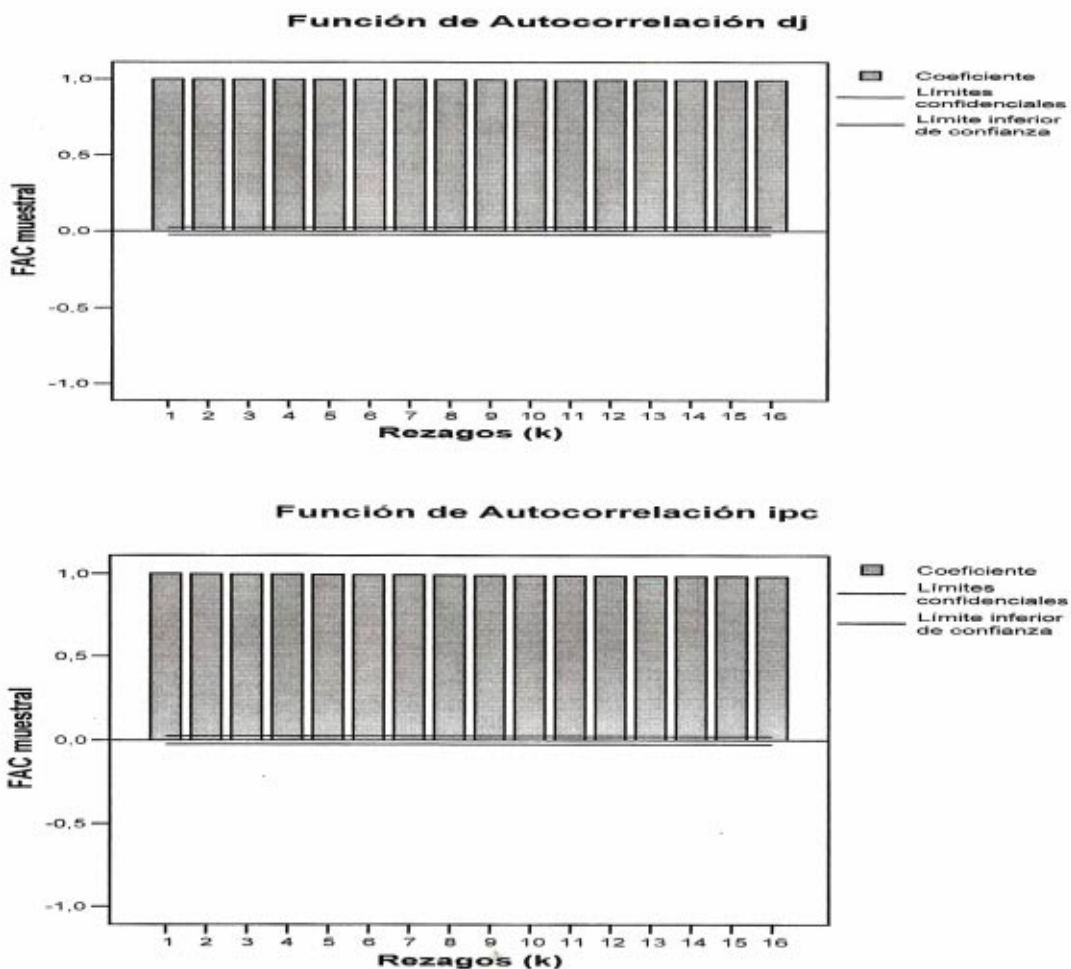
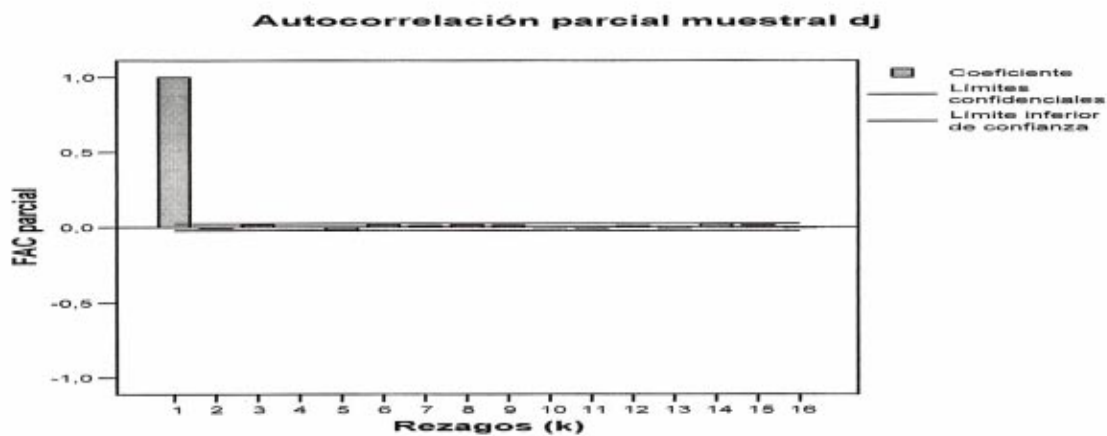
