

# **SERIES DE TIEMPO Y HECHOS ESTILIZADOS EN RENDIMIENTOS DE ACTIVOS FINANCIEROS**

**Gastón S. Milanesi**  
**Fernando Tohmé**  
**Fernanda Villarreal**

*Universidad Nacional del Sur*

*SUMARIO: 1. Introducción, objetivos y metodología; 2. Las series de precios siguen un camino aleatorio “random walk”; 3. Hecho estilizado 1: La forma de la distribución de probabilidad de los rendimientos es leptocúrtica y exhibe colas pesadas “fat tails”; 4. Hecho estilizado 2: Los rendimientos presentan volatilidad agrupada “volatility clustering”; 5. Conclusiones.*

Para comentarios: [milanesi@uns.edu.ar](mailto:milanesi@uns.edu.ar)

## **1. Introducción, objetivos y metodología**

Los clásicos modelos financieros suponen normalidad en la distribución de probabilidad empleada para la estimación de rendimientos y precios. La afirmación precedente implica asumir un comportamiento de rendimientos y precios caracterizado por: independencia serial, identidad de distribución, caminata aleatoria, homocedasticidad y leptocurtosis (Campbell, Lo & McKinlay, 1997). El comportamiento de los rendimientos presenta particularidades según las características y estructura del mercado financiero de pertenencia. En promedio, la evidencia obtenida de estudios sobre series de tiempo para mercados financieros desarrollados avala el comportamiento descrito respecto de la normalidad en rendimientos y precios observados. En el caso de los mercados financiero emergentes, la evidencia no es concluyente.

De lo expuesto se plantea los siguientes interrogantes: *¿Los procedimientos tradicionales para la modelación de volatilidad y el supuesto de normalidad es adecuado para el pronóstico de rendimientos y precios de activos financieros? ¿Existen diferencias estadísticas entre las series observadas en mercados desarrollados y emergentes? ¿A la luz de los resultados es válido mantener el uso de modelos financieros basados en el supuesto de normalidad sin importar las características del mercado financiero?*

Si bien no se pretende responder acabadamente los interrogantes planteados, estos son utilizados como disparadores para analizar hechos estilizados (particularidades) contenidas en las series de tiempo de rendimientos y precios de mercados financieros. Bollerslev, Engels & Nelson (1994) enumeran los hechos estilizados más conocidos en la literatura econométrica sobre serie de tiempo:

- a) Las series financieras no admiten el supuesto de una varianza condicional constante
- b) Los retornos financieros exhiben colas pesadas
- c) La volatilidad de un activo aumenta en vísperas de la materialización de un evento predecible
- d) Existe una relación inversa entre volatilidad y correlación serial
- e) Existen co-movimientos en las volatilidades
- f) La volatilidad de las variables macroeconómicas parece estar positivamente correlacionada con la volatilidad de los activos financieros.

Las dos primeras advierten sobre la violación de algunos supuestos clásicos de regresión lineal, estos son la homocedasticidad y la normalidad. Las últimas cuatro características indican razones por las que la varianza de los rendimientos correspondientes de activos financieros no es constante a través del tiempo.

**Objetivos.** Con el fin de esbozar algunas ideas sobre los interrogantes planteados el trabajo propone un conjunto de pruebas estadísticas y econométricas en mercados financieros desarrollados y emergentes para

- 1) Describir y determinar si las series de precios siguen un camino aleatorio “*random walk*”.

En segundo lugar analizar la presencia de los siguientes hechos estilizados:

- 2) La forma de la distribución de probabilidad de los rendimientos es leptocúrtica y exhibe colas pesadas “*fat tails*”.
- 3) Los rendimientos presentan volatilidad agrupada “*volatility clustering*”.

Finalmente, a modo de conclusión, se presenta un resumen del comportamiento observado en las series de rendimientos.

**Metodología.** Se emplearon las series de precios mensuales y diarias elaboradas por la consultora Morgan Stanley Capital Index-Barra (MSCI-Barra) en los mercados financieros de Argentina, Brasil, Estados Unidos y la AC World Index<sup>1</sup>. El intervalo de las series abarca desde diciembre 1987 a mayo 2010 (series mensuales) y desde el 11 de julio del 2005 a 9 de julio del 2010 (series diarias). Las series de rendimientos mensuales y diarios son obtenidos de los índices indicados mediante la siguiente expresión:

$$\text{Ec 1} \quad r_t = \frac{(I_t - I_{t-1})}{I_{t-1}}$$

Donde  $r_t$  es el rendimiento observado en el período  $t$ ,  $I$  representa el valor que asume el índice para los periodos  $t$  y  $t-1$ .

Para corroborar la caminata aleatoria se utilizaran las series de precios y rendimientos mensuales. Para la normalidad en la frecuencia de datos se emplearon series de rendimientos mensuales y para los agrupamientos de volatilidad se utilizarán las series diarias. Las pruebas estadísticas y econométricas se desarrollaron con los paquetes de software *Statgraphics centurión XV®* y *E-Views 6.0®*.

<sup>1</sup>Cartera ponderada compuesta por los rendimientos de los bloques desarrollados, emergentes y de frontera. Las series son confeccionadas en nivel de precios (*index level*) donde la unidad de medida (*currency*) son los dólares estadounidenses.

## 2. Hipótesis: Las series de precios siguen un camino aleatorio (*random walk*)

### 2.1 Significado de una caminata aleatoria

Es un proceso estocástico a tiempo discreto que evoluciona aleatoriamente, es decir, del estado 0 (inicial) puede pasar al estado  $+1$  o  $-1$  con probabilidades  $p$  y  $q$  respectivamente, tal que  $p+q=1$ . El estado ascendente (derecha) tiene probabilidad  $p$  y el estado descendente (izquierda) tiene probabilidad  $q$ ;  $X_n$  es el estado del proceso en el tiempo  $n$ . A su vez el proceso cumple con las propiedades de Markov<sup>2</sup>, es decir, el estado futuro del proceso depende únicamente del estado presente y no de los estados pasados.

Alternativamente una caminata aleatoria puede definirse como una sucesión de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas,  $\xi_1, \xi_2, \dots$ , tal que las probabilidades son  $P(\xi=+1)=p$  y  $P(\xi=-1)=q$ , para  $n \geq 1$  se define  $X_n = X_0 + \xi_1 + \dots + \xi_n$ . La esperanza y varianza de una caminata aleatoria quedan planteadas de la siguiente manera;

$$\text{Ec 2} \quad E(X_n) = n(p - q)$$

$$\text{Ec 3} \quad \text{Var}(X_n) = 4npq$$

En las ecuaciones anteriores si  $p > q$ , la caminata toma pasos a la derecha con mayor probabilidad, entonces el estado promedio después de  $n$  pasos es positivo. Por el contrario si  $p < q$  entonces el estado promedio asume valores negativos. En ambos casos la varianza crece a medida que  $n$  (número de pasos) aumenta, por ende a mayor recorrido mayor incertidumbre acerca de la posición final del proceso. Cuando  $p \neq q$  se dice que la caminata es asimétrica. Si  $p = q = 1/2$  el proceso es simétrico y en promedio queda en su estado inicial pues  $E(X_n) = 0$ , no obstante para un valor de  $p$  la varianza es  $\text{Var}(X_n) = n$ , siendo el máximo valor de la expresión  $4npq$  para  $p(0,1)$ .

Aplicados los conceptos anteriores al caso de las series de rendimientos provenientes de activos financieros se tiene:

- Las variaciones en los rendimientos son independientes e idénticamente distribuidas.
- Los rendimientos siguen un proceso de Markov, conocido el rendimiento (precio) presente, las series pasadas no tendrán influencia (capacidad de predicción) sobre rendimientos esperados. Es decir el conjunto de información disponible es contenido por el rendimiento (precio) del estado actual.
- Las variaciones en los rendimientos provienen de una función de distribución de probabilidad específica en donde no se requiere especificar la naturaleza de la misma. No obstante, en los modelos clásicos, con el objeto de simplificar el análisis se suele considerar que la misma proviene de una distribución normal.

### 2.2 Precios, rendimientos y pruebas para determinar la existencia de una caminata aleatoria

Si estamos frente a una caminata aleatoria la ley de movimiento que explica el comportamiento de precio del activo es la siguiente:

<sup>2</sup> Son modelos en donde suponiendo conocido el estado presente del sistema, los estados anteriores no tienen influencia sobre los estados futuros. Se puede expresar como  $P(X_{n+1}|X_n)$ ; es decir la probabilidad del evento futuro  $X_{n+1}$  solo depende del evento actual  $X_n$  y no de los eventos pasados  $X_{n-1}$ ;  $X_{n-2}$ ;  $X_{n-3}$ . A estos procesos se los conoce como de juegos justos pues si se considera una serie infinita de apuestas sucesivas y si el capital de un jugador se denota como  $X_n$ , al tiempo  $n$ , la propiedad de martingala establece que el juego es justo ya que en promedio el jugador no pierde ni gana en cada apuesta (Rincón, 2008)

$$\text{Ec 4} \quad p_t = p_{t-1} + \mu_t$$

El precio de hoy es igual al precio de ayer más término aleatorio ( $u_t$ ). Este modelo de caminata aleatoria es un proceso estocástico no estacionario. Como  $u_t$  es puramente aleatorio con media igual a cero y varianza constante  $\sigma^2$ , al estimar la esperanza y la varianza de  $p_t$  suponiendo movimiento simétrico, la media de  $p_t$  es igual a su valor inicial (constante) y la varianza aumenta de manera indefinida (ante incrementos de  $t$ ). De hecho a partir de la ecuación anterior el valor en el momento inicial ( $t=0$ ) es igual;  $p_0=p_0$ , el proceso en  $t$  es  $p_t = \sum_{i=1}^t p_i$ . Por lo tanto  $E(p_t)=t\mu$  y  $V(p_t)=t\sigma^2$ . Como la media y la varianza cambian con  $t$  el proceso es no estacionario (Abril, 2004);

$$\text{Ec 5} \quad p_t - p_{t-1} = \mu_t$$

No obstante el caso especial es la primera diferencia de una caminata aleatoria la cuál es estacionaria estocástica y a la media. En la literatura econométrica la caminata aleatoria es un típico caso de proceso de raíz unitaria. Si se escribe el modelo de caminata aleatoria como  $p_t = \rho.p_{t-1} + u_t$  con intervalo para el coeficiente entre  $-1 \leq \rho \leq 1$ . Si  $\rho=1$  se convierte en un modelo de caminata aleatoria pero se está frente a lo que se conoce como problema de raíz unitaria; es decir, se enfrenta una situación de no estacionariedad. El nombre de raíz unitaria se debe al hecho de que el coeficiente  $\rho$  asuma valores de 1. Consecuentemente los términos no estacionariedad, caminata aleatoria y raíz unitaria a menudo son empleados como sinónimos. Existen varias pruebas para determinar la existencia de estacionariedad en una serie:

