



CAPACIDAD PREDICTIVA DE LOS MODELOS ARCH: UNA APLICACIÓN PARA LOS RENDIMIENTOS DEL ÍNDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES

Fecha de recepción: noviembre de 2010; fecha de aceptación: enero de 2011.

*Sergio Hernández Mejía**

3

RESUMEN. Este trabajo tiene por objetivo determinar el modelo que permite explicar con una mayor precisión el rendimiento del índice de precios y cotizaciones de la bolsa mexicana de valores durante el periodo 2000-2008, para lo cual se aplican los modelos de la familia ARCH. Se analiza la volatilidad del mercado, se comparan los modelos GARCH, EGARCH, TARCH de acuerdo a los criterios tradicionales de evaluación y se concluye que el modelo EGARCH (1,1) tiene la mejor capacidad predictiva.

Palabras clave: pronóstico, volatilidad, modelos tipo ARCH, IPC

Clasificación JEL: C51, C52, G17

ABSTRACT. This paper focuses to determine the model that permits to explain with a great performance the returns of the Mexican Stock Market Index during the period 2000-2008, using ARCH Models. The volatility of the market is analyzed, the model are compared GARCH, EGARCH, TARCH according to the traditional criteria of evaluation and is concluded that the model one EGARCH (1.1) provide the best forecast.

Palabras clave: forecast, volatility, ARCH- type models, IPC

Clasificación JEL: C51, C52, G17

* Profesor de la Universidad Cristóbal Colón, Veracruz, México (sergiohm@ucc.mx). El autor agradece las recomendaciones del Dr. Daniel Vázquez Cotera de la Universidad Cristóbal Colón.



1. Introducción

Por muchos años, en el ámbito académico y financiero la siguiente pregunta ha sido motivo de discusión y controversia ¿hasta qué punto, los datos históricos de los precios de las acciones permiten predecir su comportamiento?.

Las respuestas a esta pregunta han sido abordadas principalmente por la teoría chartista y por la teoría de las caminatas aleatorias.

El enfoque de las teorías chartistas (principalmente la teoría del Dow y el análisis técnico) basadas en los mismos supuestos básicos, asumen que los datos históricos del precio de un activo tienen mucha información que puede ser utilizada para predecir su comportamiento. El patrón de los precios pasados tiende a repetirse en el futuro, es decir, la historia se repite. Así, un análisis basado en este enfoque permite identificar patrones que pueden ser utilizados para predecir el comportamiento futuro de precios y, de esta manera, incrementar las ganancias esperadas (Murphy, 2000).

En contraste, la teoría de las caminatas aleatorias dice que los precios de las acciones se determinan en una caminata aleatoria, o sea que no se pueden predecir los precios futuros a partir de los precios pasados (Fama, 1965). En términos estadísticos, la teoría dice que los cambios en los precios son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (Johnston, 1997). Esto es, los precios pasados no proporcionan información tal que pueda ser utilizada para predecir los precios futuros.

Fama (1970) propone tres niveles de eficiencia de los mercados en relación a la información que reflejan los precios. La forma débil sustenta que el historial de precios de las acciones no contiene información que pueda ser utilizada para obtener rendimientos por arriba de los que otorga una cartera de valores al azar. Por eso se dice que en un mercado eficiente en su forma débil, los precios siguen una caminata aleatoria. Un mercado posee la eficiencia semifuerte si además de todo lo anterior, los precios reflejan la información públicamente disponible. Un mercado posee la eficiencia fuerte si además de todo lo anterior, los precios reflejan la información privada.

Para verificar estas afirmaciones (a pesar de la dificultad para probar la eficiencia semifuerte y la fuerte), se han desarrollado algunas pruebas estadísticas



que permiten determinar si los precios de las acciones siguen una caminata aleatoria: análisis de correlación serial, prueba de raíz unitaria, y la razón de varianzas. El grueso de las investigaciones para países desarrollados y para los mercados de América Latina (Worthington, sin fecha; López, 1998, 2004; Ramírez, 2002), encuentran existencia de autocorrelación para los rendimientos de las acciones, por lo que se rechaza la hipótesis de caminata aleatoria.

