

Estimación de la volatilidad del tipo de cambio en México y Brasil. un enfoque con modelos markov switching garch

Rolando Caballero Martínez

Universidad Nacional Autónoma de México

Centro de Estudios Monetarios y Financieros (Madrid, España)

Y

Benigno Caballero Claire

Universidad Técnica de Oruro

University of New Mexico (EE.UU.)

Resumen: Este documento analiza la evolución de la volatilidad cambiaria en México y Brasil en el periodo 1994:07 a 2014:04 y presenta evidencia de que la misma tiende a disminuir con el tiempo. Además, se analiza la relación entre la volatilidad cambiaria y la tasa de depreciación, nuestros hallazgos indican que tres de cinco modelos de volatilidad condicional confirman que una mayor depreciación cambiaria precede temporalmente a una mayor volatilidad cambiaria. Asimismo para poder analizar estos efectos se emplea modelos de heterocedasticidad condicional (ARCH-M, GARCH-M, TGARCH-M, EGARCH-M, y PARCH-M), así como modelos markovianos: *Switching Markov Regression*. Los resultados demuestran, que una vez que la volatilidad se encuentra en un determinado régimen (alto o bajo), es muy baja la probabilidad de que pase al otro régimen de manera inmediata. Otro hallazgo importante es la persistencia alta en volatilidad en ambas economías que confirmaría que los choques en ella no se disipan rápidamente.

Abstract: This paper analyzes the evolution of exchange rate volatility in Mexico and Brasil in the period 1992:01 to 2013:12 and presents evidence that it tends to decrease over time. We also discuss the relationship between exchange rate volatility and depreciation, our findings indicate that further depreciation change temporally precedes greater exchange rate volatility. Also to analyze these effects models conditional heteroskedasticity (ARCH-M, GARCH-M, TGARCH-M, EGARCH-M and PARCH-M) was used. The results of our study show that once the volatility is in a regime is very low probability of passing to

another regime immediately. Another important finding is the high persistence in volatility in both economies, confirming that shocks it can not dissipate quickly.

Keywords: Stochastic Volatility, Financial Econometrics, EGARCH-M

CLASIFICACIÓN JEL: C01, C58, E47

1. INTRODUCCIÓN

A menudo las variaciones del tipo de cambio y una elevada volatilidad cambiaria son considerados como un mecanismo de contagio de crisis internacionales hacia la economía nacional y ello se agudiza más para un país nacional si cumple tres rasgos característicos. Primero, si el país doméstico tiene una fuerte apertura comercial, segundo si tiene un elevado traspaso del tipo de cambio hacia los precios domésticos y por último si tienen deudas predominantemente dolarizadas. Esto es así, debido a que una elevada volatilidad cambiaria termina por ir en desmedro de la población consumidora de bienes importados, de empresas que utilizan en su proceso productivo gran porcentaje de insumos externos. Asimismo, con frecuencia el tipo de cambio es utilizado por los corredores de bolsa e inversionistas financieros para cuantificar riesgos y ahí su relevancia; por lo tanto cuanto mayor es la volatilidad, mayor es la variabilidad del tipo de cambio y, por lo mismo mayor será el riesgo.

Asimismo las crisis económicas internacionales que se han dado en los últimos años y que tuvieron como génesis a Europa y Estados Unidos, y la fuerte relación comercial y financiera que México y Brasil tienen con Estados Unidos y Europa, han tenido efectos importantes en el comportamiento del tipo de cambio nominal en ambos países. Por lo mismo esta dependencia económica y las crisis internacionales han dado lugar en las últimas décadas a depreciaciones / apreciaciones cambiarias en México y Brasil respectivamente, que la misma a menoscabado las expectativas de estabilidad y certidumbre¹.

Es así que el objetivo de este documento de investigación, consiste en analizar y estimar una medida de volatilidad cambiaria para México en el periodo 1996m01- 2013m12 y Brasil 1994m07- 2014m08 con datos mensuales. Toda vez que la volatilidad cambiaria sigue constituyéndose como importante para cualquier actividad económica que implique intercambios internacionales, sean de activos físicos y/o financieros. Asimismo, el periodo de estudio es interesante, ya que involucra periodos de alta volatilidad cambiaria acompañados de crisis económicas y financieras a nivel mundial. Todo lo anterior a partir

¹Correos electrónicos de los autores: b_caballero_c@hotmail.com; rcaballeromartinez@gmail.com; roland.caballerom@comunidad.unam.mx

de un análisis del comportamiento mensual del tipo de cambio FIX publicado por el Banco de México (Banxico) y el Banco Central del Brasil.

Por lo mismo en la actualidad se dispone de diferentes metodologías para la estimación de la volatilidad, la más sencilla y ampliamente utilizada es la medida a través de la desviación estándar de los datos, conocida como volatilidad histórica o clásica; a la vez, existen modelos que se basan en los precios intradía (máximos y mínimos), y otros modelos no lineales, como los procesos ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH, PARARCH, que son medidas más formales para estimar la volatilidad y por último los modelos de volatilidad estocástica con cambio de régimen *Switching Regression Model*. En el presente trabajo de investigación se utilizarán las dos últimas metodologías econométricas.

Algunos estudios de la utilización de los modelos de las familias ARCH para estimar la volatilidad estocástica de una determinada variable, en especial del tipo de cambio son varios, tenemos como ejemplo los empleados por el Nobel de economía 2003 Robert Engle (1982) que realiza una estimación de la volatilidad de la inflación para el Reino Unido utilizando para el mismo modelos de heterocedasticidad condicional ARCH; asimismo Sengupta y Sfeir (1996) estudian la volatilidad cambiaria del dólar estadounidense respecto de la libra esterlina, el yen, el marco alemán y el franco francés utilizando como herramientas modelos GARCH; Tse (1998) estudia la volatilidad del tipo de cambio yendólar utilizando modelos GARCH; Domowitz y Hakkio (1985), aplican un modelo GARCH-M para detectar primas de riesgo en monedas europeas, no encontrando evidencia a favor de las mismas; Asimismo Sandoval (2006) analiza y estima la volatilidad cambiaria de Brasil, Colombia, Corea del Sur, Chile, México, Tailandia e India que son países considerados emergentes y por último tenemos el estudio de Armando Sánchez Vargas y Reyes (2006) para el caso mexicano cuyo trabajo enfatiza el papel que han jugado las regularidades empíricas en el desarrollo de modelos de volatilidad y argumentan que los modelos GARCH han sido exitosos porque permiten capturar regularidades empíricas en las series económico-financieras.