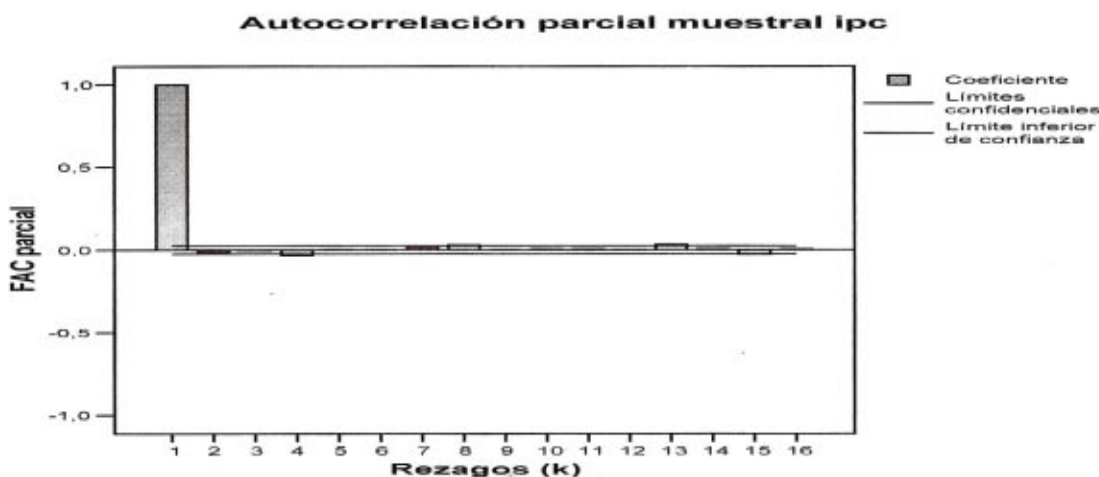