En los últimos 20 años se han propuesto diversos modelos de series de tiempo para representar el proceso generador de la información con base en las características de las series de interés. La evidencia empírica sobre el comportamiento y modelado de series de tiempo financieras exhibe las características más sobresalientes (Fama, 1965; Lamoureux, 1990; Hassan 2000; Geng, 2006; Balaban *et al.*, 2003; Ebeid, 2004). A continuación se describen:

- i) La varianza de las series no es constante a lo largo del tiempo, lo cual viola el supuesto de homoscedasticidad de los modelos tradicionales.
- ii) Cambios sustanciales y agrupamientos de volatilidad condicionada en el cual la alta volatilidad es seguida por alta volatilidad y la baja volatilidad es seguida por baja volatilidad. Este comportamiento sugiere que la volatilidad de las series financieras está determinada por un proceso autorregresivo (correlación serial) y de varianza no constante (heteroscedasticidad).
- iii) La distribución de los rendimientos, aunque centrado en el cero, muestra ligeros sesgos y el valor de la curtosis es mayor en relación a una normal estándar (exceso de curtosis), lo cual implica que se obtengan resultados sesgados cuando se supone normalidad.
- iv) El efecto de la volatilidad sobre los precios de las acciones. Las noticias malas y las noticias buenas afectan a la volatilidad de diferente manera: las primeras tienen un efecto mayor que las segundas. Por lo tanto, si incrementa la volatilidad disminuyen los precios y a la inversa, observando una correlación negativa.

Los resultados anteriores muestran la importancia de modelar las series financieras incorporando la volatilidad (riesgo). A partir del famoso trabajo de Engle (1982) *Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation*, se han desarrollado una familia de modelos



de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) en su mayoría, utilizados para explicar la volatilidad de los rendimientos financieros.

En relación a la evidencia empírica, existen una gran cantidad de estudios que utilizan los modelos ARCH para analizar el comportamiento de la volatilidad. En particular, se identifican los modelos que tienen mayor capacidad predictiva para pronósticos ex-post.

Geng (2006) aplica modelos de la familia ARCH para analizar las características de la volatilidad del mercado de valores chino. Compara varios modelos utilizando criterios estándar y concluye que el modelo EGARCH (1,1) y el modelo EGARCH-M (1,1) tienen la misma eficiencia para pronosticar las series. Ebeid (2004) evalúa la capacidad de algunos modelos ARCH para pronosticar los rendimientos del mercado de valores de Egipto y concluye que el modelo GARCH (1,1) es más apropiado para modelar la volatilidad del índice de precios del mercado. El trabajo de Ludlow y Mota (2006) en el que se analiza la volatilidad de tres mercados financieros basados en los índices (IPC, Nasdaq, S&P500) utilizando un modelo multivariado GARCH (1,1) concluyen que los choques unitarios de malas noticias repercuten con más fuerza en el mercado más profundo. Por otro lado, López (sin fecha) evalúa la contribución de tres modelos de la familia ARCH (GARCH (1,1), TARCH (1,1), EGARCH (1,1)) para modelar el comportamiento del mercado accionario mexicano basado en el IPC. El criterio de evaluación que utilizó fue verificar si los valores pronosticados del IPC, una vez modelada la volatilidad, es capaz de reproducir los primeros cuatro momentos de la distribución del IPC. Concluye que el EGARCH (1,1) tiene mejores cualidades para pronosticar.

El objetivo de este trabajo es analizar las características de la volatilidad del mercado de valores de México e identificar el modelo que tiene la mejor capacidad predictiva. Para tal efecto, se aplican los modelos de la familia ARCH utilizando los rendimientos diarios del índice de precios y cotizaciones de la bolsa mexicana de valores. Para la identificación del modelo que tiene la mayor capacidad predictiva, se sigue de cerca el trabajo de López (2004).