Ahora, tomando como base la evidencia empírica de los modelos de las familias GARCH aplicados al estudio del tipo de cambio en economías emergentes y desarrolladas. Según Engle et al (1986) la clave de estos modelos está en considerar la información pasada de la variable y su volatilidad observada como factor altamente explicativo de su

comportamiento presente y, por extensión lógica, de su futuro predecible. Estadísticamente, esta conclusión se refleja en tener en cuenta la esperanza condicional (conocida y fija la información hasta el momento inmediatamente anterior) del cuadrado de una variable (la expresión de su varianza si su media es nula). En síntesis, los modelos de las familias GARCH no solamente permite un análisis y estimación de la volatilidad cambiaria, sino que también permite realizar pronósticos de la volatilidad para el periodo siguiente y por esa razón es que nosotros utilizamos de manera inicial esta metodología econométrica, para luego complementar nuestro análisis de la volatilidad cambiaria con los modelos estocásticos de cambio de régimen (*Switching Regression Model*)², propuesto inicialmente por James Hamilton (1989). En esa línea la ventaja que tiene los modelos con cambio de régimen se debe a que en un entorno de volatilidad es imprescindible no solo conformarse con estimaciones de la volatilidad y su respectivo pronóstico, sino que es de gran preponderancia para los agentes económicos e inversores financieros contar con información respecto a las probabilidades que tienen de observar baja o alta volatilidad cambiaria, la persistencia de las mismas, la probable duración de cada uno de los estados, es decir, cuánto se espera que dure un periodo de alta (baja) volatilidad y cuál es la probabilidad de que se pase a un estado de alta volatilidad cuando el tipo de cambio se encuentra en el estado de baja volatilidad o viceversa. Sin embargo, las probabilidades de estar en un régimen de baja o alta volatilidad cambiaria así como su persistencia no son directamente observables y, por lo mismo, deben inferirse a partir de la información disponible para los agentes económicos. Es por ese motivo que nosotros hacemos hincapié en los modelos con cambio de régimen ya que este considera los cambios de estado de la volatilidad cambiaria y además nos permite dar respuesta a lo enunciado en líneas anteriores.

Al mismo tiempo esta metodología consiste en caracterizar la evolución de una variable por un proceso de media condicionada a un estado de la naturaleza específico, con su consiguiente volatilidad, lo cual permite que esta variable salte en nivel a procesos de crecimiento alternativos, con medias y volatilidades particulares, representando finalmente un proceso de tendencia estocástica. Un producto de esta metodología consiste en la

² Todas las metodologías aplicadas es con la finalidad de analizar, estimar y evaluar la volatilidad cambiaria y evaluar si la misma tiende a aumentar o disminuir con el paso del tiempo.

determinación de las probabilidades condicionales de estar en cada estado de la naturaleza predefinido, de manera de poder determinar con certeza en qué estado de la naturaleza estamos en un período de tiempo específico, lo cual facilita una evaluación ex-post de la política económica. Trabajos empíricos que utilizan modelos dinámicos de cambios de régimen que siguen una cadena de Markov (*MarkovSwitching* MS) son los de Engel y Hakkio (1994) y Gómez-Puig y Montalvo (1997) emplean las probabilidades filtradas que se obtienen con este tipo de modelos para categorizar los regímenes de calma y crisis cambiaria experimentados por economías pertenecientes al Sistema Monetario Europeo a inicios de los 90's, logrando así una mejor caracterización respecto a metodologías anteriores.

El artículo está estructurado en cuatro apartados. En el primer apartado se realiza una descripción breve del tema. En el segundo apartado se describe la metodología econométrica. En el tercer apartado se describe los resultados de estimación y evaluación de pronósticos, en el último apartado se muestran las conclusiones finales de nuestros resultados.

2. METODOLOGIA ECONOMETRICA

La hipótesis de varianza constante de muchas series económicas y financieras se ajusta poco a la realidad. La familia de modelos ARCH y GARCH pretende resolver este problema, y constituyen un intento de conseguir predictores de esa volatilidad utilizando información condicional, en este caso información sobre la estructura del término de error, que permita llevar a cabo una estimación de la volatilidad de la variable en estudio durante períodos más cortos.

2.1 MODELOS DE LAS FAMILIAS GARCH

En este apartado daremos a conocer de manera breve los modelos de las familias GARCH que utilizaremos en nuestro trabajo de investigación.

Asimismo, respecto a la utilidad y empleo de los modelos ARCH, existen, por lo menos, dos recopilaciones muy significativas sobre ello. Son las de Bollerslev y otros de 1992 y 1994. En ellas se citan más de cuatrocientas aplicaciones diferentes que se han producido en los primeros doce años de existencia de este tipo de modelos. Con frecuencia, las aplicaciones se han centrado en el campo de la economía financiera y, más concretamente, en la aplicación de teorías de valoración de riesgos en la construcción de carteras de

inversión a partir de una conveniente modelización de la volatilidad o varianza de una determinada variable. Con respecto al modelo 1 del cuadro 1 el premio Nobel de economía Robert Engle (1982) realiza una estimación de la volatilidad de la inflación para el Reino Unido utilizando para los mismos, modelos de heterocedasticidad condicional ARCH, con relación a los modelos GARCH (modelo 2, cuadro 1) son capaces de recoger los agrupamientos de volatilidad que se observan en las series de rendimientos financieros, pero no es útil para captar comportamientos asimétricos ante innovaciones de carácter positivo o negativo, ahora con respecto a los modelos TGARCH (modelo 3, cuadro 1) podemos afirmar que una desventaja que presenta la especificación GARCH es que impone simetría en los shocks de depreciación cambiaria. El coeficiente del termino ARCH (α_1) del Modelo GARCH (1,1) del modelo 2, recoge los efectos de los shocks sin distinguir entre el signo de los mismos. Si la varianza condicional de los errores responde de manera distinta a shocks negativos y positivos, se estaría incurriendo en un error de especificación en la especificación GARCH (1,1). El modelo EGARCH (modelo 4, cuadro 1) que utilizamos en nuestras estimaciones tiene diversas ventajas sobre los modelos ARCH y GARCH tradicionales. Primero, permite capturar asimetrías en la respuesta de la volatilidad cambiaria a los shocks de depreciación. Segundo, a diferencia de los modelos GARCH, el modelo EGARCH, especificado en logaritmos, no impone restricciones de no negatividad sobre los parámetros. Finalmente, modelizar la volatilidad cambiaria en logaritmo disminuye el efecto de outlier (observaciones anormales o aberrantes) sobre los resultados de la estimación.