Figura 3. Funciones de autocorrelación parcial para el índice DJI e IPC







**Tabla 4.** Test de raíz unitaria para  $\Delta ipc(t)$  y  $\Delta dj(t)$

$z(t)$	Test DFA	Constante	$\Delta z(t-1)$	$\Delta^2 z(t-1)$	$\Delta^3 z(t-2)$	$\Delta^4 z(t-3)$	1%	5%	10%
$\Delta ipc(t)$	-42,0582*	4,243	-0,971	0,0577	0,0013	0,04516	-3,4345	-2,8625	-2,5673
$\Delta dj(t)$	-61,0533*	1,9143	-1,0506	0,0331	-	-	-3,4345	-2,8625	-2,5673

Los valores (\*) corresponden a t, que en valor absoluto superan al valor absoluto del estadígrafo DFA calculados por MacKinnon (simulación de Monte Carlo). Se entregan los valores DFA al 1%, 5% y 10% (e-views).

**Cointegración**

Dado que ambas componentes del vector  $v(t)$  son  $I(1)$  se aplica el contraste de Engle y Granger (1987),

bajo el supuesto que la dinámica de  $dj(t)$  causa efecto sobre la dinámica de  $ipc(t)$ . En este caso, la regresión de cointegración reporta los siguientes resultados:

$$\hat{ipc}(t) = -2.923,247 + \underbrace{1,378}_{t=115,412} dj(t)$$

El coeficiente de determinación es alto,  $R^2 = 0,66$ , y el parámetro de sensibilidad significativo, lo que aparenta buenos resultados. Por otra parte, dado que  $x(t)$  e  $y(t)$  son integradas de orden 1, una combinación lineal entre ellas debiera ser integrada de orden cero o uno. De darse el primer caso, las series estarían cointegradas; es decir, el residuo sería estable en torno de una media fija lo que se traduce en que "la dinámica de los dos procesos estarían relacionadas a largo plazo". Sin embargo, la estimación de la regresión de cointegración reporta un estadígrafo de Durbin Watson (DW) muy cercano a cero ( $DW = 0,00077$ ) lo que indicaría una posible autocorrelación serial (positiva) en los residuos (puede darse el problema de regresión espuria). Esto advierte sobre una potencial inestabilidad en el error de equilibrio, he-

cho que se traduciría en ausencia de cointegración. Para respaldar o refutar el resultado DW se toma test de la raíz unitaria DFA.

Se encuentra que el error de equilibrio es estacionario en primera diferencia. Este resultado conduce a respaldar el ya obtenido con DW, no pudiéndose afirmar presencia de cointegración entre  $dj(t)$  e  $ipc(t)$ . Los resultados de este análisis se resumen en la **Tabla 5**.

Insistiendo en esta situación de no cointegración, analizamos el vector  $v(t)$  mediante el contraste de la traza de Johansen (1991). Este contraste indica la existencia de, a lo más, una relación de cointegración entre los componentes del vector  $v(t)$ , lo que contradice el análisis de Durbin Watson y Engle y Granger. Para despejar esta posible contradicción se aplica a

este nuevo error de equilibrio el contraste de DFA. Se deduce de esta aplicación que el error no es estacionario, lo que conduce a reconsiderar, definitiva-

mente, la conclusión ya obtenida con Durbin Watson y Engle y Granger: ausencia de cointegración entre los componentes del vector estocástico  $v(t)$ .

**Tabla 5.** Resultado del análisis Engle y Granger (1987) sobre las series IPC y DJI

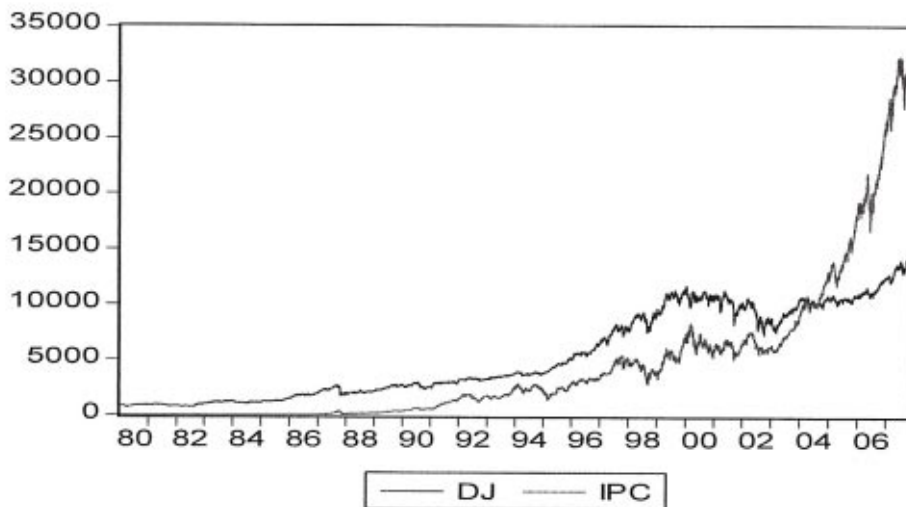
$z(t)$	Test DFA	Constante	$\Delta z(t-1)$	$\Delta^2 z(t-1)$	1%	5%	10%
$\varepsilon(t)$	1,0857	1,856	0,00058	-	-3,4311	-2,8618	-2,5669
$\Delta \varepsilon(t)$	-61,10728	1,9275	-1,0377	0,0461	-3,4345	-2,8625	-2,5673

\* Modelo de naturaleza explosiva.