La elaboración de este ejercicio se justifica por la gran atención que recibe el término volatilidad, no sólo por parte de académicos sino también por los inversionistas en el mercado de valores de México en el cual se requiere una medida de riesgo al momento de realizar transacciones. El diseño de portafolios



de inversión, la fijación de precios, el cálculo de valor en riesgo, y las estrategias financieras elevan la importancia de modelar y pronosticar la volatilidad condicional de los rendimientos. La conclusión principal de este trabajo muestra evidencia empírica a favor de los modelos EGARCH para efectos de pronósticos ex-post.

El trabajo está organizado de la siguiente manera: en la segunda parte sección se presenta la conceptualización teórica de los modelos ARCH y GARCH de Engle (1982), Bollerslev (1986), Nelson (1991) y Zakoian(1990). En la tercera sección se presentan los resultados de la estimación, las pruebas estadísticas y los pronósticos. En la cuarta sección se presentan las principales conclusiones del trabajo.

2. Los modelos

Para capturar las características de la volatilidad, Robert Engle (1982) propone modelar la volatilidad condicional por medio de un proceso de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) en el cual la media del proceso es cero y la varianza condicional depende de los errores aleatorios pasados. Sin embargo, la evidencia empírica muestra que se requiere una gran cantidad de rezagos para capturar la dinámica de la varianza condicional. Bollerslev (1986) desarrolló una técnica especial aplicando un proceso ARMA a la varianza condicional de los errores llamado GARCH (p, q) el cual tiene un componente autorregresivo y de media móvil en la varianza heteroscedástica. La ventaja del modelo GARCH sobre el modelo ARCH es que el modelo GARCH podría tener más parsimonia y representación que es más fácil identificar y estimar. El modelo GARCH se denota como sigue:

$$\begin{aligned} 1) \quad & y_t = x_t' \gamma + \varepsilon_t \\ 2) \quad & \varepsilon_t = v_t \sqrt{\sigma_t^2} \end{aligned}$$

donde:

$\sigma_t^2 = 1$, y para un modelo GARCH (1,1)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$



Al igual que en el modelo ARCH, v_t es proceso de ruido blanco que es independiente de las realizaciones pasadas de ε_{t-i} . Las condiciones sobre los parámetros que garantizan la estabilidad del modelo son: $\alpha_0 > 0, \alpha_1 + \beta_1 > 1$.

La varianza condicional, depende de tres términos: la media α_0 ; información sobre la volatilidad del periodo anterior medido por el rezago de los residuales al cuadrado (término ARCH) obtenidos de la ecuación 1); y la varianza pronosticada del último periodo (término GARCH).

El modelo GARCH (p, q) es:

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{\sigma_t^2}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

Las condiciones sobre los parámetros son:

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0 \text{ y } \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_q + \beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_p < 1$$

A pesar de que el modelo GARCH es muy utilizado para pronosticar la volatilidad y determinar el comportamiento de precios, hay situaciones que el modelo GARCH no puede explicar. El problema más grande es que los modelos GARCH estándar asumen que los términos de error positivo y negativo tienen los mismos efectos simétricos sobre la volatilidad. Es decir, las buenas noticias y las malas noticias tienen el mismo efecto sobre la volatilidad en este modelo. El modelo GARCH exponencial (EGARCH) y el modelo Threshold ARCH (TARCH) describen la respuesta asimétrica del mercado bajo choques positivos y negativos.

El modelo EGARCH del Nelson (1991), se denota como

$$\ln(\sigma_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i g(v_{t-i}) + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln(\sigma_{t-j})$$

$$g(v_t) = \varphi_i v_t + \left| \frac{\varepsilon_t}{\sqrt{\sigma_t}} \right| - E \left| \frac{\varepsilon_t}{\sqrt{\sigma_t}} \right|$$

Cuando $\varphi \neq 0$ los efectos de la información son asimétricos. Cuando $\varphi < 0$ hay presencia del efecto “apalancamiento”. No hay restricciones sobre los parámetros, lo cual es una ventaja del modelo EGARCH comparado con el GARCH.