Cuadro 1
Modelos econométricos de las familias GARCH

Modelo	Año Autor	Aportación Principal	Especificación del Modelo
Modelo (1) ARCH	Robert Engle	Primera especificación y desarrollo.	$\xi_t = \sigma_t \xi_t$ $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2$
Modelo (2) GARCH (1,1)	Bollerslev y Taylor	Método generalizado sin restricciones para la estimación de los parámetros ARCH con infinitos retardos.	$e_t = \sum_{j \in J} \rho_j e_{t-j}$ $\varepsilon_t \approx (0, \sigma_t^2)$ $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \sigma_{t-1}^2$

Modelo (3) TGARCH(1,1)	Glosten, Jagannathan y Runkle	Carácter asimétrico de la respuesta a shocks positivos o negativos.	$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^m \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 \mathbf{d}_{t-i} + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$ $\text{Donde } \mathbf{I}_{it} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-i} < 0 \\ 0 & \varepsilon_{t-i} > 0 \end{cases}$
Modelo (4) EGARCH	Nelson	Modelos ARCH para procesos no normales (funciones de densidad exponenciales). Carácter asimétrico de la respuesta a shocks positivos o negativos.	$e_t = \sum_{j=1}^p \rho_j e_{t-j} + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t \approx (0, \sigma_t^2)$ $\ln \sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \ln \sigma_{t-1}^2 + \gamma_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}^2} + \varphi_1 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}^2} \right $ $ \beta_1 < 1$
Modelo (5) PARCH	Ding et al	Se propone modelizar un valor potencial de la desviación típica que atienda al máximo de la función de autocorrelación del valor absoluto del proceso	$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^\delta + \sum_{i=1}^p \left\{ \alpha_i \left \varepsilon_{t-j} \right - \gamma_i \varepsilon_{t-j} \right\}^\delta$

Elaboración propia de los autores

Por último los modelos PARCH (modelo 5, cuadro1) modeliza las potencias de la desviación típica. Originalmente fue propuesto por Taylor (1986) y Schwert (1989) para modelizar las desviaciones típicas y posteriormente fue generalizado por Ding et al. (1993).

2.2 MODELOS SWITCHING REGRESSION

El modelo de cambio de régimen fue desarrollado por Hamilton (1989), con probabilidad de transición constante, es uno de los más populares para tratar con modelos no lineales de series de tiempo. Sin embargo, diferentes consideraciones económicas sugieren el deseo de permitir que las probabilidades de transición sean variables. Diebold *et al.* (1993) proponen una clase de modelos de cambio de Markov en los cuales la probabilidad de transición de régimen son endógenas³, variables en el tiempo, es decir donde puedan variar con los fundamentos económicos y/o otras variables exógenas.

2.2.1 SUPUESTOS EN EL ANÁLISIS

³ El primer trabajo en esta área es de Lee (1991).

Existen tres supuestos en la aplicación del modelo de cambio de régimen de Markov utilizados en este trabajo. El primer supuesto es que existen dos estados: período de alta volatilidad y período de baja volatilidad cambiaria. Dado que los estados son no observables directamente, éstos son representados por una variable binaria (S_t) la cual está latente. El segundo supuesto implica que existen variables directamente observables cuyos cambios de comportamiento está influido por el valor de la variable S_t . El comportamiento del tipo de cambio es diferente durante períodos de presiones especulativas que durante períodos de relativa calma. En particular en teoría se espera, una mayor volatilidad del tipo de cambio y una mayor tasa de depreciación durante ataques especulativos. Finalmente, se asume que dado el estado actual de la variable S_t – alta/baja volatilidad – existe una probabilidad cierta de permanecer en el mismo estado, o de moverse hacia el otro estado. En el modelo teórico, la probabilidad de moverse de un estado de baja volatilidad hacia uno de alta volatilidad y/o viceversa depende del estado de ciertos fundamentos económicos y de variables de economía política.

2.2.2 EL MODELO

La variable latente en el modelo sigue una cadena de Markov de 2 estados de primer orden, donde $S_t=1$ un estado volatilidad baja y $S_t=2$ denota un estado volatilidad alta. Cuando el proceso está en el régimen 1, la variable observada y_t – que en nuestro caso es la primera diferencia logarítmica del tipo cambio nominal de venta – se presume que se puede representar por una distribución $N(\mu_1, \sigma_1^2)$. Si el proceso está en el régimen 2, y_t se representa por una distribución $N(\mu_2, \sigma_2^2)$. Por lo tanto, el comportamiento de la variable dependiente y_t es dependiente de S_t de forma que:

$$\frac{y_t}{s_t} \approx N(\mu_i, \sigma_i^2)$$

La densidad de y_t , condicional a S_t es:

$$f(y_t / s_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{s_t}} \exp\left(-\frac{(y_t - \mu_{s_t})^2}{2\sigma_{s_t}^2}\right) \text{ para } S_t = 1, 2$$

La variable latente del cambio de régimen S_t se caracteriza de acuerdo a la siguiente matriz de probabilidad P_t :

		Momento t	
		Estado 1	Estado 2
Momento $t - 1$	Estado 1	$p'_{11} = F(x'_{t-1}\beta_1)$	$p'_{12} = 1 - F(x'_{t-1}\beta_1)$
	Estado 2	$p'_{21} = 1 - F(x'_{t-1}\beta_2)$	$p'_{22} = F(x'_{t-1}\beta_2)$

En donde p_{ij} es la probabilidad de pasar del estado i en período $t-1$ al estado j en el período t , y F es una función de distribución acumulativa normal. Los elementos del vector $(k \times 1)_{x_{t-1}}$ son las variables que afectan la probabilidad de transición β son parámetros estado dependientes y que deberán ser estimados.

Para completar el modelo es necesario el valor inicial de la probabilidad incondicional de estar en el estado 1 en el momento 1 $P(S_1=1)$. El procedimiento de estimación utilizado es máxima verosimilitud, donde la función de verosimilitud se calcula utilizando la iteración descrita en Hamilton (1994, págs. 692-3).

El régimen no observable $\{S_t\}$ se presume que ha sido generado por alguna distribución de probabilidad, para la cual la probabilidad incondicional que S_t tome el valor j se denota por π_j :

$$P\{s_t = j; \theta\} = \pi_j \quad \text{para } j=1,2,\dots,N$$

Las probabilidades π_1, \dots, π_N son incluidas también en θ ; esto significa que θ viene dado por:

$$\theta = (\mu_1, \dots, \mu_N; \sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2; \pi_1, \dots, \pi_N)$$

La función de densidad conjunta de y_t y S_t

$$p(y_t, s_t; \theta) = f\left(\frac{y_t}{s_t} = j; \theta\right) \cdot P\{s_t = j; \theta\}$$

$$p(y_t, s_t = j; \theta) = \frac{\pi_j}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left\{-\frac{[y_t - \mu_j]^2}{2\sigma_j^2}\right\}$$

La distribución incondicional de y puede obtenerse al sumar la ecuación anterior sobre todos los valores de j :

$$f(y_t; \theta) = \sum_{j=1}^N p(y_t, s_t = j; \theta)$$

Dado que el régimen S es no observable, la expresión anterior es la densidad relevante que describe el dato observado actual y_t . Si la variable régimen S_t se distribuye i.i.d. en

diferentes momentos t , el logaritmo de la verosimilitud para los datos observados puede ser calculado de la distribución incondicional como,

$$\ell(\theta) = \sum_{t=1}^T \log f(y_t; \theta).$$

La estimación de máxima verosimilitud de θ se obtiene maximizando la ecuación anterior sujeta a las restricciones de que $\pi_1 + \dots + \pi_N = 1$ y que $\pi_j \geq 0$ para $j = 1, 2, \dots, N$.