- a) El análisis grafico
- b) La prueba del correlograma
- c) Pruebas de raíces unitarias

a. *El análisis grafico*: Para testear la existencia de raíces unitarias, previo a la aplicación de una prueba formal, es común realizar el estudio gráfico de la serie de tiempo. La gráfica proporcionará una clave inicial respecto a la posible naturaleza de la serie de rendimientos, evidenciando no estacionariedad a la media y estocástica.

b. *La prueba del correlograma*: está basada en la función conocida bajo la denominación de autocorrelación (ACF) de rezagos. La ACF al rezago  $k$ , denotada por  $\rho_k$ , se define como:

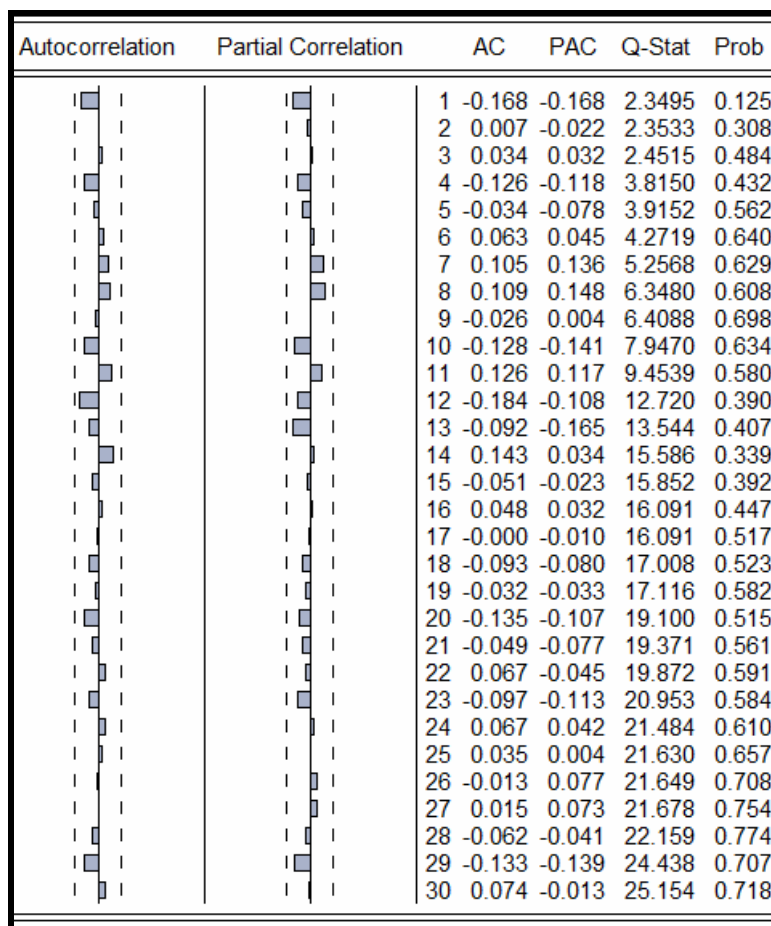
$$\text{Ec 6} \quad \rho_k = \frac{\text{cov}(k_t, k_{t-1})}{\text{var}(k_t)}$$

El coeficiente arroja el valor  $\rho_k$  el cuál es un guarismo sin unidad de medida o puro. Su intervalo de valor se encuentra entre  $-1$  y  $1$  igual que cualquier coeficiente de correlación. Como en las aplicaciones prácticas solo se tiene una realización de un proceso estocástico (producto de la muestra de datos), se calcula y trabaja con la función de autocorrelación muestral  $\hat{\rho}_k$ . La gráfica de  $\hat{\rho}_k$  frente a  $k$  se conoce como correlograma muestral (figura 1).

La columna AC, es la función de autocorrelación muestral y el primer diagrama de la izquierda es su grafica. La línea vertical continua del diagrama representa el eje cero; las observaciones por arriba de esta línea son valores positivos y los que están debajo son negativos. Para un proceso puramente aleatorio, las autocorrelaciones en distintos rezagos se ubican alrededor del cero. La figura 1 muestra un correlograma de una serie de tiempo estacionaria. En el caso de

una serie de caminata aleatoria la característica sobresaliente está dada por el hecho de que los coeficientes de autocorrelación son altos dando un correlograma típico para una serie de tiempo no estacionaria.

**Figura 1. Ejemplo de correlograma de una serie estacionaria**



c. *Prueba de raíces unitarias*: Para verificar formalmente si una serie temporal es estacionaria, se pueden utilizar alternativamente diversas pruebas denominadas comúnmente como test de raíces unitarias. Entre los más usados se destacan el test de Dickey-Fuller (DF), Dickey-Fuller ampliado (DFA) y el test de Phillips-Perron (PP).

El contraste de Dickey-Fuller parte de que el proceso generador de la serie de datos es:

$$\text{Ec 7} \quad p_t = \rho_k \times p_{t-1} + \mu_t \quad \text{con } u_t \text{ Niid}(0, \sigma^2).$$

Para verificar la hipótesis nula de que  $p_t$  no es estacionaria, basta con verificar  $H_0: \rho=1$  frente a la hipótesis alternativa  $H_1: \rho \neq 1$ . Si no se rechaza  $H_0$  ( $\rho=1$ )  $p_t$  resulta ser un paseo aleatorio o caminata aleatoria. Una importante suposición de la prueba de DF es que los términos de error  $u_t$  están distribuidos de manera idéntica e independiente (*Niid*). La prueba DFA ajusta la prueba DF a fin de tener cuidado de una posible correlación serial en los términos de error al agregar los términos de diferencia rezagados de la regresada. El test Phillips y Perron supone que el proceso generador de datos es del mismo tipo que en DFA, pero el proceso  $u_t$  no es necesariamente ruido blanco. Todos los test mantienen las mismas hipótesis, con lo cual si el *p-value* es mayor que un nivel de significación  $\alpha$  no rechaza  $H_0$ , y estaría concluyendo que la serie no es estacionaria. En la caminata aleatoria las pruebas indicadas en el párrafo anterior, rechazan  $H_0$ , en las primeras diferencias de las series, por lo tanto son estacionarias en la primera diferencia.

**Resultados de las pruebas.** El detalle de los mismos se encuentra en el anexo. El análisis gráfico de las series a nivel índice evidencia un comportamiento no estacionario a la media y estocástico, conforme se aprecia en las ilustraciones 1 y 2.

Esta aseveración se refuerza con los resultados correspondientes a los correlogramas (ilustraciones 3 y 4). Los coeficientes de correlación (AC) se encuentran cerca de la unidad siendo constantes durante los retardos. La correlación parcial (PAC) presente un coeficiente alto para el primer retardo, cayendo significativamente para los restantes. Finalmente los *p-value* toman valores ínfimos que permiten rechazar la hipótesis nula de estacionariedad correspondiente a las series. Al ser su componente autoregresivo no estacionario AR ( $p$ ), la AC evidencia un descenso paulatino (los coeficientes no se anulan rápidamente y presentan decrecimiento) y la función PAC presenta un descenso brusco para retardos superiores a  $p > 1$ . Finalmente la prueba ADF devenga valores *p-value* altos (0,55 USA; 0,25 Argentina; 0,73 Brasil y 0,45 AC World) no se rechaza la hipótesis nula de presencia de raíces unitarias, por ende las series de índices son no estacionarias.

Se puede concluir que las series de los índices son de la forma: ARMA ( $p, q$ ) o ARIMA ( $p, 0, q$ ), no estacionaria (por ser el término autoregresivo significativo). Paralelamente el primer retardo significativo indica un proceso MA (1), AR (1) de la forma ARMA (1, 1) para un retardo.

A nivel de rendimientos las series son estacionarias a la media y estocásticamente, conforme surge del análisis de los gráficos (ilustraciones 5 y 6), los correlogramas arrojan coeficientes AC y PAC bajos con *p-values* altos, no rechazando la hipótesis alternativa de no correlación. Esto se refuerza con los *p-values* obtenidos de aplicar la prueba ADF sobre series de rendimientos, se rechaza la hipótesis nula de presencia de raíces unitarias por ende la serie es estacionaria.

**Conclusión.** Las series de tiempo mensuales correspondientes a los índices de mercados analizados siguen una caminata aleatoria y presentan un proceso de la forma ARMA (1,1). Las series de rendimientos son estacionarias debido a que surgen de la primera diferencia y expresan en términos porcentuales la participación del término de error sobre el valor base del índice. Por lo tanto en la serie de rendimientos discretos la media y la varianza son constantes en el tiempo. Las series de precios son no estacionarias corroborándose la presencia de una caminata aleatoria.

### 3. Hecho estilizado 1: La forma de la distribución de probabilidad de los rendimientos es leptocúrtica y exhibe colas pesadas (*fat tails*).

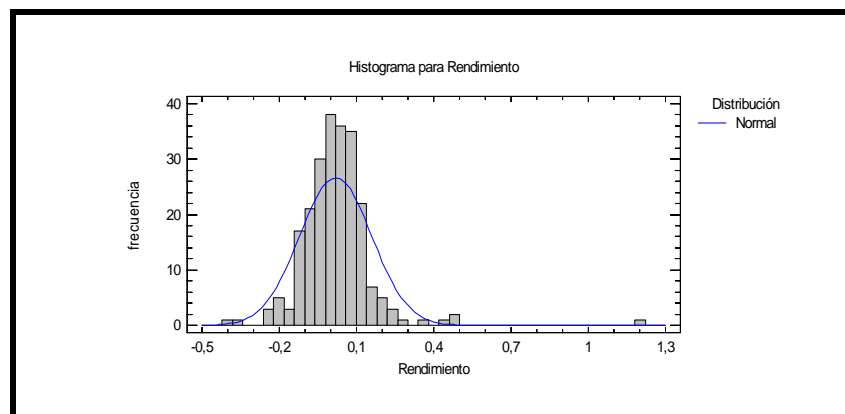
**Las colas pesadas y sus implicancias.** Los modelos financieros tradicionales asumen normalidad en el comportamiento de los rendimientos. Dicho supuesto es incorporado a la caminata aleatoria para explicar el comportamiento de los rendimientos. No obstante a menudo se observa que la distribución de los rendimientos tiende a ser más picuda o leptocúrtica comparada con la tradicional simetría de la distribución normal. Esto hace que el dibujo resultante de la observación contenga colas más pesadas (*fat tails*). En la práctica las colas pesadas implican una mayor probabilidad de obtener valores extremos (observaciones alejadas de la media) en relación a las posibilidades que existirían en una distribución normal. Hay que probar que la serie de rendimientos no sigue una distribución normal.