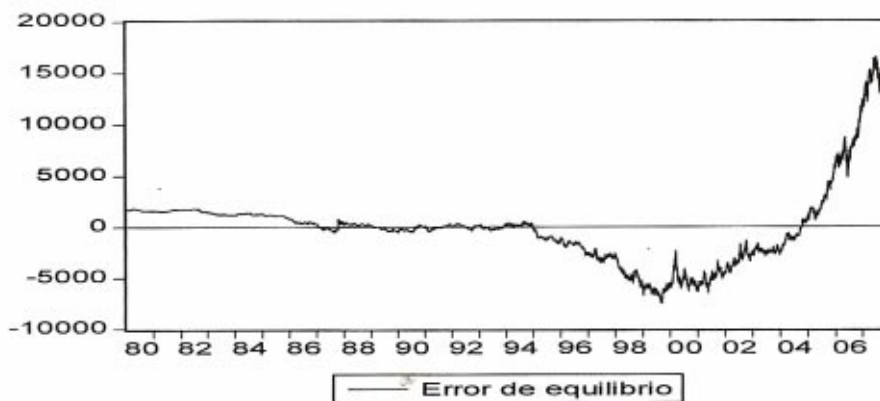
Como complemento, los gráficos de las trayectorias descritas por  $dj(t)$  e  $ipc(t)$  muestran como las dinámicas de estas series tienden a seguir sus propias

tendencias; además, el error de equilibrio no es estable en torno a su media, lo que confirma la ausencia de cointegración (Figuras 4 y 5).