Una vez obtenidas estimaciones de θ , es posible realizar una inferencia sobre qué régimen es más probable que sea el responsable de producir la observación t de y_t .

De la definición de probabilidad condicional se sigue que:

$$P\{s_t = j / y_t; \theta\} = \frac{P(y_t, s_t; \theta)}{f(y_t; \theta)} = \left\{ \frac{\pi_j f(y_t / s_t = j; \theta)}{f(y_t; \theta)} \right\}$$

Este número representa la probabilidad, dado los datos observados, que el régimen no observable de la observación t sea el régimen j .

Dado que las ecuaciones son no lineales, no es posible resolver analíticamente la estimación de θ como función de $\{y_1, y_2, \dots, y_T\}$. Sin embargo esas ecuaciones sugieren recurrir a un algoritmo iterativo para encontrar el estimador máximo verosímil. Empezando por un valor inicial arbitrario de búsqueda de θ , se comienza iterando hasta que el cambio entre dos estimaciones es menor que algún criterio de convergencia especificado.

3. METODOLOGIA Y RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN

La hipótesis de varianza constante de muchas series económicas y financieras se ajusta poco a la realidad. La familia de modelos ARCH y GARCH pretende resolver este problema, y constituyen un intento de conseguir predictores de esa volatilidad utilizando información condicional, en este caso información sobre la estructura del término de error, que permita llevar a cabo una estimación de la volatilidad de la variable en estudio durante períodos más cortos. En esa línea el objetivo es analizar y estimar una medida de volatilidad del tipo de cambio peso dólar y real dólar tanto para México y Brasil.

3.3.1 RESULTADOS DE ESTIMACIÓN

Se combinarán las metodologías SARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)⁴ y GARCH (General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) tomando como proxy de

⁴ Los modelos ARIMA son parte de la metodología habitual de series de tiempo y permiten estudiar el comportamiento de una variable aleatoria a través del tiempo, utilizando sólo la información contenida en la serie histórica de la propia variable. La forma genérica de un modelo ARIMA para una variable X se escribe en la terminología habitual de Box y Jenkins.

la tasa de depreciación cambiaría, la variación mensual del tipo de cambio nominal peso-dólar y real-dólar con información mensual. De este modo se puede estimar tanto la media condicional, como la varianza condicional, a través de métodos de máxima verosimilitud. La modelación de la serie de tasa de depreciación cambiaria inicialmente se lo realiza a través de un proceso SARIMA que permite predecir la tasa de depreciación en cada periodo, basándose en la información contenida en la serie en los periodos anteriores, es decir, en los rezagos de la serie y capturando la estacionalidad de la misma. Así, se obtienen los errores de predicción para cada periodo. La utilización de los modelos de las familias ARCH, por su parte, permite obtener una serie temporal de la varianza de los errores que sirve como aproximación de la volatilidad cambiaria.

Comprobado el comportamiento estacionario de la variación mensual del tipo de cambio nominal peso-dólar y real-dólar, que resulta ser una proxy de la tasa de depreciación, se estima el modelo SARIMA para esa variable. Utilizando el paquete estadístico TRAMO-SEATS se identificó un modelo SARIMA para México $(0,1,1) (1,1,1)$, con lo cual el modelo identifica una diferenciación y un parámetro de media móvil en la parte regular, así como una diferenciación, un parámetro autorregresivo y de medias móviles en la parte estacional. Mientras para Brasil se identificó un modelo SARIMA $(0,1,1) (1,1,1)$, con lo cual el modelo identifica una diferenciación y un parámetro de media móvil en la parte regular, así como una diferenciación, un parámetro autorregresivo y de medias móviles en la parte estacional. También el modelo identifica una de serie (outliers) de diferente índole (impulso o escalón), a partir de ello se realizó un calibramiento del mismo con la finalidad de mejorar el modelo inicial para el caso de Brasil. Los mejores resultados para el caso de Brasil se obtuvieron para un modelo con una diferenciación tanto en la parte regular como estacional, un componente $ar(7)$, $ma(1)$ en la parte regular y un componente $sma(1)$ y $sar(1)$ en la parte estacional.

La estimación del modelo se presenta en el cuadro 1 para México y cuadro 2 para Brasil, entre otras cosas se puede advertir en ambos modelos para ambos países una alta significancia de las variables, ausencia de correlación en los residuos, estabilidad del modelo SARIMA y no normalidad en los residuos. Sin embargo, se requiere verificar si la varianza residual de la tasa de depreciación es constante en el tiempo, para lo cual se

incluye en los cuadros 1 y 2 el estadístico para la prueba de efectos ARCH, que evalúa si la varianza de los residuos, ε_t , es constante. La prueba indica que se rechace la hipótesis nula de existencia de un proceso con varianza constante tanto para México y Brasil, en vista de lo cual se puede modelar el proceso de varianza condicional (volatilidad cambiaria) para los residuos por medio de los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional ARCH, Sánchez, A. y Reyes, O. (2006).

Cuadro 1
Modelo Sarima para la tasa de depreciación cambiaria en México

Modelo	Ecuación				
Modelo Sarima	$D\log(Tc, 1, 12) = -0.00089 - 0.97Ma(1) - 0.91Sma(12) - 0.20Sar(12) + \varepsilon_t$				
	Estadistio - t	(-2.89)	(-66.54)	(-41.94)	(-2.89)
Estadísticos de diagnostico	R ² : 0.7678 Log likelihood: 489.1858 Schwarz criterion: -3.6502 Jarque-Bera Test (p-value): 0.0000 Número de observaciones: 216		Breusch-Godfrey Correlation LM Test (p-value): 0.7338 Akaike info criterion: -3.7064 Durbin-Watson: 1.9925 Arch LM Test (p-value): 0.0008		

Elaboración propia de los autores

Cuadro 2
Modelo Sarima para la tasa de depreciación cambiaria en Brasil

Modelo	Ecuación					
Modelo Sarima	$D\log(Tc, 1, 12) = -0.00016 - 0.18Ar(7) - 0.84Ma(1) - 0.09Sar(12) - 0.90Sma(12) + \varepsilon_t$					
	Estadistio - t	(-2.21)	(-2.26)	(-17.85)	(-1.07)	(-37.37)
Estadísticos de diagnostico	R ² : 0.6717 Log likelihood: 332.824 Schwarz criterion: -2.8380 Jarque-Bera Test (p-value): 0.0000 Número de observaciones: 242		Breusch-Godfrey Correlation LM Test (p-value): 0.9526 Akaike info criterion: -2.9139 Durbin-Watson: 1.9246 Arch LM Test (p-value): 0.0087			