#### **Presencia de colas pesadas a través de la estadística descriptiva y la inferencia estadística**

a. *Estadística descriptiva.* Una de los métodos empleados en el estudio del formato de la distribución de rendimientos es el histograma de frecuencias. Es una herramienta grafica que permite visualizar la distribución de los datos. En el caso de curvas leptocúrticas, si se superpone este grafico con el gráfico de una curva normal, se deberá observar que la distribución de los

rendimientos es más “picuda” y sus extremos mayores, por lo tanto no se ajustan a una distribución normal gráficamente. La figura 2 muestra un ejemplo de este caso.

**Figura 2. Histograma de rendimientos**



Adicionalmente la no-normalidad de la distribución de los rendimientos también puede ser observada gráficamente mediante el diagrama de probabilidad normal (*normal probability plot - QQ plot*). Este gráfico representa la relación entre los cuantiles muestrales (observados) y los teóricos de una distribución normal. Si la gráfica de la muestra se ajusta a una distribución normal entonces los puntos muestrales deberían estar sobre una línea recta.

b. *Inferencia estadística.* Para probar la normalidad de los datos de un modo formal existe diversas pruebas que pueden clasificarse en: Bondad y Ajuste y Pruebas de Normalidad.

Las pruebas de bondad y ajuste (aplicables para probar cualquier distribución) plantean para la normal en  $H_0$  la hipótesis que el conjunto de observaciones se ajusta a una distribución normal. Algunas de estas pruebas son: Kolmogorov-Smirnov y Chi-Cuadrado entre otras. Las pruebas específicas de normalidad se utilizan solo para comprobar el ajuste de un conjunto de datos a una distribución normal. Las de mayor difusión son: prueba de Shapiro-Wilks, prueba de Jarque-Bera, pruebas de asimetría y curtosis. En este trabajo se emplearon las pruebas de Kolmogorov-Smirnov (bondad de ajuste) y la prueba de Shapiro-Wilks (normalidad).

*La prueba de Kolmogorov-Smirnov:* calcula la distancia máxima entre la función de distribución acumulada empírica y la función de distribución acumulada que se supone en  $H_0$ . Esta prueba supone para  $H_0$ : “que el conjunto de observaciones se ajusta a una distribución normal”. Si el *p-value* es mayor que  $\alpha$  no rechaza  $H_0$ , con lo cual se aceptaría la hipótesis nula de los datos se ajustan a una distribución normal, caso contrario se rechaza  $H_0$  y no se puede asegurar normalidad en la frecuencia de rendimientos.

*La prueba de Shapiro-Wilks:* se aplica cuando  $2 \leq n \leq 2000$ , emplea una estadística derivada de calcular que tan bien los datos caen a lo largo de la línea recta en una grafica de probabilidad normal y supone en  $H_0$  “normalidad”. Si se utiliza el criterio del *p-value*, rechaza la hipótesis nula de normalidad de los datos al nivel  $\alpha$  cuando el *p-value* es menor que  $\alpha$ , aceptándola en caso contrario. Complementariamente, como criterio a priori sobre normalidad, una distribución de frecuencia de rendimientos suele considerarse normal cuando presenta coeficientes de asimetría y curtosis cuyos guarismos oscilan entre -2 y 2.

*Resultados.* Para la serie de rendimientos correspondientes a Estados Unidos, el índice AC World Argentina y Brasil se observa una forma leptocúrtica<sup>3</sup> de la función de distribución de probabilidad (ver ilustraciones 9, 10, 11 y 12). De la gráfica se aprecia que el cuarto momento presenta valores superiores a 3. Las ilustraciones 13, 14, 15 y 16 muestran la gráfica de densidad suavizada en donde se observa una leve asimetría izquierda (positiva) para los rendimientos correspondientes a Estados Unidos, en el caso de Argentina la asimetría es a la derecha (negativa), al igual que la serie de rendimientos correspondientes a Brasil, no obstante en este caso se presenta más suavizada. Finalmente para los rendimientos globales se presenta una forma simétrica con un leve sesgo positivo. En la gráfica de cuartiles se observa un buen ajuste a la forma normal de los rendimientos correspondientes a Estados Unidos, presentándose la situación inversa para Argentina, Brasil y el índice AC World Index.

Las pruebas de normalidad y bondad de ajuste emplearon 269 observaciones de rendimientos mensuales. Para el caso de Estados Unidos el rango va desde -0,172 a 0,112 mensual con media de 0,0065 y desvío 0,042. El rendimiento medio por unidad de riesgo es igual a 0,154. Argentina presenta un rango desde -0,417 a 0,954 con media 0,0022316 y desvío 0,15911. El rendimiento medio por unidad de riesgo es igual a 0,1403. Brasil presenta rango desde -0,669 a 0,813 con media de 0,0250706 y desvío de 0,153984. El rendimiento medio por unidad de riesgo es igual a 0,16. El índice AC World presenta un rango de -0,199 a 0,115, con media 0,00481784 y desvío 0,04475. El rendimiento medio por unidad de riesgo es de 0,107.

El estadístico W de Shapiro-Wilkins y la prueba de Bondad de Ajuste de Kolmogorov-Smirnov conducen a rechazar la hipótesis nula de normalidad para los rendimientos correspondientes a Argentina y Brasil, ya que los *p-value* son inferiores  $\alpha=0.05$ . Para el caso de Estados Unidos ambas pruebas conducen a no rechazar la hipótesis nula de normalidad de rendimientos (*p-value* superior a  $\alpha=0.05$ ). En lo que respecta al índice global el estadístico W de Shapiro-Wilkins rechaza la hipótesis nula de normalidad (*p-value* inferiores  $\alpha=0.05$ ), mientras que el estadístico correspondiente a la prueba de Bondad de Ajuste Kolmorov-Smirnov no rechaza la idea de que los rendimientos provengan de una distribución normal (*p-value* son mayores  $\alpha=0.05$ ).

*Conclusión.* Las series demuestran que la función de distribución de rendimientos correspondientes a Estados Unidos se aproxima a una distribución normal. En el caso de los rendimientos globales el estadístico W de Shapiro-Wilkins rechaza la normalidad, sin perjuicio que del análisis de la gráfica y el resultado de la prueba de Bondad de Ajuste de Kolmorov-Smirnov se acepta el supuesto de normalidad. En ambos casos existe un leve sesgo a la izquierda. Finalmente para las series de rendimientos correspondientes a Argentina y Brasil la gráfica y las pruebas estadísticas indican no normalidad, con asimetrías a la derecha (positivas) y presencia de colas largas (*fat tails*).

#### **4. Hecho estilizado 2: Los rendimientos presentan volatilidad agrupada (*volatility clustering*).**

La desviación que presentan los rendimientos respecto a su media es muy cambiante. Pero no sólo se observa este fenómeno, adicionalmente la volatilidad busca agruparse o presentar agrupada (*volatility cluster*). Esto significa que episodios de gran volatilidad tienden a estar seguidos de períodos de alta volatilidad y viceversa.

El hecho estilizado de referencia puede observarse para nuestras series de rendimientos empleando diferentes medidas de volatilidad, una de las más comunes consiste en inspeccionar la

<sup>3</sup> Mesocúrtico corresponde a una curtosis = 3 (normal); platicúrtico (colas pequeñas) a una curtosis <3 y leptocúrtico a una curtosis > 4



gráfica de la serie de rendimientos al cuadrado, la segunda analizando la correlación existente entre la volatilidad actual y pasada.

a. *Rendimientos al cuadrado*: se emplean como medida de volatilidad ya que estadísticamente los rendimientos diarios por lo general presentan un promedio estadísticamente igual a cero, la expresión empleada es la diferencia cuadrada entre el rendimiento observado y el promedio de la observación.

$$\text{Ec 8} \quad r^2 = (r_t - \mu)$$

Así, el cuadrado de los rendimientos muestra la desviación con respecto a la media. En el supuesto de no emplear con diferencias cuadradas se emplea como medida de volatilidad el valor absoluto de los rendimientos. En el presente trabajo se analizará la representación gráfica de los rendimientos al cuadrado, observando la existencia o no de volatilidad agrupada.

b. *Correlación de volatilidades*. La fuerte relación entre la volatilidad en un período determinado y las volatilidades pasadas se puede estimar con la función de autocorrelación del valor absoluto de los rendimientos (o el cuadrado de ellas). De esta simple manera se estudia la relación lineal entre la volatilidad de diferentes períodos. Si los valores de la función de autocorrelación para cada rezago este cerca de cero, no habría evidencia para suponer que existe relación entre la volatilidad en un periodo determinado y las volatilidades pasadas, caso contrario se estaría probando la volatilidad agrupada.

*Resultados*. Las ilustraciones 21 y 22 presentan agrupamientos de volatilidad para las series de rendimientos al cuadrado diarios en los cuatro mercados analizados. Las ilustraciones 23 y 24 muestran las funciones de correlaciones AC y PAC para los cuadrados de rendimientos diarios. En los cuatro casos los coeficientes de correlación oscilan para valores de 0.4 a 0.08 y los *p-value* son significativos, por ende no se rechaza la hipótesis de no correlación.

*Conclusión*. De la inspección de la gráfica y los correlogramas correspondientes a las series de rendimientos diarios al cuadrado se observa agrupamientos de volatilidad, es decir a momentos de alta dispersión le siguen periodos de volatilidad.