El modelo TARCH presentado por Zakoian (1990) tiene la siguiente expresión:

$$\sigma_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \varphi \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}$$

donde d es una variable latente

$$d = \begin{cases} 1 & \varepsilon_t < 0 \\ 0 & \varepsilon_t \geq 0 \end{cases}$$

En este modelo, las buenas noticias ($\varepsilon_t < 0$) y las malas noticias $\varepsilon_t \geq 0$ tienen efectos diferentes sobre la varianza condicional. Las buenas noticias tienen un impacto de α mientras que las malas noticias tienen un impacto de $\alpha + \varphi$. Si $\varphi > 0$ existe efecto apalancamiento. Si $\varphi \neq 0$ el impacto de las noticias es asimétrico.

3. Estimación y pruebas

i) datos

Para llevar a cabo la estimación del modelo ARCH, se utilizan los rendimientos del índice de precios y cotizaciones (IPC) de la bolsa mexicana de valores (BMNV), los rendimientos diarios se calculan como:

$$R_t = \ln(IPC_t / IPC_{t-1}).$$

Se utiliza la serie de tiempo índice de precios y cotizaciones (IPC) como representativo del “precio” del mercado bursátil debido a:

- El IPC es el principal indicador de los rendimientos que ofrece la inversión en las acciones que cotizan en la BMV.
- El IPC está constituido por una muestra formada con las acciones de mayor bursatilidad ponderada con base en la proporción que éstas tienen en la capitalización del mercado.

Los datos utilizados son los cierres diarios del IPC, comprendiendo todos los días de operación de la BMV del periodo 3 de enero 2000 al 11 julio del 2008, en total 2 136 observaciones, publicado en <http://mx.finance.yahoo.com/>. Para el procesamiento de los datos se utiliza la hoja de cálculo excel y para la estimación se utiliza el paquete Eviews 3.



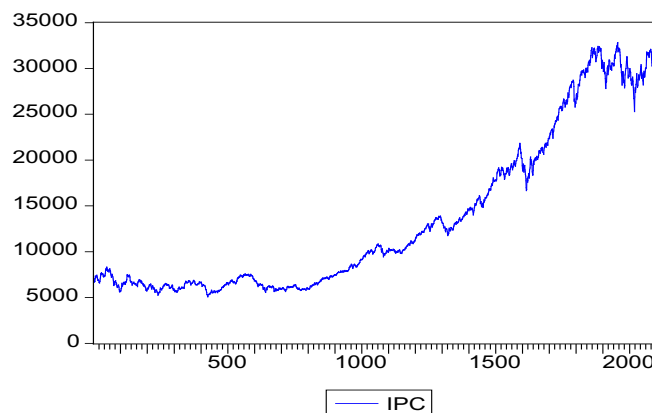
Para identificar el modelo que permite explicar con una mayor precisión el comportamiento histórico del IPC y para obtener los pronósticos se sigue la siguiente metodología:

- a) Se utilizan 2 127 observaciones de la muestra para ajustar los modelos.
- b) Se modela la volatilidad y se elige el mejor modelo basado en los criterios estándar de evaluación (criterio de Akaike, criterio de Schwarz y valor de la función de máxima verosimilitud).
- c) Con los modelos resultantes se pronostican nueve periodos adelante (del 1 al 11 de julio del 2008) y se comparan los resultados con los datos reales de ese mismo periodo.
- d) Se calculan las medidas de precisión (error cuadrático medio, error absoluto medio, coeficiente de desigualdad de Theil, descomposición del error cuadrático medio) que permiten evaluar los pronósticos, y se elige el modelo en el cual la diferencia entre los valores pronosticados y los valores reales sea mínima.

ii) Descripción de la información

El trabajo se inicia al obtener una gráfica del IPC para considerar las transformaciones iniciales adecuadas. En la gráfica 1 se observa una tendencia creciente del IPC a través del tiempo, partiendo de un intercepto. La gráfica es muy parecida al de una caminata aleatoria con tendencia.