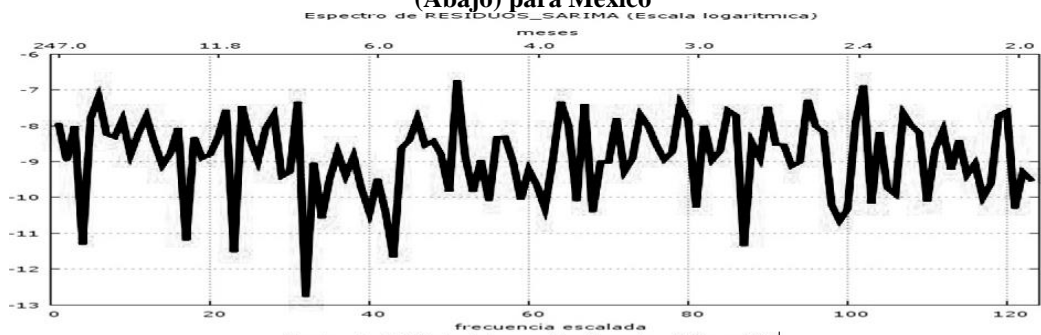
Elaboración propia de los autores

Asimismo, también se muestra en la gráfica 3 los correlogramas. Por otro lado, la gráfica 4 se muestran las funciones impulso respuesta para México y Brasil que en un modelo ARMA, correctamente especificado, teóricamente se espera que la respuesta ante una innovación desaparezca en forma asintótica, es decir que tienda a cero en un horizonte de corto plazo, esto es un indicador de que el modelo es estacionario. En tanto el impulso respuesta acumulado deberá tender al valor de largo plazo de la variable que se está modelando, también en un horizonte de corto plazo.

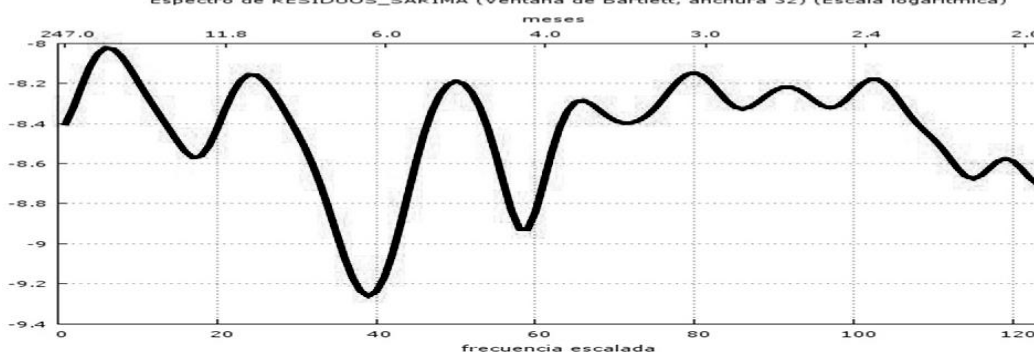
Asimismo con respecto a las gráficas 1 y 2 este calcula y presenta el espectro de la variable residuos del modelo SARIMA tanto para México y Brasil. Sin la opción (barlett) se ofrece el periodograma muestral: con dicha opción. Se utiliza una ventana de retardos de Barlett

de longitud $2(T)^{0.5}$ (donde T es el tamaño muestral para estimar el espectro). Ahora cuando se presenta el periodograma muestral, también se proporciona una contraste t sobre integración fraccional de la serie “residuos del sarima” (memoria larga), donde la hipótesis nula es que el orden de integración es cero.

Gráfico 1
Periodograma de los residuales del modelo SARIMA (Arriba) y Ventana de espectros de Bartlett (Abajo) para México

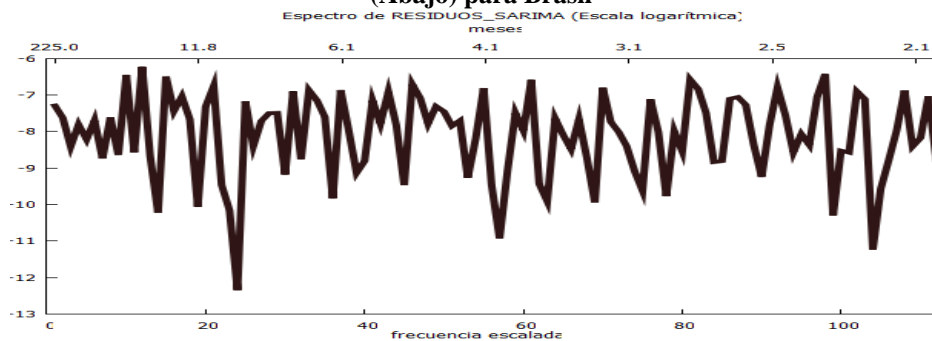


Contraste GPH de integración fraccional (m = 26)
 Orden de integración estimado = 0.0704462 (0.136396)
 Estadístico de contraste: $t(24) = 0.516483$, con valor p 0.6102
 Estimador local de Whittle (m = 26)
 Orden de integración estimado = 0.0502254 (0.0980581)
 Estadístico de contraste: $z = 0.512201$, con valor p 0.6085



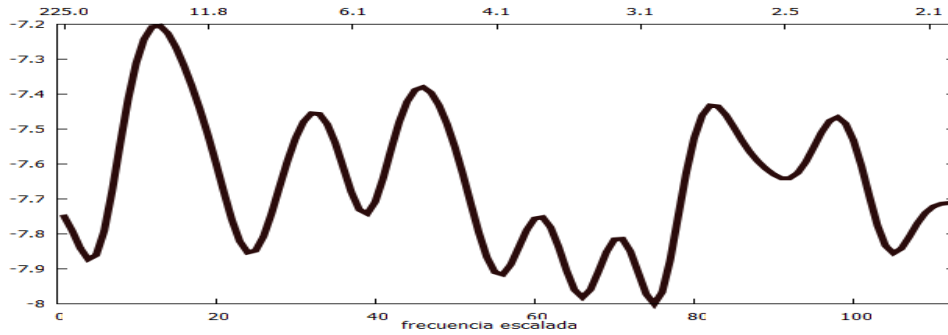
Elaboración propia de los autores

Gráfico 2
Periodograma de los residuales del modelo SARIMA (Arriba) y Ventana de espectros de Bartlett (Abajo) para Brasil



Contraste GPH de integración fraccional (m = 25)
 Orden de integración estimado = 0.198094 (0.174784)
 Estadístico de contraste: $t(23) = 1.13337$, con valor p 0.2687
 Estimador local de White (m = 25)