## 5. Conclusiones

Se presentan los resultados de las pruebas realizadas sobre los hechos estilizados aludidos:

Hipótesis - Hechos estilizados	Estados Unidos	Argentina	Brasil	Ac World Index
<b>Caminata Aleatoria</b>	<b>Si</b>	<b>Si</b>	<b>Si</b>	<b>Si</b>
<b>Normalidad</b>	<b>Si</b>	<b>No</b>	<b>No</b>	<b>Si (*)</b>
<b>Agrupamientos Volatilidad</b>	<b>Si</b>	<b>Si</b>	<b>Si</b>	<b>Si</b>

(\*) El estadístico W rechaza normalidad. La prueba de bondad de ajuste Kolmogorov-Smirnov acepta normalidad.

Las principales implicancias en los modelos financieros son:

- Las series de tiempo correspondientes a los índices adoptan la forma de caminata aleatoria, es no estacional con tendencia y variación estocástica. Los rendimientos (obte-

nidos entre el cociente de índice, es decir la primer diferencia) son estacionarios por lo que se corrobora la existencia de caminata aleatoria.

- b) El precio esperado de los índices estudiados dependerá del precio actual más el término aleatorio, el cuál puede ser ascendente o descendente, es decir un típico proceso de Markov.
- c) Existe correlación serial en los rezagos y de la media del tipo MA(1); AR(1) no estacionaria. En principio se debería estudiar el modelo que mejor ajusta, una alternativa es el modelo ARMA (1,1) para predecir precios (tendencia y volatilidad).
- d) La variación de los rendimientos proviene de una distribución de probabilidad específica: para los mercados desarrollados (Estados Unidos) y la cartera global se admite la distribución normal de probabilidad. Para mercados emergentes la forma de la distribución es leptocúrtica con importante peso en las colas.
- e) Lo expuesto en el punto anterior presenta consecuencias en la elección del modelo para predecir rendimientos; en mercados desarrollados se admitiría los modelos que tienen en cuenta el comportamiento de los inversores (media-varianza) como el *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) y sus clásicas derivaciones: para múltiples periodos (I-CAPM); orientados al consumo (Co-CAPM), incorporando el factor inflación (In-CAPM), con factores múltiples identificados (MF-CAPM) y las versiones globales (G-CAPM y ajustes ad-hoc) y las versiones condicionales (Cond-CAPM). También se admitiría el modelo de valoración a través de carteras de arbitraje conocido como *Arbitrage Price Model* (APM)<sup>4</sup>.
- f) Para mercados emergentes la no normalidad de los rendimientos supone el empleo de modelos que trabajan con diferentes momentos estocásticos de los rendimientos como el *downside capm* (D-CAPM) o *multimoment capm* (M-CAPM), en un marco no condicional o condicional de probabilidades.
- g) Finalmente, para estrategias de corto plazo, existen agrupamientos de volatilidad en donde episodios de alta volatilidad son seguidos por periodos de significativa varianza de rendimientos.

A modo de resumen: los resultados se desprenden importantes diferencias en el comportamiento de las series de tiempo estudiadas según las características del mercado financiero. Dado el dado el importante volumen, diversidad, profundidad y estabilidad institucional del mercado financiero norteamericano (eliminando las crisis y asumiendo que en la serie son meras anomalías) los modelos convencionales soportados en los dos primeros momentos estocásticos explicarían una importante fracción de la varianza de rendimientos y precios. En los mercados emergentes el bajo volumen, alta concentración, movilidad de capitales, inestabilidad institucionales hagan que la volatilidad se profundiza y concentra (*clusters*) y que las distribuciones de probabilidad sean asimétricas. En principio se podría argumentar que los dos primeros momentos no son suficientes para explicar la varianza de rendimientos y precios (Milanesi & Tohmé, 2009). Cabría preguntarse si los momentos superiores son suficientes para explicar y pronosticar la volatilidad en las series de precios.

---

<sup>4</sup>En principio todas las propuestas indicadas presentan limitaciones en su estructura porque suponen homocedasticidad de la varianza y que los rendimientos asumen un comportamiento estocástico independiente, idénticamente distribuidos y normal (IID).

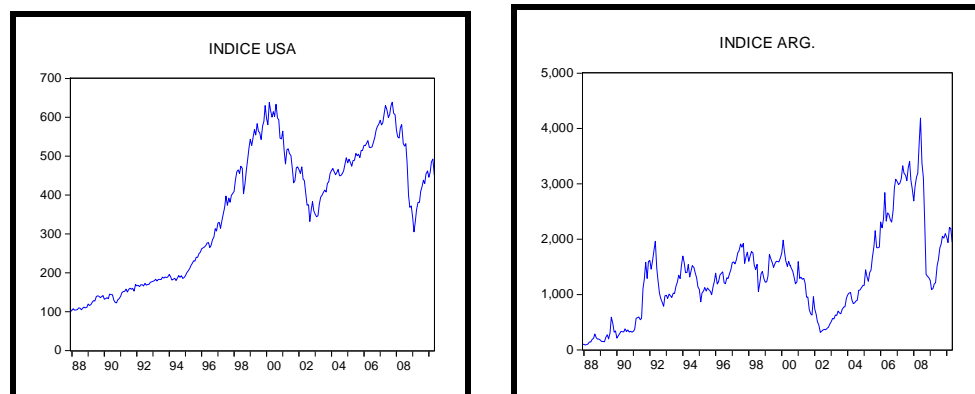
## REFERENCIAS

- Abril, J. (2004): “*Modelos para el Análisis de Series de Tiempo*”. Colecciones Número de Oro, 2<sup>da</sup> Ed.
- Bollerslev, T.; Engle, R.; & Nelson, D. (1994): “*Handbook of Econometrics*”, 4, pp 2960-3031.
- Campbell, J.; Lo, A. & McKinlay, C. (1997): “*The Econometrics of Financial Markets*”, Princeton University Press, New Jersey.
- Milanesi, G. (2009): “*Administración Financiera: Teoría Financiera y Valuación de Empresas*” Editoria Induvio Ediciones.
- Milanesi, G & Tohmé, F (2009): “*The Price of Risk: Valuating Stocks with Higher Moments of a Distribution Drawn from its Derived Options*” XLIV Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política (AAEP), Mendoza, Universidad Nacional de Cuyo.
- Rincón, L. (2008): “*Introducción a los Procesos Estocásticos*” W.P Departamento de Matemáticas, Universidad Autónoma de México.
- Taleb, N (2007): “*El Cisne Negro*” Editorial Paidós.

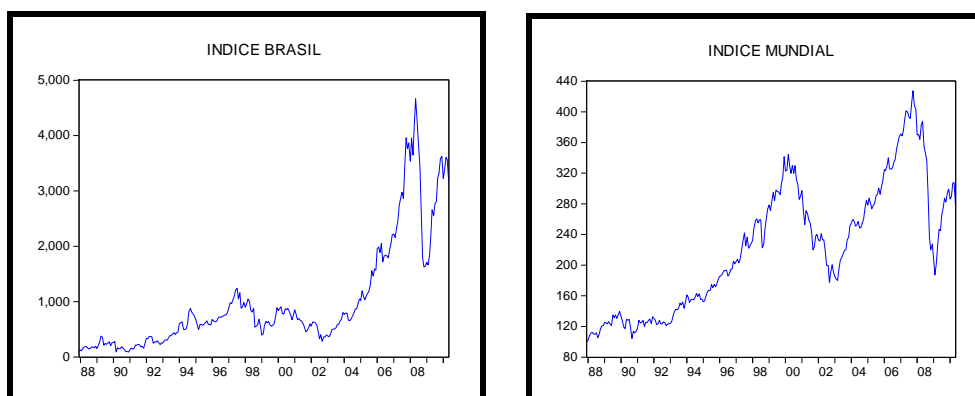
## ANEXO

**Hipótesis: Las series de precios siguen un camino aleatorio (*random walk*)**

**Ilustración 1. Gráfico serie de precios EE.UU y Argentina 1987-2010 series mensuales índice MSCI-Barra. E-Views 6.0**



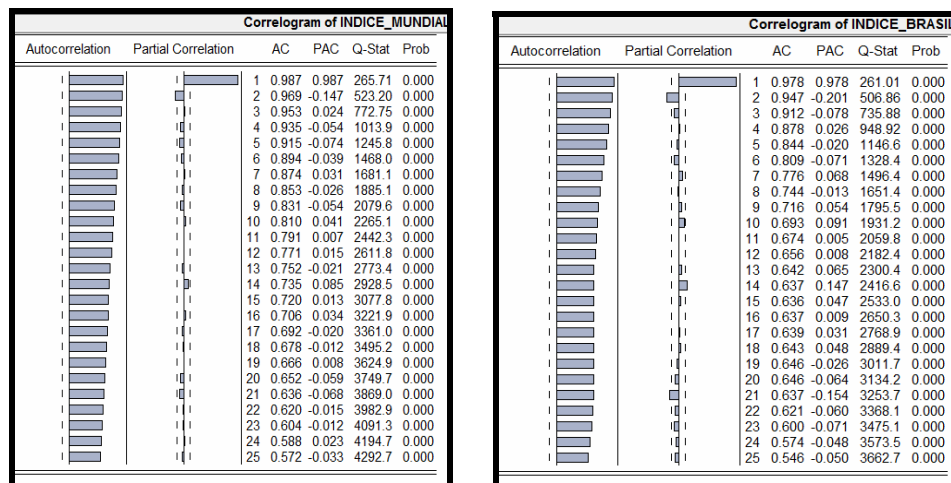
**Ilustración 2. Gráfico serie de precios Brasil y AC World Index 1987-2010 series mensuales índice MSCI-Barra. E-Views 6.0**



**Ilustración 3. Correlograma índice EE.UU y Argentina. E-Views 6.0**

Correlogram of INDICE_USA					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1		0.989	0.989	267.30	0.000
2		0.978	-0.075	529.15	0.000
3		0.966	0.034	785.98	0.000
4		0.954	-0.059	1037.3	0.000
5		0.941	-0.050	1282.6	0.000
6		0.927	-0.043	1521.4	0.000
7		0.913	0.029	1754.3	0.000
8		0.899	-0.037	1981.0	0.000
9		0.884	-0.043	2201.0	0.000
10		0.869	0.001	2414.5	0.000
11		0.855	-0.001	2621.6	0.000
12		0.840	-0.025	2822.2	0.000
13		0.824	-0.038	3016.1	0.000
14		0.809	0.057	3203.9	0.000
15		0.795	0.019	3386.1	0.000
16		0.782	0.037	3563.0	0.000
17		0.769	-0.035	3734.6	0.000
18		0.755	-0.002	3900.9	0.000
19		0.742	-0.028	4062.0	0.000
20		0.727	-0.060	4217.4	0.000
21		0.712	-0.029	4366.9	0.000
22		0.696	-0.033	4510.6	0.000
23		0.681	0.016	4648.6	0.000
24		0.666	-0.007	4781.1	0.000
25		0.650	-0.034	4907.9	0.000