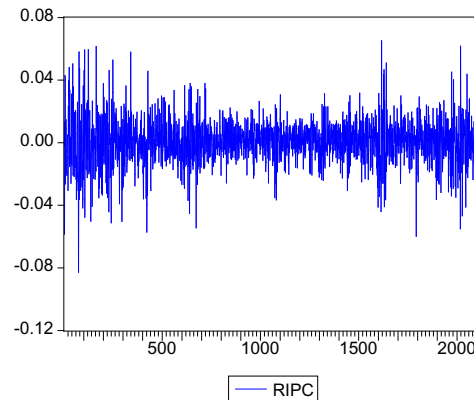
GRÁFICA 1
IPC histórico





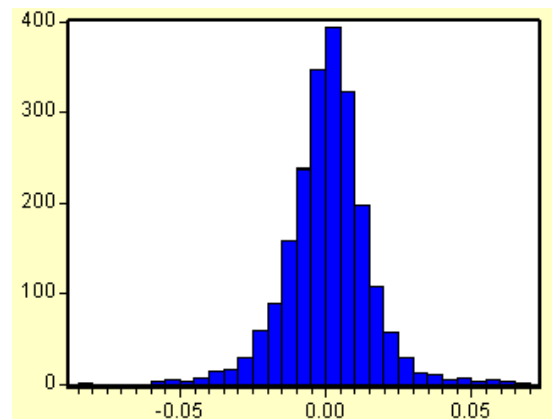
Los rendimientos diarios del IPC a lo largo del periodo muestral se presentan en la gráfica 2 y se observa que la serie fluctúa consistentemente alrededor del cero, su varianza no es constante a lo largo del tiempo y muestra un comportamiento de autocorrelación.

GRÁFICA 2
Rendimientos del IPC



Las propiedades de la distribución de los rendimientos del IPC (histograma) se muestran en la gráfica 3. El histograma de la serie se encuentra centrado en el cero con un ligero sesgo negativo (-0.1059) y una curtosis con valor de (5.7674) lo que muestra un exceso de curtosis con respecto a la normal estándar.

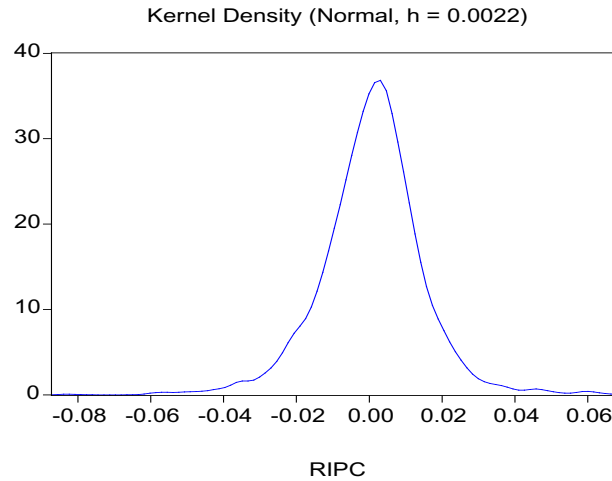
GRÁFICA 3
Histograma de los rendimientos del IPC





La distribución estimada de los rendimientos (Kernel Epanechnikov, con un ancho de banda de Silverman con valor $h = 0.0022$) se muestra en la gráfica 4, en el cual se observa de nuevo el exceso de curtosis. La prueba Jarque Bera rechaza la distribución normal de los rendimientos del IPC (Jarque Bera = 682.4052).

GRÁFICA 4
Distribución estimada de los rendimientos del IPC



Estadísticamente, el riesgo o volatilidad es la dispersión del rendimiento. El rendimiento diario (promedio de rentabilidad) para el periodo analizado es de 0.000670 y el riesgo (desviación estándar) por día es de 0.01411 lo cual refleja la alta volatilidad del índice bursátil mexicano. El cuadro 1 resume los estadísticos descriptivos de los rendimientos del IPC.

CUADRO 1
Estadísticos descriptivos de los rendimientos del IPC

ESTADÍSTICO	VALOR
Media	0.000670
Mediana	0.001179
Desviación estándar	0.014114
Sesgo	-0.105974
Curtosis	5.767421



iv) Prueba de raíz unitaria

Para detectar si la serie rendimientos del IPC es estacionaria en covarianza se realiza la prueba de raíz unitaria con el estadístico Dickey-Fuller. Los resultados se muestran en el cuadro 2.