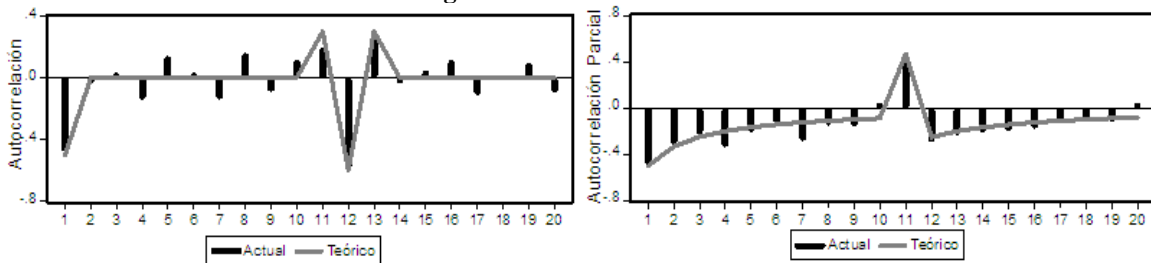
Orden de integración estimado = -0.0218394 (0.1)
 Estadístico de contraste: $z = -0.218394$, con valor p 0.8271
 Espectro de RESIDUOS_SARIMA (Ventana de Bartlett, anchura 30) (Escala logarítmica)
 meses



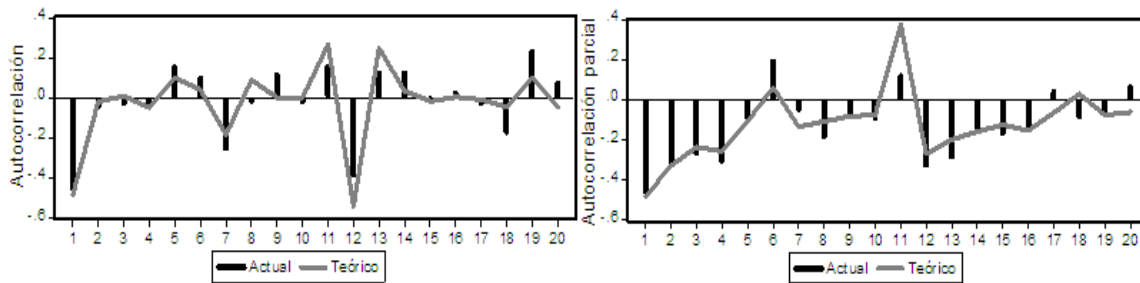
Elaboración propia de los autores

Gráfica 3

Córrelograma del modelo Sarima México



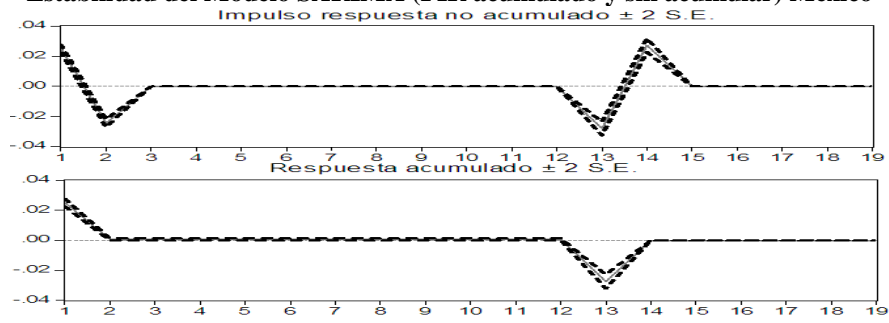
Córrelograma del modelo Sarima Brasil



Elaboración propia de los autores

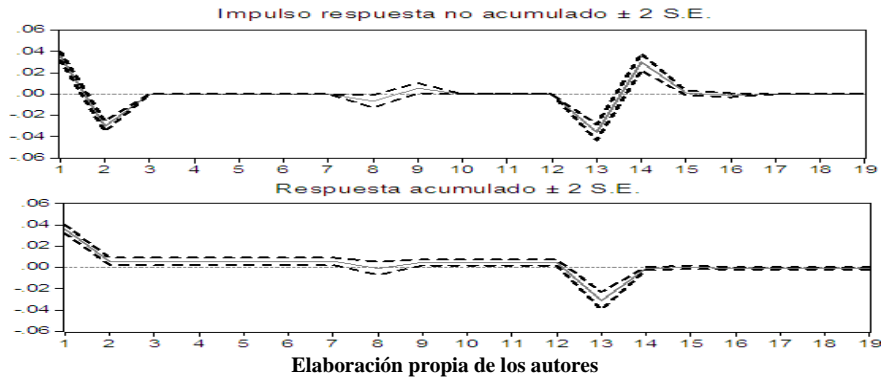
Gráfica 4

Estabilidad del Modelo SARIMA (FIR acumulado y sin acumular) México



Elaboración propia de los autores

Estabilidad del Modelo SARIMA (FIR acumulado y sin acumular) Brasil



En este caso en la gráfica 4 de las funciones impulso respuesta tanto para México y Brasil, podemos advertir que la respuesta acumulada y sin acumular de la tasa de depreciación debido al impulso de un shock equivalente al valor de una unidad de desviación estándar de la innovación, es positivo, estadísticamente significativo y además desaparece en forma asintótica en un lapso no más de 3 meses en promedio para México y 5 meses para Brasil. Sin embargo, hay que recordar que el estadístico para la prueba de efectos ARCH, que evalúa si la varianza de los residuos, ε_t del modelo Sarima del cuadro 1 y 2, es constante. La prueba indica que se rechaza la hipótesis nula, en vista de lo cual se puede modelar el proceso de varianza condicional para los residuos por medio de modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional (ARCH) y así tendríamos una estimación de la volatilidad cambiaria.

3.3.2 RESULTADOS DE ESTIMACIÓN DE LA VOLATILIDAD CAMBIARIA

Cuadro 3
Modelos estimados para la ecuación de la varianza

Modelo	Ecuación⁵
Modelo (1) Arch (1) México	$\sigma_t^2 = 0.00054 + 0.12\varepsilon_{t-1}^2$ (9.34) (2.21)
Modelo (2) Arch (1) Brasil	$\sigma_t^2 = 0.00087 + 0.35\varepsilon_{t-1}^2$ (7.78) (2.23)
Modelo (3) Garch (1,1) México	$\sigma_t^2 = 0.00016 + 0.09\varepsilon_{t-1}^2 + 0.64\sigma_{t-1}^2$ (1.73) (1.38) (3.36)
Modelo (4) Garch (1,1) Brasil	$\sigma_t^2 = 0.00068 + 0.31\varepsilon_{t-1}^2 + 0.18\sigma_{t-1}^2$ (2.48) (1.95) (0.61)
Modelo (5) Tgarch (1,1) México	$\sigma_t^2 = 0.00012 + 0.16\varepsilon_{t-1}^2 + 0.31\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + 0.81\sigma_{t-1}^2$ (3.74) (2.23) (3.85) (11.44)
Modelo (6) Tgarch (1,1) Brasil	$\sigma_t^2 = 0.00071 - 0.23\varepsilon_{t-1}^2 + 0.19\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + 0.16\sigma_{t-1}^2$ (2.49) (-1.98) (0.97) (0.52)
Modelo (7) EGarch México	$\ln \sigma_t^2 = -1.67 + 0.77 \ln \sigma_{t-1}^2 + 0.35 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} - 0.25 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right $ (-2.79) (9.95) (4.34) (-2.23)

⁵La variable explicada en todos los modelos del cuadro 2, se refiere a la volatilidad condicional del tipo de cambio estimado con los distintos modelos de las familias ARCH.