Correlogram of INDICE_ARG_					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1		0.970	0.970	256.65	0.000
2		0.933	-0.125	494.96	0.000
3		0.893	-0.047	714.41	0.000
4		0.853	-0.023	915.47	0.000
5		0.817	0.032	1100.2	0.000
6		0.784	0.035	1271.0	0.000
7		0.755	0.039	1430.1	0.000
8		0.721	-0.117	1576.0	0.000
9		0.690	0.040	1710.2	0.000
10		0.661	0.004	1833.6	0.000
11		0.633	0.007	1947.0	0.000
12		0.605	-0.020	2051.1	0.000
13		0.584	0.101	2148.5	0.000
14		0.565	-0.006	2240.1	0.000
15		0.546	-0.022	2326.0	0.000
16		0.525	-0.044	2405.7	0.000
17		0.501	-0.047	2478.7	0.000
18		0.480	0.051	2545.9	0.000
19		0.459	-0.012	2607.4	0.000
20		0.436	-0.049	2663.3	0.000
21		0.411	-0.075	2713.0	0.000
22		0.386	0.022	2757.1	0.000
23		0.360	-0.024	2795.7	0.000
24		0.335	-0.003	2829.2	0.000
25		0.312	0.002	2858.4	0.000

**Ilustración 4. Correlograma índice Brasil y AC World. E-Views 6.0****Cuadro 1. ADF índice USA E-Views 6.0**

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on INDICE_USA				
Null Hypothesis: INDICE_USA has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-1.459850	0.5526
Test critical values:			1% level	-3.454534
			5% level	-2.872081
			10% level	-2.572460
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INDICE_USA)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:13				
Sample (adjusted): 1988M01 2010M05				
Included observations: 269 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INDICE_USA(-1)	-0.009353	0.006407	-1.459850	0.1455
C	4.655569	2.533162	1.837849	0.0672
R-squared	0.007919	Mean dependent var	1.307993	
Adjusted R-squared	0.004203	S.D. dependent var	17.69139	
S.E. of regression	17.65417	Akaike info criterion	8.587228	
Sum squared resid	83215.81	Schwarz criterion	8.613955	
Log likelihood	-1152.982	Hannan-Quinn criter.	8.597962	
F-statistic	2.131163	Durbin-Watson stat	1.792166	
Prob(F-statistic)	0.145507			

**Cuadro 2. ADF índice Argentina E-Views 6.0**

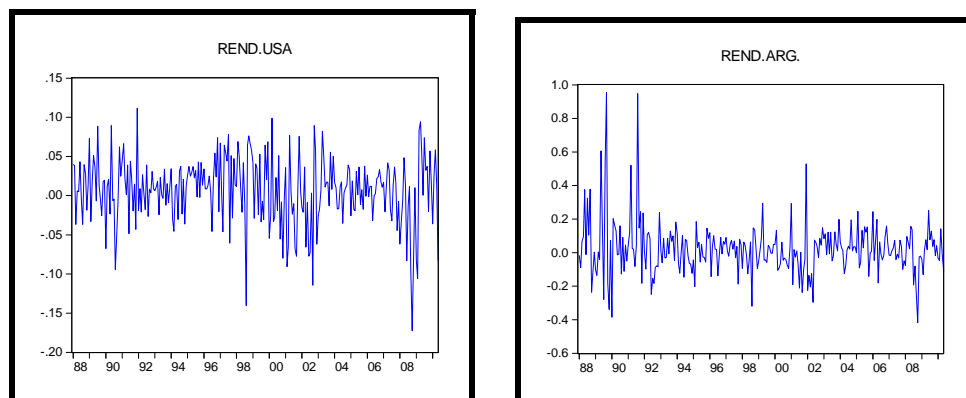
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on INDICE_ARG_				
Null Hypothesis: INDICE_ARG_ has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.075856	0.2547
Test critical values:	1% level		-3.454534	
	5% level		-2.872081	
	10% level		-2.572460	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INDICE_ARG_)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:12				
Sample (adjusted): 1988M01 2010M05				
Included observations: 269 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INDICE_ARG_(-1)	-0.028172	0.013571	-2.075856	0.0389
C	44.02362	20.93063	2.103311	0.0364
R-squared	0.015883	Mean dependent var		6.879654
Adjusted R-squared	0.012197	S.D. dependent var		179.1986
S.E. of regression	178.1024	Akaike info criterion		13.21000
Sum squared resid	8469361.	Schwarz criterion		13.23673
Log likelihood	-1774.745	Hannan-Quinn criter.		13.22073
F-statistic	4.309178	Durbin-Watson stat		1.746422
Prob(F-statistic)	0.038864			

**Cuadro 3. ADF índice Brasil E-Views 6.0**

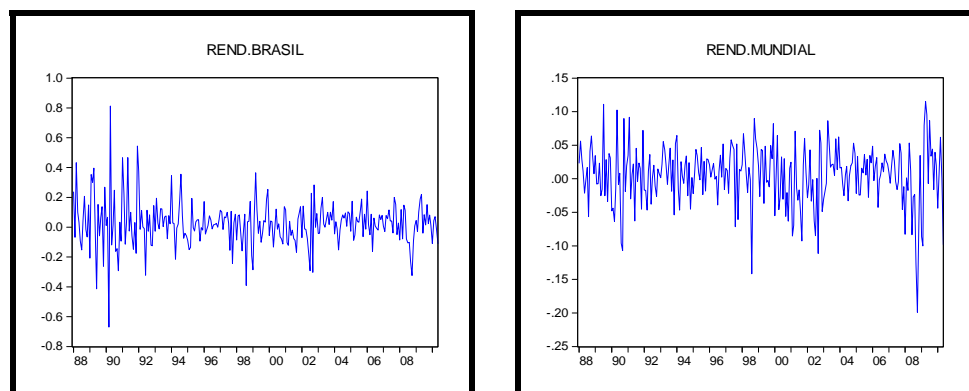
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on INDICE_BRASIL				
Null Hypothesis: INDICE_BRASIL has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.043088	0.7382	
Test critical values:		1% level	-3.454626	
		5% level	-2.872121	
		10% level	-2.572482	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INDICE_BRASIL)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:13				
Sample (adjusted): 1988M02 2010M05				
Included observations: 268 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INDICE_BRASIL(-1)	-0.009785	0.009381	-1.043088	0.2979
D(INDICE_BRASIL(-1))	0.231886	0.061275	3.784330	0.0002
C	18.14264	13.01810	1.393647	0.1646
R-squared	0.052064	Mean dependent var		11.36741
Adjusted R-squared	0.044910	S.D. dependent var		152.9603
S.E. of regression	149.4861	Akaike info criterion		12.86341
Sum squared resid	5921715.	Schwarz criterion		12.90361
Log likelihood	-1720.698	Hannan-Quinn criter.		12.87956
F-statistic	7.277387	Durbin-Watson stat		2.033680
Prob(F-statistic)	0.000838			

**Cuadro 4. ADF índice AC World Index E-Views 6.0**

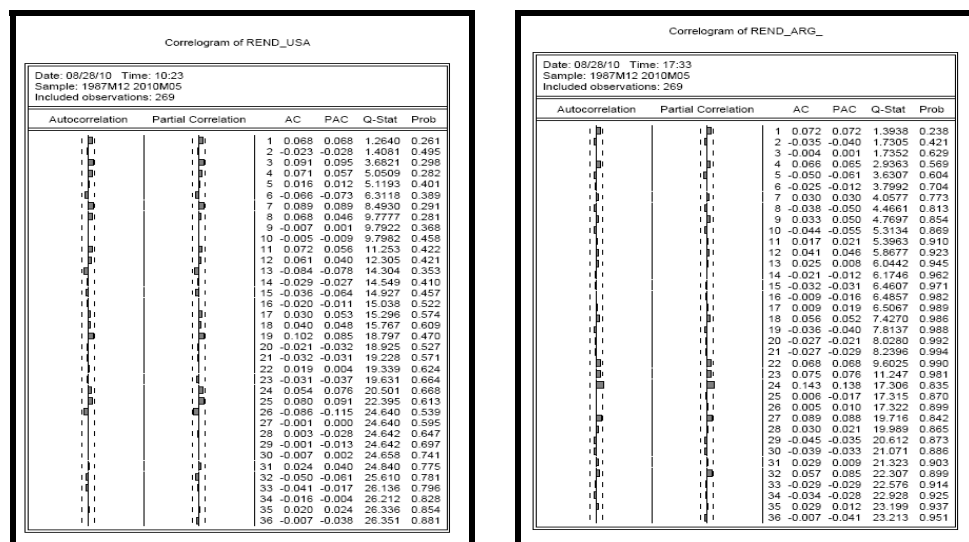
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on INDICE_MUNDIAL				
Null Hypothesis: INDICE_MUNDIAL has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.642574	0.4594	
Test critical values:	1% level	-3.454626		
	5% level	-2.872121		
	10% level	-2.572482		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INDICE_MUNDIAL)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:13				
Sample (adjusted): 1988M02 2010M05				
Included observations: 268 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic Prob.	
INDICE_MUNDIAL(-1)	-0.012973	0.007898	-1.642574	0.1017
D(INDICE_MUNDIAL(-1))	0.182666	0.061179	2.985749	0.0031
C	3.408771	1.878676	1.814454	0.0707
R-squared	0.040453	Mean dependent var	0.652388	
Adjusted R-squared	0.033211	S.D. dependent var	10.82818	
S.E. of regression	10.64685	Akaike info criterion	7.579537	
Sum squared resid	30039.20	Schwarz criterion	7.619734	
Log likelihood	-1012.658	Hannan-Quinn criter.	7.595682	
F-statistic	5.585932	Durbin-Watson stat	1.960304	
Prob(F-statistic)	0.004205			

**Ilustración 5. Gráfico serie de rendimientos EE.UU y Argentina 1987-2010 series mensuales índice MSCI-Barra. E-Views 6.0**