**Figura 4.** Trayectorias de  $ipc(t)$  y  $dj(t)$



**Figura 5.** Trayectoria del error de equilibrio  $u(t)$

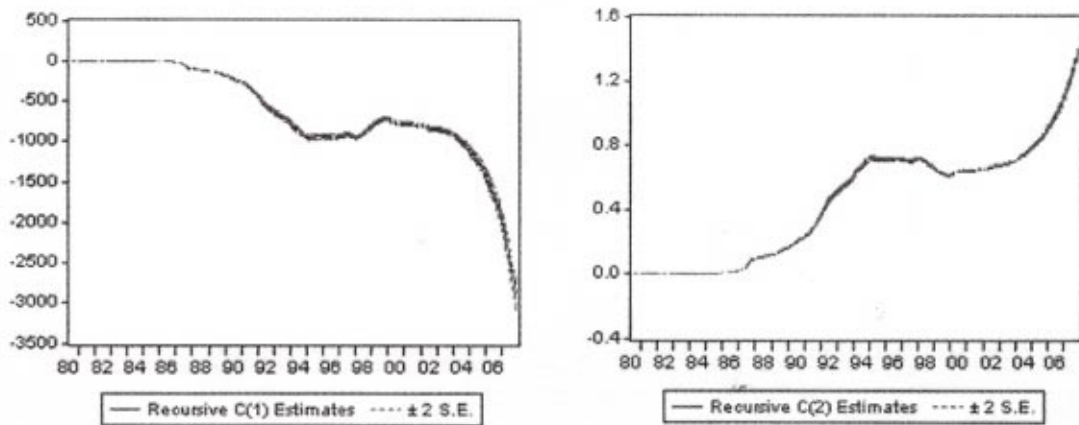


**Reflexiones sobre la Ausencia de Cointegración**

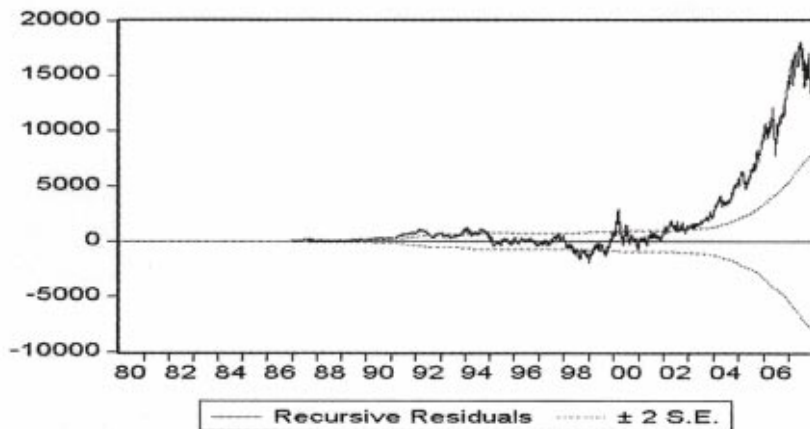
Una causa a la falta de cointegración entre  $dj(t)$  e  $ipc(t)$  puede atribuirse al deterioro en la estabilidad de la estructura de cointegración. Respuesta a esta interrogante se puede dar mediante el análisis de la sucesión de parámetros  $\Psi_t = \{(\hat{\mu}_t, \hat{\phi}_t^T) / t\}$  obtenida de manera recursiva. Así, el primer término de  $\Psi_t$  resulta de estimar la ecuación  $x_t(t) = \hat{\mu}_t + \hat{\phi}_t^T v^*(t) + \hat{\varepsilon}(t)$  con los primeros "k" datos muestrales, y los siguientes términos, estimando esta misma ecuación agregando cada vez un dato más, hasta completar la muestra. En cada etapa del proceso, además de la sucesión  $\Psi_t$ , se tiene una sucesión de residuos e intervalos de confianza asociados a cada paso. Naturalmente, estabilidad en la estructura de cointegración entregaría una sucesión finita de parámetros constantes en el tiempo y residuos pequeños al interior de su franja de confianza. Si esto no se cumple, la estabilidad del modelo se

pierde y sería atribuible a la existencia de quiebre estructural. En este análisis, el quiebre estructural se manifiesta a partir del año 1987 (**Figuras 6 y 7**), año de uno de los *crashes* bursátiles más importantes de la historia. El *crash* bursátil de 1987 en Estados Unidos ha sido la más grande caída en un sólo día del mercado de valores de ese país. El Dow Jones perdió cerca de un 23% de su valor el 19 de octubre de ese año. En un sólo día se evaporaron 500 mil millones de dólares del índice Dow Jones. Los mercados de todo el mundo reaccionaron en cadena colapsando de la misma manera (para más detalle acerca del crash véase Leland y Rubinstein, 1988). En México, el 19 de octubre de ese año la Bolsa perdió cerca de un 17% de su valor. El desplome continuó los meses siguientes y a diciembre de ese año la caída era cerca de un 60% y seguía a la baja.

**Figura 6.** Estimación recursiva (y sus franjas de confianza) para los parámetros del modelo



**Figura 7.** Estimación recursiva (y su franja de confianza) para los residuos del modelo



El quiebre estructural de la magnitud del encontrado haría desaparecer las relaciones de largo plazo entre ambos índices. A su vez, los resultados del coeficiente de Hurst reportarían que debe considerarse una serie temporal suficientemente larga para que este tipo de eventos sea incorporado en la serie de activos financieros. En este contexto, muy a largo plazo, la cointegración entre ambos índices debiera desaparecer. Así, la evolución de un activo financiero seguiría su propia dinámica, lo cual es concordante con que este tipo de series presenten comportamiento caótico. Bajo este contexto, una submuestra del índice IPC, como la considerada por Arellano (1993), puede acercarse a soluciones densas inestables y parecer que está relacionada con otras subseries, como es el índice DJI. Sin embargo, la órbita sigue evolucionando en torno a su propio *atractor* alejándose de estas soluciones y alcanzando un equilibrio caótico (Espinoza et al., 2007).

En síntesis, la no cointegración es concordante con series que presentan comportamiento caótico en cuanto siguen su propia dinámica. Ahora, por las propias características de este tipo de series, éstas denotan dependencias de largo plazo (de manera recursiva). Este proceso recursivo conlleva a que el efecto de un evento que impacte fuertemente a la serie, como un *crash* bursátil, sea amortiguado por las dependencias de largo plazo, sin embargo, éste evento ocasionará un efecto futuro que “desenmascarará” la aparente cointegración que pueda darse al considerar periodos no suficientemente largos.