Modelo (8)					
EGarch					
Brasil					
Modelo (9)					
Parch					
México					
Modelo (10)					
Parch					
Brasil					

Elaboración propia de los autores, () estadístico Z

Los modelos han sido estimados para el período muestral mensual que abarca desde enero de 1996 hasta diciembre de 2013 para México y desde enero de 1994 hasta agosto de 2014 para Brasil que ambos casos se manejan más de 200 observaciones. La estimación se ha realizado utilizando el método de la máxima verosimilitud, suponiendo que una distribución de errores generalizados, de acuerdo con la propuesta de Nelson (1991) teniendo en cuenta que no puede admitirse que los datos considerados estén normalmente distribuidos.

La estimación de los modelos (1) para México y (2) para Brasil, del cuadro (3) por medio del método del quasímáximo de verosimilitud proporciona los resultados presentados en el

cuadro 3. Se puede ver que los parámetros estimados $\hat{\beta}_{QMV}$ son significativos, ya que tienen una Z-estadístico mayor a dos en valor absoluto, también en el mismo modelo ARCH (1) se puede advertir que se cumple el supuesto estacionariedad débil del proceso

para ambos países $\sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 = 0.12 < 1$ y $\sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 = 0.35 < 1$. Al mismo tiempo, los resultados nos señalan que el mejor modelo que se ajustó a la información mensual fue un modelo ARCH(1) ya que éste presentó en valor absoluto los valores más

grandes de criterios estadísticos⁶ no paramétricos, como el criterio de información Akaike (AIC) y el de Schwarz(SCH) con relación a otros procesos ARCH de distinto orden.

Por otro lado los resultados enmarcados en el cuadro 3 (modelo 3 y 4) muestran que el proceso GARCH (1,1) fue significativo para la mayoría de los parámetros de ambos países, utilizando un nivel de significancia del Z-estadístico mayor a dos en valor absoluto. De igual manera podemos apreciar que se cumple la condición de estacionariedad débil del proceso GARCH (1,1)-M ($\sum \alpha_1 + \gamma_1 < 1$), y la misma sugiere que la volatilidad cambiaría tanto en México y Brasil, tiende a disminuir con el paso del tiempo, que la misma puede explicarse por la utilización de la intervención esterilizada en los mercados cambiarios que utiliza con frecuencia el Banco de México para mitigar fundamentalmente depreciaciones no deseadas, Mántey (2009; p: 72), y así lograr oportunamente el cumplimiento de la meta de inflación deseada.

Asimismo los resultados enmarcados en el cuadro 3 (modelo 5 y 6) muestran que el proceso TGARCH (1,1) fue significativo en la mayoría de los parámetros de ambos países, utilizando un nivel de significancia del Z-estadístico mayor a dos en valor absoluto.

Además, se puede argumentar que tanto para México y Brasil el componente Threshold ($\varepsilon_{t-1}^2 \times d_{t-1}$) > 0, ello implica que existe efecto leverage y/o apalancamiento y si este Threshold ($\varepsilon_{t-1}^2 \times d_{t-1}$) es distinto de cero sugeriría la existencia de efectos asimétricos de la depreciación cambiaría sobre la volatilidad del tipo de cambio. Es decir que la volatilidad cambiaría en México y Brasil⁷ ha tendido a incrementarse más cuando la depreciación cambiaría supera las expectativas que cuando esta es menor a la esperada. Ahora con relación al componente ε_{t-1}^2 resulta significativo para México y no así para Brasil y su signo nos confirmaría en el caso de México que los shocks positivos tienen un efecto positivo sobre la varianza condicional del tipo de cambio. Mientras para el caso de Brasil nos afirmaríamos que los shocks positivos tienen un efecto adverso sobre la varianza

⁶ Con criterios estadísticos no paramétricos nos referimos a: Schwarzcriterion, Akaikeinfocriterion, etc. que son criterios que nos permiten seleccionar entre dos o más modelos que compiten. En el caso de los modelos ARCH se estimó modelos ARCH (1), ARCH (2), ARCH (3) y ARCH (4) y el mejor resultado ser un modelo ARCH (1).

⁷ En el caso de México el componente Thresholdes significativo ya que tiene un estadístico Z mayor a dos en valor absoluto y no así en Brasil.

condicional del tipo de cambio y si sumamos los componentes $(\varepsilon_{t-1}^2; \varepsilon_{t-1}^2 \times d_{t-1})$ tendremos el efecto de los shocks negativos.

Asimismo en el cuadro 3 (modelos 7 y 8) muestran que el proceso EGARCH fue significativo para el periodo de análisis en la mayoría de los casos para ambos países, utilizando un nivel de significancia del Z-estadístico mayor a dos en valor absoluto. Ahora

con relación al componente $\frac{\varepsilon_{it-1}}{\sigma_{it-1}^2}$ como es distinto de cero en ambos modelos (3 y 4) tanto

para México y Brasil, nos afirma que primero, los shocks son asimétricos, luego como es significativo y con signo positivo para México, implica que shocks positivos de depreciación cambiaria tienen un impacto mayor sobre la volatilidad cambiaria que shocks negativos de la misma magnitud. De hecho, para el caso de México, el efecto estimado de los shocks positivos en el presente modelo EGARCH tiene el mismo signo y son significativos al estimado en el modelo TGARCH, 0.35 vs 0.16, respectivamente. En esa línea, como es significativo y con signo negativo para Brasil, implica que shocks positivos de depreciación cambiaria tienen un impacto menor sobre la volatilidad cambiaria que shocks negativos de la misma magnitud y también para el caso de Brasil, el efecto estimado de los shocks positivos en el presente modelo EGARCH tiene el mismo signo y son significativos al estimado en el modelo TGARCH, -0.20 vs -0.23.

Los resultados de los modelos TGARCH y EGARCH (modelos 5, 6, 7 y 8) para México y Brasil podrían explicarse por el hecho que en México se trata de mantener al tipo de cambio en una senda de apreciación para el cumplimiento de la meta de inflación deseada mediante la utilización de la intervención esterilizada en los mercados cambiarios Mántey (2006, 2009). Mientras que para Brasil, se utiliza la política monetaria y cambiaria para evitar mayores apreciaciones no deseadas que vayan a ir en desmedro de sus exportaciones y su balanza comercial.