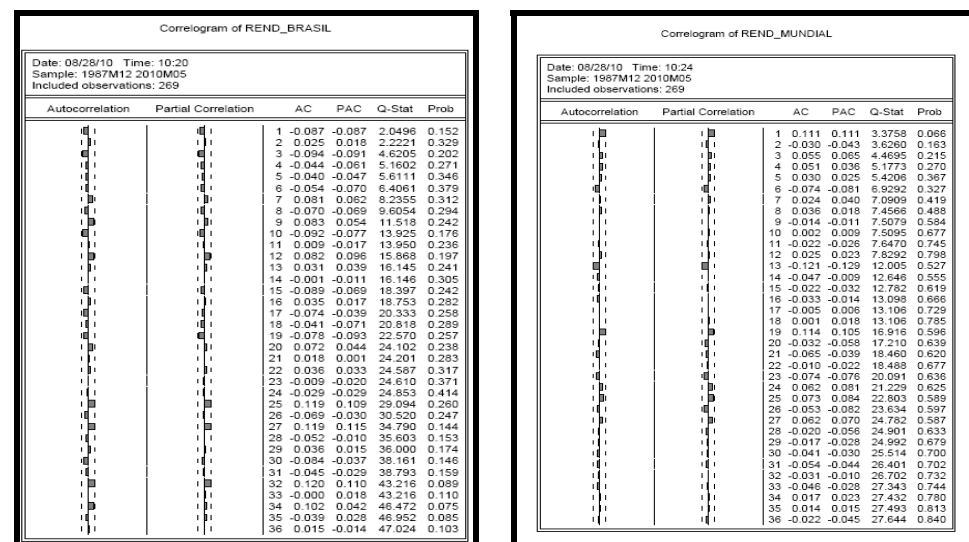
**Ilustración 6. Gráfico serie de rendimientos Brasil y AC World Index1987-2010 series mensuales índice MSCI-Barra. E-Views 6.0**



**Ilustración 7. Correlograma rendimientos EE.UU y Argentina. E-Views 6.0**



**Ilustración 8. Correlograma rendimientos Brasil y AC World. E-Views 6.0**





**Cuadro 5. ADF rendimientos USA E-Views 6.0**

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on REND_USA				
Null Hypothesis: REND_USA has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
	t-Statistic		Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-15.10778		0.0000	
Test critical values:	1% level	-3.454626		
	5% level	-2.872121		
	10% level	-2.572482		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(REND_USA)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:41				
Sample (adjusted): 1988M02 2010M05				
Included observations: 268 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
REND_USA(-1)	-0.930683	0.061603	-15.10778	0.0000
C	0.005950	0.002652	2.243772	0.0257
R-squared	0.461805	Mean dependent var	-0.000456	
Adjusted R-squared	0.459782	S.D. dependent var	0.058302	
S.E. of regression	0.042852	Akaike info criterion	-3.454708	
Sum squared resid	0.488448	Schwarz criterion	-3.427909	
Log likelihood	464.9308	Hannan-Quinn criter.	-3.443944	
F-statistic	228.2450	Durbin-Watson stat	1.981895	
Prob(F-statistic)	0.000000			

**Cuadro 6. ADF rendimientos Argentina E-Views 6.0**

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on REND_ARG_				
Null Hypothesis: REND_ARG_ has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-15.16044	0.0000	
Test critical values:	1% level	-3.454626		
	5% level	-2.872121		
	10% level	-2.572482		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(REND_ARG_)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:41				
Sample (adjusted): 1988M02 2010M05				
Included observations: 268 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
REND_ARG_(-1)	-0.928236	0.061228	-15.16044	0.0000
C	0.020834	0.009828	2.119914	0.0349
R-squared	0.463536	Mean dependent var	-0.000340	
Adjusted R-squared	0.461519	S.D. dependent var	0.217024	
S.E. of regression	0.159255	Akaike info criterion	-0.829186	
Sum squared resid	6.746326	Schwarz criterion	-0.802388	
Log likelihood	113.1110	Hannan-Quinn criter.	-0.818423	
F-statistic	229.8390	Durbin-Watson stat	1.991276	
Prob(F-statistic)	0.000000			

**Cuadro 7. ADF rendimientos Brasil E-Views 6.0**

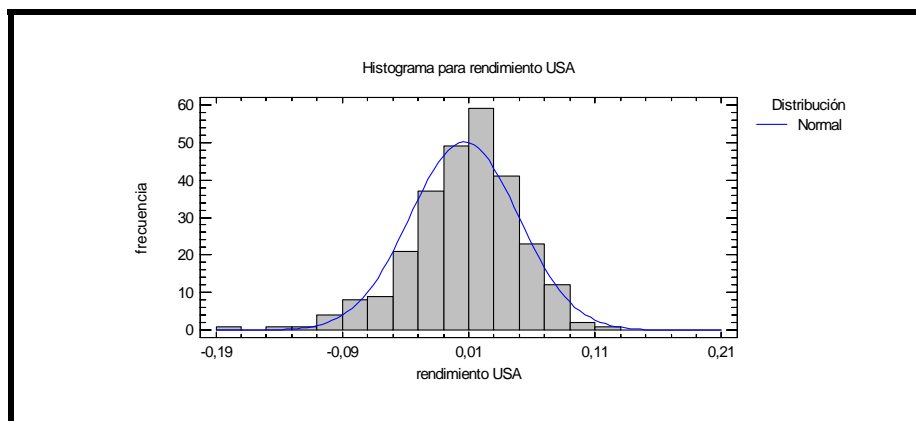
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on REND_BRASIL				
Null Hypothesis: REND_BRASIL has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-17.83480	0.0000	
Test critical values:		1% level	-3.454626	
		5% level	-2.872121	
		10% level	-2.572482	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(REND_BRASIL) Method: Least Squares Date: 08/28/10 Time: 17:41 Sample (adjusted): 1988M02 2010M05 Included observations: 268 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
REND_BRASIL(-1)	-1.087035	0.060950	-17.83480	0.0000
C	0.026463	0.009500	2.785560	0.0057
R-squared	0.544583	Mean dependent var	-0.001290	
Adjusted R-squared	0.542871	S.D. dependent var	0.226916	
S.E. of regression	0.153421	Akaike info criterion	-0.903833	
Sum squared resid	6.261076	Schwarz criterion	-0.877034	
Log likelihood	123.1136	Hannan-Quinn criter.	-0.893069	
F-statistic	318.0801	Durbin-Watson stat	1.988111	
Prob(F-statistic)	0.000000			

**Cuadro 8. ADF rendimientos AC World Index E-Views 6.0**

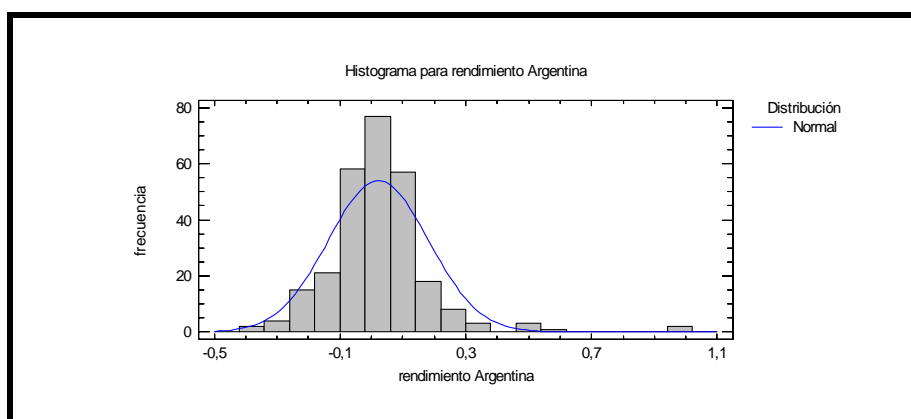
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on REND_MUNDIAL				
Null Hypothesis: REND_MUNDIAL has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=15)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-14.40744	0.0000	
Test critical values:	1% level	-3.454626		
	5% level	-2.872121		
	10% level	-2.572482		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(REND_MUNDIAL)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/10 Time: 17:41				
Sample (adjusted): 1988M02 2010M05				
Included observations: 268 after adjustments				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
REND_MUNDIAL(-1)	-0.886326	0.061519	-14.40744	0.0000
C	0.004154	0.002743	1.514533	0.1311
R-squared	0.438314	Mean dependent var	-0.000453	
Adjusted R-squared	0.436202	S.D. dependent var	0.059398	
S.E. of regression	0.044600	Akaike info criterion	-3.374751	
Sum squared resid	0.529106	Schwarz criterion	-3.347952	
Log likelihood	454.2166	Hannan-Quinn criter.	-3.363987	
F-statistic	207.5743	Durbin-Watson stat	1.969220	
Prob(F-statistic)	0.000000			

**Hecho estilizado 1: La forma de la distribución de probabilidad de los rendimientos es leptocúrtica y exhibe colas pesadas (*fat tails*).**