CUADRO 2
Prueba de raíz unitaria

Augmented Dickey – Fuller Unit Root Test on RIPC				
ADF Test Statistic	-21.56508	1% Critical Value*	-3.4364	
		5% Critical Value	-2.8634	
		10% Critical Value	-2.5678	

*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

Se confirma que la serie RIPC no tienen raíz unitaria por lo cual se puede aplicar la metodología convencional de análisis para series de tiempo estacionarias en covarianza.

v) Modelos

Para ajustar el modelo de la serie RIPC se identifican los términos AR y MA que definen el proceso, utilizando 2 127 observaciones. Se realizaron diversas estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios y basados en los criterios Akaike, Schwarz y Log Likelihood, se eligió el siguiente proceso ARMA (5,1). Los resultados se muestran de forma resumida en el cuadro 3.

$$RIPC_t = \phi_0 + \phi_1 RIPC_{t-1} + \phi_5 RIPC_{t-5} + \theta_1 \xi_{t-1} + \xi_t$$

Al rescatar los residuales del modelo, se verifica a través de la prueba ARCH-LM (multiplicadores de Lagrange) si los errores al cuadrado (varianza condicional) están correlacionados con su pasado. Los resultados de la prueba nos indica que los errores están correlacionados con su pasado



inmediato lo cual indica que tenemos efectos ARCH(1) en el modelo ARMA. La serie RIPC es volátil.

Estos resultados sugieren modelar el efecto de la volatilidad condicional autorregresiva, por lo cual se propone un modelo GARCH(1,1), obteniendo la siguiente ecuación:

$$RIPC_t = \phi_0 + \phi_1 RIPC_{t-1} + \phi_5 RIPC_{t-5} + \theta_1 \xi_{t-1} + \xi_t \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \xi_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

14

Al estimar de manera conjunta las ecuaciones 1) y 2) por el método de máxima verosimilitud, se observa que los parámetros de los términos AR(1), AR(5), MA(1), ARCH(1) y GARCH(1) son significativos de acuerdo al z estadístico.

Como puede verse, el valor de la suma de los coeficientes del termino ARCH y GARCH ($0.081392 + 0.89368 = 0.975072$) es muy cercano a 1, lo cual evidencia la existencia de alta persistencia en la volatilidad. Esto indica que ante un *shock* esperado en el mercado, las fluctuaciones no cesan en el corto plazo. Esto es una señal de alto riesgo. De la misma manera, dado que la suma de ambos parámetros es menor a la unidad, el modelo propuesto GARCH (1,1) es un proceso estacionario. (Para verificarlo se realizó la prueba WALD). La prueba ARCH-LM muestra que no se tienen problemas de heteroscedasticidad en el modelo.

Para describir la respuesta asimétrica del mercado bajo *shocks* positivos y negativos, se procede a estimar el modelo EGARCH(1,1) y el modelo TARCH(1,1). Los resultados del primero muestran que el coeficiente de asimetría es estadísticamente diferente de cero ($z = -6.104619$) y con signo negativo (-0.117746) lo cual da evidencia del efecto apalancamiento en la bolsa mexicana de valores para el periodo muestral. Esto es, la volatilidad causada por los *shocks* negativos es mayor que los causados por *shocks* positivos. Los resultados del segundo modelo muestran que el coeficiente de asimetría es estadísticamente diferente de cero ($z = 5.776392$) y con signo positivo (0.163874), lo cual también muestra evidencia del efecto apalancamiento. Esto es consistente con el grueso de las investigaciones.