### CONCLUSIONES

El presente trabajo investiga las relaciones de largo plazo entre la bolsa de valores mexicana y estadounidense para el periodo 1980-2007. Para este efecto se realiza un análisis de cointegración de acuerdo a la metodología de Engle y Granger (1987) y Johansen (1991).

Los resultados se resumen en dos partes: primero, se encuentra evidencia que las series de retornos de los índices bursátiles IPC y DJI presentan características de no-normalidad, no-linealidad, dependencias de largo plazo y comportamiento caótico, consistente con lo reportado por Espinoza et al. (2007) y Espinoza (2008); segundo, los resultados de Arellano (1993) no se confirman para el periodo en estudio. Puntualmente, bajo el contraste Engle y Granger (1987), las series  $ipc(t)$  y  $dji(t)$  no están cointegradas, dado que  $u(t) \sim I(1)$ . Por su parte, el test de la traza, TR, de Johansen (1991) indica lo contrario, no obstante al aplicar el contraste DFA a la posible relación

de causalidad, el resultado muestra que los residuos son integrados de orden 1. Así, se concluye que esta regresión es espuria y no es posible concluir la existencia de cointegración entre los índices  $ipc(t)$  = “IPC México” y  $dji(t)$  = “Dow Jones”.

Un análisis más detallado de las causas de la no cointegración reportan la existencia de un quiebre estructural, en la relación de ambos índices para los periodos de tiempo estudiado, a partir del año 1987, coincidente con al *crash* bursátil de ese año. En síntesis, la no cointegración es concordante con series que presentan comportamiento caótico en cuanto siguen su propia dinámica.

Por último, los resultados del presente trabajo apoyan la hipótesis de que los mercados financieros se comportan de forma caótica en contra de la hipótesis de aleatoriedad y de mercados eficientes, siendo éstos consistentes con el análisis de cointegración.

### REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BENELLI R., GANGULY S., 2007. Financial linkages between the U.S. and Latin America: evidence from daily data. International Monetary Fund. Working Paper, 262, 37 pp.
- ARELLANO R., 1993. Relación de largo plazo del mercado bursátil mexicano con el estadounidense: un análisis de cointegración. El Trimestre Económico 60, 91-112.
- BROCK W., DECHERT W., SCHEINKMAN J., 1987. A test for independence based on the correlation dimension. University of Wisconsin at Madison, Department of Economics. Working Paper 8702.
- BROCK W.A., DECHERT W.D., SCHEINKMAN J.A., LEBARON B., 1996. A test for Independence Based on the Correlation Dimension. Econometric Review 15, 197-235.
- CASDAGLI M., 1989. Nonlinear prediction of chaotic time series. Physica D. 35, 335-356.
- CHEN G.M., FIRTH M., MENG RUI O., 2002. Stock market linkages: evidence from Latin America. Journal of Banking & Finance 26, 1113-1141.
- DEFUSCO R.A., GEPPERT J.M., TSETSEKOS G.P., 1996. Long-run diversification potential in emerging stock markets. Financial Review 31, 343-363.
- DICKEY D.A., FULLER W.A., 1979. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. Journal of the American Statistical Association 74, 427-431.
- ECKMANN J.P., RUELLÉ D., 1992. Fundamental limitations for estimating dimensions and Lyapunov exponents in dynamical systems. Physica D. 56, 185-187.
- ENGLE R.F., GRANGER C.W., 1987. Co-integration