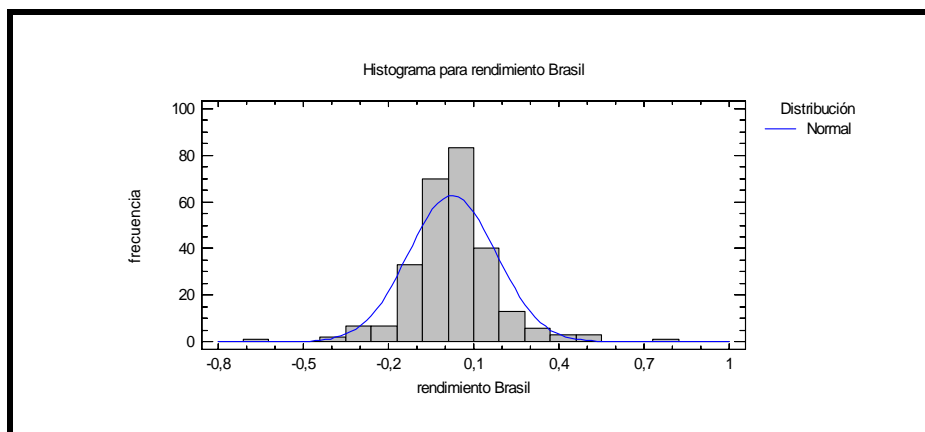
*Ilustración 9. Histograma E-Views 6.0*

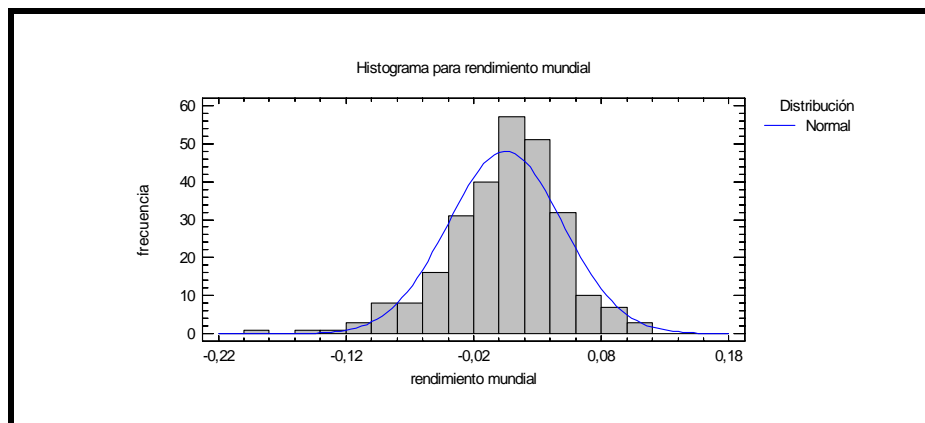
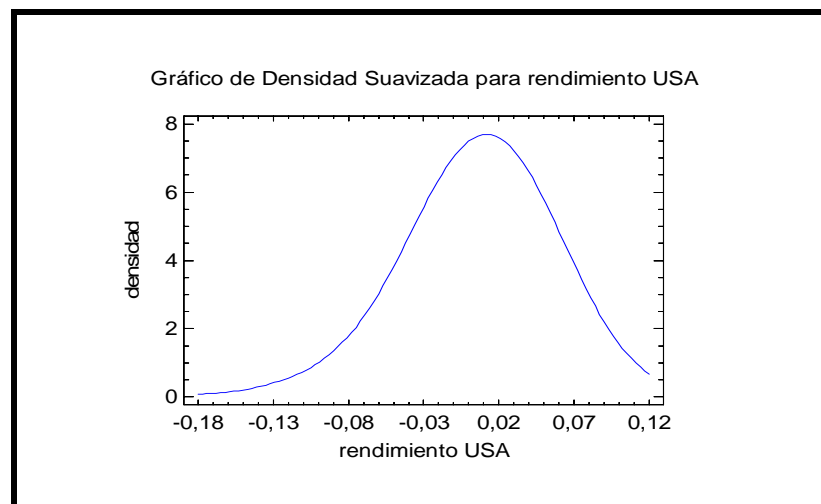
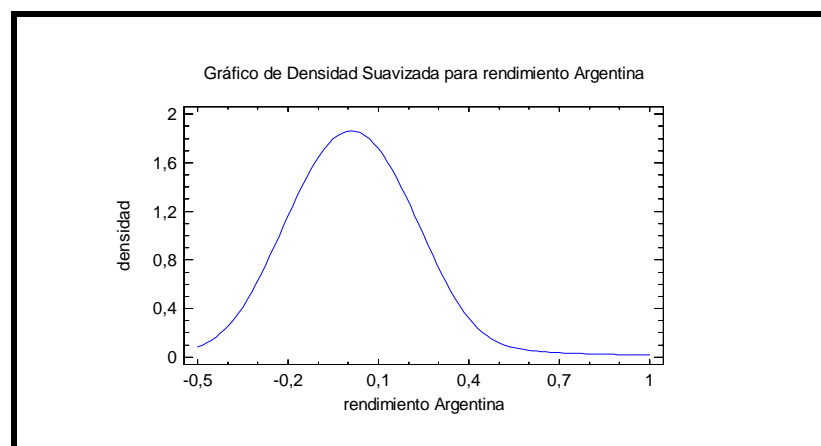


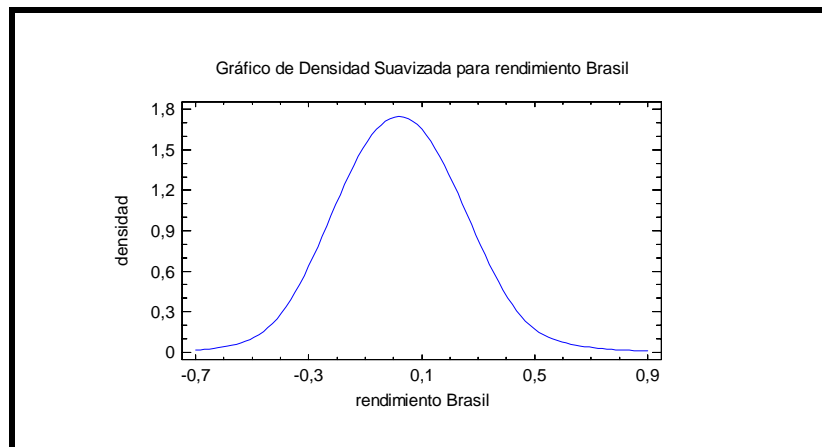
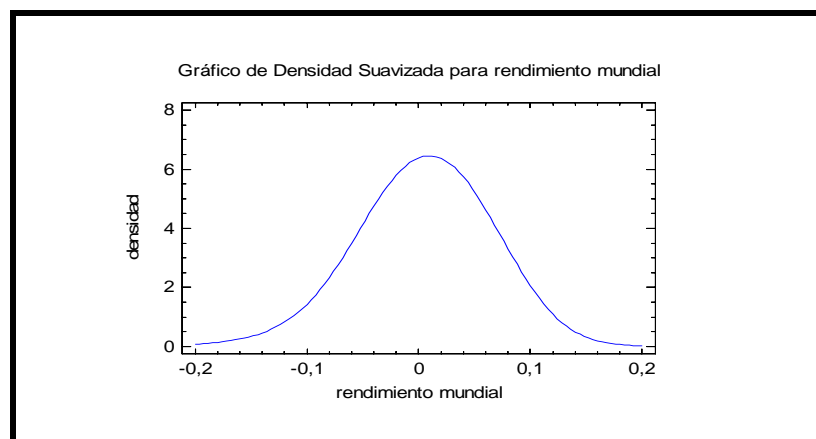
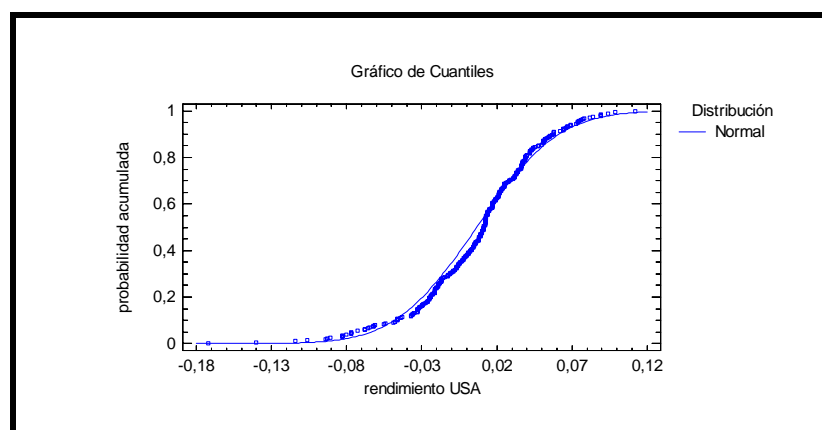
*Ilustración 10. Histograma E-Views 6.0*

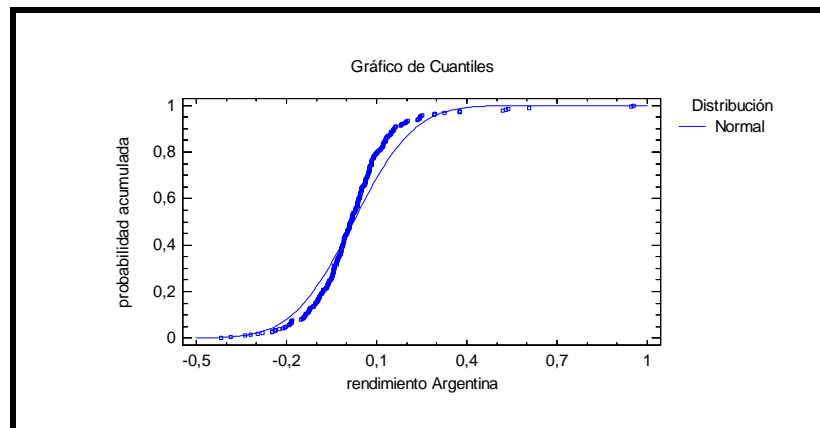
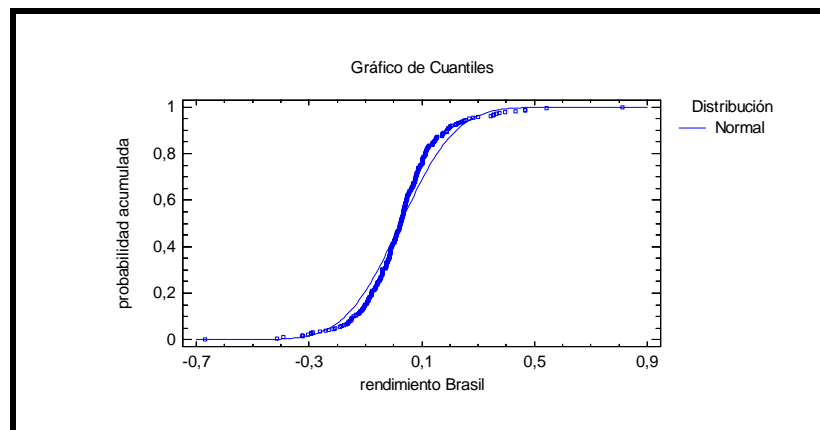
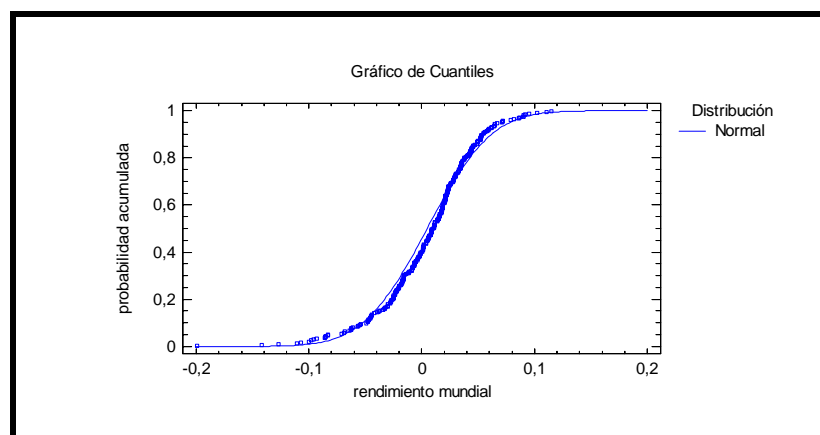