CUADRO 3
Parámetros estimados y diagnóstico de los modelos

Términos ARMA Parámetros	MODELOS			
	AR(1), AR(5), MA(1)	AR(1), AR(5), MA(1)	AR(1), AR(5), MA(1)	AR(1), AR(5), MA(1)
	ARMA(5,1)	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TARCH(1,1)
ϕ_0	0.000660 (0.000312) 2.114489	0.00128 (0.000253) 5.071421	0.000786 (0.000260) 3.019394	0.000877 (0.000260) 3.376556 -0.343568
ϕ_1	-0.378290 (0.131065) -2.886274	-0.315002 (0.120769) -2.608306	-0.300079 (0.121641) -2.466918	(0.123114) -2.790641 -0.050880
ϕ_5	-0.055764 (0.020027) -2.784496	-0.059082 (0.021191) -2.788073	-0.048604 (0.020582) -2.361544	(0.021108) -2.410490 0.436423
θ_1	0.481759 (0.124842) 3.858934	0.404675 (0.116990) 3.459058	0.392119 (0.118283) 3.315092	(0.119088) 3.664721 0.006874
ARCH(1)		0.081392 (0.013212) 6.160275	0.128319 (0.020068) 6.394098	(0.012468) 0.551294 0.877360
GARCH(1)		0.899368 (0.016351) 55.00287	0.965980 (0.008411) 114.8426	(0.016949) 51.76405 0.163874
ϕ_1			-0.117746 (0.019288) -6.104619	0.163874 (0.028370) 5.776392
Error estándar de la regresión	0.013906	0.013932	0.013923	0.013922
Log <i>likelihood</i>	6060.702	6242.034	6286.126	6279.839
Criterio de Akaike	-5.711176	-5.879334	-5.919968	-5.914039
Criterio de Schwarz	-5.700502	-5.860656	-5.898621	-5.892692
F-statistic	12.03360	5.137749	4.951903	4.995343
ARCH-LM <i>test</i>	F= 38.89053	F= 0.403016	F=0.20484	F=0.360630
Observaciones	2127	2127	2127	2127

Nota: los valores en cada recuadro son los coeficientes de cada término, sus errores estándar y el valor del z-estadístico, respectivamente.



Al comparar los valores del error cuadrático medio y el error absoluto medio asociados al pronóstico de cada uno de los modelos, se observa en el cuadro 4, que el modelo EGARCH(1,1) tiene el valor mínimo, lo cual sugiere que es el mejor modelo para pronosticar el IPC. De igual manera, el valor del coeficiente de desigualdad de Theil asociado al EGARCH(1,1) es el mínimo, lo que indica que es el modelo del mejor ajuste. Sin embargo, la descomposición del error cuadrático medio dada por la proporción de sesgo de varianza y covarianza muestra que el modelo GARCH(1,1) supera a los otros modelos. De acuerdo al valor de los errores de cada uno de los modelos, los errores de pronóstico (proporción de sesgo y proporción de varianza) son muy grandes, por arriba de 0.1 para el caso del sesgo, lo cual significa la presencia de un sesgo sistemático (Pindyck, 2001). Esto sugiere revisar los modelos.

CUADRO 4
Evaluación de la capacidad predictiva de los modelos

INDICADOR	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TARCH(1,1)
Raíz del error cuadrático medio	1345.00	1260.474	1274.684
Error absoluto medio	1234.881	1158.502	1171.084
Coeficiente de desigualdad de Theil	0.023207	0.021778	0.022018
Proporción de sesgo	0.842957	0.844744	0.844056
Proporción de varianza	0.064700	0.091298	0.085941
Proporción de covarianza	0.092344	0.063958	0.070004

4. Conclusiones

Para determinar cuál es el modelo que permite explicar con una mayor precisión el comportamiento del índice de precios y cotizaciones durante el periodo 3 de enero del 2000 al 11 de julio del 2008, se ha utilizado un modelo ARMA (5,1) en el cual se identifican efectos ARCH, por lo cual se modela el proceso a través de los modelos de la familia ARCH/GARCH.



Los resultados de esta investigación, dan evidencia sobre la existencia de alta persistencia de volatilidad de los rendimientos del IPC. La significancia sobre los parámetros de asimetría de los modelos EGARCH y TARCH sugiere la existencia del efecto apalancamiento. La volatilidad de los rendimientos del IPC causada por las malas noticias es mayor que las causadas por las buenas noticias. La evidencia anterior concuerda con el grueso de las investigaciones sobre la volatilidad de los rendimientos de los precios de las acciones e índices bursátiles.