- and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometría* 55, 251-276.
- ESPINOSA C., 2007. Memoria de largo plazo y efecto *reset* en retornos accionarios latinoamericanos. *Estudios de Administración* 14, 47-70.
- ESPINOSA C., 2008. Comportamiento caótico en los mercados bursátiles latinoamericanos utilizando visual recurrence analysis. *Revista Análisis Económico* 23, 159-183.
- ESPINOSA C., PARISI F., PARISI A., 2007. Pruebas de comportamiento caótico en índices bursátiles americanos. *El Trimestre Económico* 74, 901-927.
- GARCÉS D., 2006. La relación de largo plazo del PIB mexicano y sus componentes con la actividad económica en Estados Unidos y el tipo de cambio real. *Economía Mexicana Nueva Época* 15, 26 pp.
- GUZMÁN M., LEYVA S., CÁRDENAS S., 2007. La relación de causalidad entre el índice bursátil mexicano y el tipo de cambio spot. *Análisis Económico* 22, 81-105.
- HURST H.E., 1951. Long-term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers* 116, 770-799.
- JOHANSEN S., 1991. Estimation and hypothesis testing of cointegrating vectors in gaussian vector autoregressive models. *Econometría* 59, 1551-1580.
- KANZLER L., 1999. Very fast and correctly sized estimation of the BDS statistic. Department of Economics of Oxford University.
- LELAND H., RUBINSTEIN M., 1988. Comments on the market crash: six months after. *Journal of Economic Perspectives* 2, 45-50.
- LEVY H., SARNAT M., 1970. International diversification of investment portfolios, *American Economic Review* 60, 668-675.
- LONGIN F., SOLNIK B., 1995. Is the correlation in international equity returns constant: 1960-1990? *Journal of International Money and Finance* 14, 3-26.
- LO A.W., 1991. Long-term memory in stock market prices. *Econometría* 59, 1279-1313.
- LORENZO A., 2006. Modelos de corrección de error no lineal entre mercados accionarios latinoamericanos y el mercado accionario de estados unidos. *Revista de Análisis Económico* 21, 117-129.
- LYAPUNOV A.M., 1992. The general problem of the stability of motion. Number 17 in *Annals of Mathematics Studies*. Princeton University Press, Princeton, N.J., 1947. Reprinted from *Ann. Fac. Sci. Univ. Toulouse*, p. 27-247, 1907, a French translation of a Russian original from 1893. English translation: *The General Problem of the Stability of Motion*. Taylor and Francis, London.
- MANDELBROT B., 1972. A statistical methodology for non-periodic cycles: from the covariance to R/S analysis. *Annals of Economic and Social Measurement* 1, pp. 259-290.
- MANDELBROT B., 1975. Limit theorems on the self-normalized range for weakly and strongly dependent processes, *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und Verwandte Gebiete*, pp. 271-285.
- MANDELBROT B., WALLIS J.R., 1969. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long-run statistical dependence. *Water Resources Research* 5, 967-988.
- NARANJO A., 1997. Relación de largo plazo del indicador bursátil mexicano con los de Estados Unidos, Japón, Reino Unido y Singapur: un análisis bivariado de cointegración y mecanismos de corrección del error. *Ejecutivos de Finanzas*. pp. 69-80.
- PARISI F., 1997. Los ADRs chilenos y sus implicancias en precio y varianza en sus activos subyacente. *Cuadernos de Economía* 102, 217-236.
- PHYLAKTIS K., RAVAZZOL F., 2005. Stock market linkages in emerging markets: implications for international portfolio diversification. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 15, 91-106.
- ROLL R., 1992. Industrial structure and the comparative behaviour of international stock market indices. *Journal of Finance* 47, 3-41.
- ROSENSTEIN M.T., COLLINS J.J., DE LUCA C.J., 1993. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D*. 65, 117-134.
- SATO S., SANO M., SAWADA Y., 1987. Practical methods of measuring the generalized dimension and the largest Lyapunov exponent in high dimensional chaotic systems. *Progress of Theoretical Physics* 77, 1-5.
- SOLNIK B.H., 1974. Why do not diversify internationally rather than domestically? *Financial Analyst Journal* 30, 48-54.
- TEVEROVSKY V., TAQQU M., WILLINGER W., 1999. A critical look at Lo's modified R/S statistic». *Journal of Statistical Planning and Inference* 80, 211-227.
- WOLF A., SWIFT J.B., SWINNEY H.L., VASTANO J.A., 1985. Determining Lyapunov exponents from a time series. *Physica D*. 16, 285-317.