*Ilustración 11. Histograma E-Views 6.0*



**Ilustración 12. Histograma E-Views 6.****Ilustración 13. Gráfica densidad E-Views 6.0****Ilustración 14. Gráfica densidad E-Views 6.0**

**Ilustración 15. Gráfica densidad E-Views 6.0****Ilustración 16. Gráfica densidad E-Views 6.0****Ilustración 17. Gráfica cuartiles E-Views 6.0**

**Ilustración 18. Gráfica cuartiles E-Views 6.0****Ilustración 19. Gráfica cuartiles E-Views 6.0****Ilustración 20. Gráfica cuartiles E-Views 6.0**

**a-Pruebas de normalidad- rendimiento USA**

Datos/Variable: rendimiento USA

269 valores con rango desde -0,172 a 0,112

**Distribuciones Ajustadas**

<i>Normal</i>
media = 0,00655019
desviación estándar = 0,0427998

**Pruebas de Normalidad para rendimiento USA**

<i>Prueba</i>	<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
Estadístico W de Shapiro-Wilk	0,972575	0,0149078

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento USA puede modelarse adecuadamente con una distribución normal. La prueba de Shapiro-Wilk está basada en la comparación de los cuartiles de la distribución normal ajustada a los datos.

**Pruebas de Bondad-de-Ajuste para rendimiento USA**

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	<i>Normal</i>
DMAS	0,0346523
DMENOS	0,071135
DN	0,071135
Valor-P	0,131455

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento USA puede modelarse adecuadamente con una distribución normal.

**b-Pruebas de normalidad - rendimiento Argentina**

Datos/Variable: rendimiento Argentina

269 valores con rango desde -0,417 a 0,954

**Distribuciones Ajustadas**

<i>Normal</i>
media = 0,022316
desviación estándar = 0,15911

**Pruebas de Normalidad para rendimiento Argentina**

<i>Prueba</i>	<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
Estadístico W de Shapiro-Wilk	0,881334	0,0

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento Argentina puede modelarse adecuadamente con una distribución normal. La prueba de Shapiro-Wilk está basada en la comparación de los cuartiles de la distribución normal ajustada a los datos.

Debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es menor a 0,05, se puede rechazar la idea de que rendimiento Argentina proviene de una distribución normal con 95% de confianza.

**Pruebas de Bondad-de-Ajuste para rendimiento Argentina**

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	<i>Normal</i>
DMAS	0,116318
DMENOS	0,0738108
DN	0,116318
Valor-P	0,00137972

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento Argentina puede modelarse adecuadamente con una distribución normal.

Debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es menor a 0,05, se puede rechazar la idea de que rendimiento Argentina proviene de una distribución normal con 95% de confianza.

**c-Pruebas de normalidad-rendimiento Brasil**

Datos/Variable: rendimiento Brasil

269 valores con rango desde -0,669 a 0,813

**Distribuciones Ajustadas**

<i>Normal</i>
media = 0,0250706
desviación estándar = 0,153984

**Pruebas de Normalidad para rendimiento Brasil**

<i>Prueba</i>	<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
Estadístico W de Shapiro-Wilk	0,960612	0,0000109411

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento Brasil puede modelarse adecuadamente con una distribución normal. La prueba de Shapiro-Wilk está basada en la comparación de los cuartiles de la distribución normal ajustada a los datos.

Debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es menor a 0,05, se puede rechazar la idea de que rendimiento Brasil proviene de una distribución normal con 95% de confianza.

**Pruebas de Bondad-de-Ajuste para rendimiento Brasil**

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	<i>Normal</i>
DMAS	0,0930943
DMENOS	0,0672652
DN	0,0930943
Valor-P	0,0188837

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento Brasil puede modelarse adecuadamente con una distribución normal.

Debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es menor a 0,05, se puede rechazar la idea de que rendimiento Brasil proviene de una distribución normal con 95% de confianza.



**d-Ajuste de Datos No Censurados - rendimiento mundial**

Datos/Variable: rendimiento mundial

269 valores con rango desde -0,199 a 0,115

Distribuciones Ajustadas

<i>Normal</i>
media = 0,00481784
desviación estándar = 0,04475

**Pruebas de Normalidad para rendimiento mundial**

<i>Prueba</i>	<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
Estadístico W de Shapiro-Wilk	0,971044	0,00709286

**El StatAdvisor**

Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento mundial puede modelarse adecuadamente con una distribución normal. La prueba de Shapiro-Wilk está basada en la comparación de los cuartiles de la distribución normal ajustada a los datos. Debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es menor a 0,05, se puede rechazar la idea de que rendimiento mundial proviene de una distribución normal con 95% de confianza.

**Pruebas de Bondad-de-Ajuste para rendimiento mundial**

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

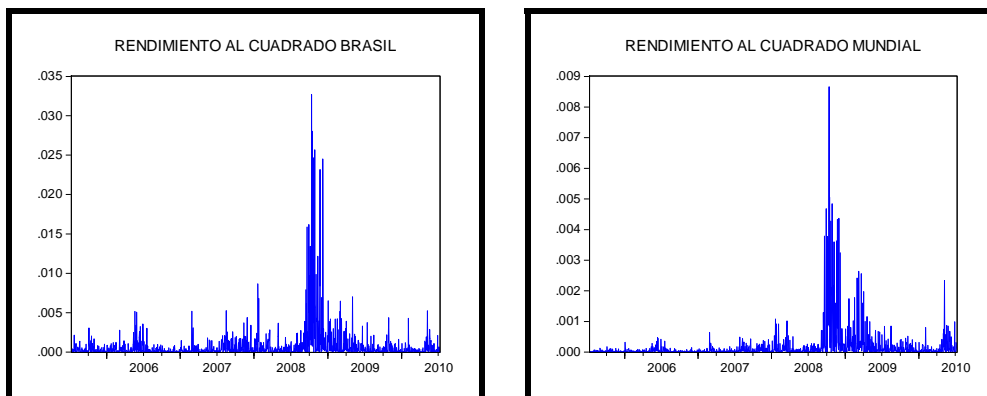
	<i>Normal</i>
DMAS	0,0405954
DMENOS	0,0629209
DN	0,0629209
Valor-P	0,239779

**El StatAdvisor**

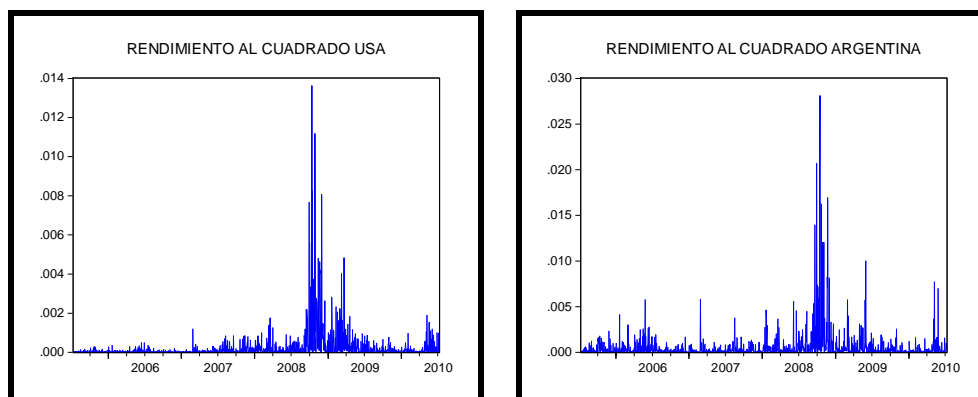
Esta ventana muestra los resultados de diversas pruebas realizadas para determinar si rendimiento mundial puede modelarse adecuadamente con una distribución normal. Debido a que el valor-P más pequeño de las pruebas realizadas es mayor ó igual a 0,05, no se puede rechazar la idea de que rendimiento mundial proviene de una distribución normal con 95% de confianza.

**Hecho estilizado 2: Los rendimientos presentan volatilidad agrupada (*volatility clustering*).**

**Ilustración 21. Rendimientos cuadrados E-Views 6.0**



**Ilustración 22. Rendimientos cuadrados E-Views 6.0**



**Ilustración 23. Correlograma E-Views 6.0**

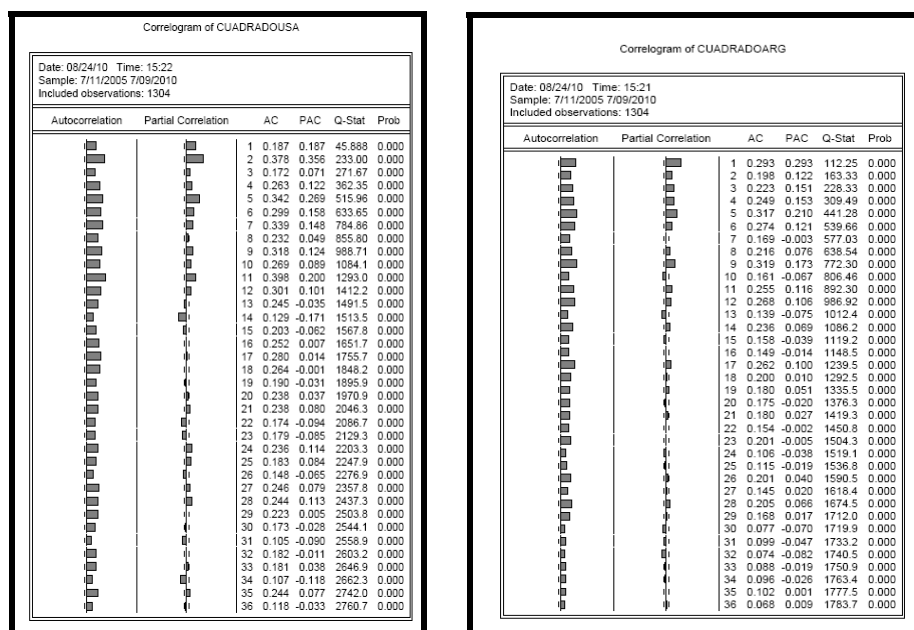


Ilustración 24: Correlograma E-Views 6.0