Los modelos GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TARCH(1,1) permiten ajustar de forma adecuada la serie IPC. Sin embargo, el modelo EGARCH(1,1) muestra ser el mejor modelo de estimación de acuerdo a los criterios estándar de evaluación. Los resultados de los pronósticos utilizando los tres modelos, dan evidencia que el modelo EGARCH(1,1) tiene la mejor capacidad predictiva.

Bibliografía

Balaban, Ercan; Bayar, Asli and Faff, Robert W., (2003). "Forecasting Stock Market Volatility: Evidence From Fourteen Countries". U of Edinburgh, Center for Financial Markets Research Working Paper núm. 02.04; EFMA Helsinki Meetings. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=339520> or DOI: 10.2139/ssrn.339520.

Bollerslev, Chou and Kroner (1992). "ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence". *Journal of Econometrics*, Vol. 52, Issues 1-2, pp. 5-59.

Ebeid, Said T. and Bedeir, Gamal B. A (2004). "Volatility Modeling and Forecasting of the Egyptian Stock Market Index using ARCH Models". Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=631887>.



Engle, Robert F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation", *Econometrica*, 55, Julio, pp. 987-1007.

Fama, Eugene (1965). "The Behavior of Stock-Market Prices". *The Journal of Business*, vol. 38, núm. 1. pp. 34-105.

— (1970). "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work". *The Journal of Finance*, vol. 25, núm. 2. pp. 383-417.

Geng, Jia (2006). "Volatility Analysis for Chinese Stock Market Using GARCH Model". Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1020363>.

Hassan M. Kabir *et al.* (2000). "Market Efficiency, Time-Varying Volatility and Equity Returns in Bangladesh Stock Market". Disponible en: http://www.econ.yorku.ca/research/workingPapers/working_papers/DSE.pdf.

Johnston, Jack and Dinardo John (1997). *Econometric methods*, Ed. McGraw-Hill, USA, 2ª ed.

Lamoureux, Christopher G. and Lastrapes William D (1990). "Heteroskedasticity in Stock Return Data: Volume versus GARCH Effects". *The Journal of Finance*, Vol. 45, núm. 1. pp. 221-229.

López-Herrera, Francisco (2004). "Modelado de la volatilidad y pronóstico del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores". *Contaduría y Administración* núm. 213, mayo 2004. Disponible en <http://www.ejournal.unam.mx/rca/213/RCA21302.pdf>.

— López, Herrera Francisco (1998). "Análisis de la eficiencia del mercado accionario mexicano". *Contaduría y Administración* núm. 191. Disponible en <http://www.ejournal.unam.mx/rca/191/RCA19106.pdf>.

Ludlow, Jorge y Mota, Beatriz (2006). "Volatilidad del IPC, Nasdaq y S&P500: un modelo Garch multivariado". *Análisis económico*. Num. 48, vol. XXI. Disponible en <http://www.analisiseconomico.com.mx/pdf/4811.pdf>.

Murphy, John J (2000). "Análisis técnico de los mercados Financieros". Barcelona, España: Gestión 2000. 540 pp.



Pindick Robert S. & Rubinfeld Daniel L. (2001). *Econometría, modelos y pronósticos*. Ed. McGraw-Hill. México.

Ramírez, José Carlos y Sandoval-Saavedra, Rogelio (2002). "¿Existen componentes pronosticables en las series de los rendimientos de las acciones?", *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*. Vol. 1, Núm. 1. pp. 39-58.

Worthington Andrew C. and Higgs Helen (s.f). "Tests of random walks and market efficiency in Latin American stock markets: An empirical note". School of Economics and Finance, Queensland University of Technology, Brisbane, Australia. Disponible en http://eprints.qut.edu.au/328/1/Discussion_Paper_Worthington_&_Higgs_ _No_157.pdf.