Cuadro 4
Estadísticos de diagnóstico de los modelos estimados

Modelo	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn	R ²	Arch-Pvalue	Theil
México						
Arch (1)	-4.51	-4.40	-4.23	0.77	0.94	0.017
Garch	-4.51	-4.39	-4.18	0.76	0.96	0.018
TGarch	-4.60	-4.46	-4.64	0.73	0.69	0.018
EGarch	-4.60	-4.46	-4.39	0.77	0.52	0.020
Parch	-4.57	-4.41	-4.40	0.71	0.23	0.017
Brasil						
Arch (1)	-3.82	-3.68	-2.58	0.67	0.94	0.017
Garch	-3.93	-3.75	-2.67	0.69	0.96	0.018
TGarch	-3.80	-3.64	-2.64	0.65	0.69	0.018
EGarch	-3.91	-3.71	-2.39	0.66	0.52	0.020
Parch	-3.79	-3.60	-2.40	0.67	0.23	0.017

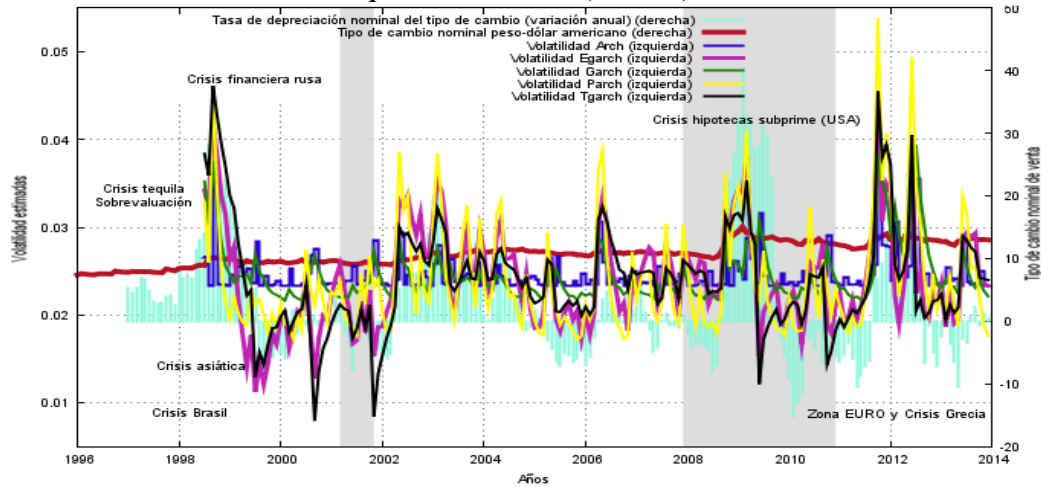
Elaboración propia de los autores

Tal y como se observa, según los criterios estadísticos no paramétricos akaike y schwarz, los modelos con mejor ajuste dentro de la muestra en el cuadro 4, es el modelo asimétrico EGARCH para México y el modelo simétrico GARCH para Brasil. La diferencia entre los modelos GARCH (simétrico) y el modelo EGARCH (asimétrico), se debe a que el GARCH impone simetría en los shocks de depreciación cambiaria. Es decir el coeficiente del termino ARCH (α_1) del Modelo GARCH (1,1) de la ecuación 4, recoge los efectos de los shocks sin distinguir entre el signo de los mismos. Si la varianza condicional de los errores responde de manera distinta a shocks negativos y positivos, se estaría incurriendo en un error de especificación en la especificación GARCH (1,1).

Por su parte, como se mencionó, los modelos asimétricos como el EGARCH permiten acomodar la asimetría producida por el “efecto apalancamiento” al capturar el efecto más fuerte que tienen los rendimientos negativos en la volatilidad. Por ejemplo, el modelo TGARCH o ARCH por umbrales de Zakoian (1990) y Glosten, Jagannathan y Runkle (1993).

Gráfico 5

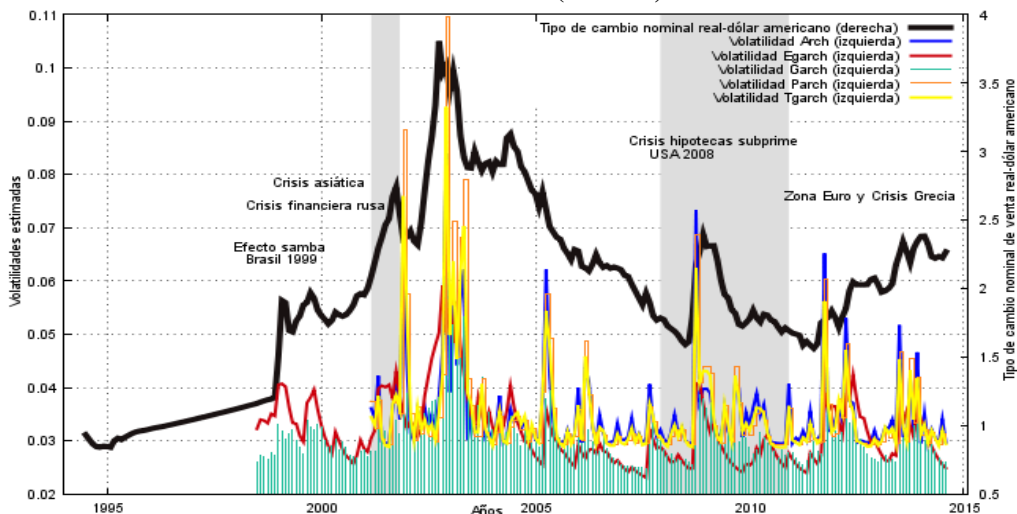
Volatilidad estocástica del tipo de cambio (izquierda) y tasa de depreciación nominal del tipo de cambio peso dólar México (derecha)



Elaboración propia de los autores

Gráfico 6

Volatilidad estocástica del tipo de cambio (izquierda) y tasa de depreciación nominal del tipo de cambio real dólar Brasil (derecha)



Elaboración propia de los autores

En las gráficas 5 y 6 se puede advertir los distintos sucesos económicos y sociales que han provocado un alza y/o baja en la volatilidad cambiaria de México y Brasil. Así, por ejemplo, tenemos el caso de la crisis del tequila, que debido a los hechos políticos, sociales y económicos asociados a 1994, dieron lugar a una triple crisis, es decir, a una crisis financiera, cambiaria y bancaria para fines de 1994. Un común denominador para la crisis de ese año, es que se debió fundamentalmente al mantenimiento de una ancla cambiaria que sobrevalúo en demasía la moneda, Mántey (2009). Por lo mismo para diciembre de 1994 se vino la devaluación del peso mexicano y ello aunado a los bajos niveles de reservas internacionales y la creciente movilidad de los flujos internacionales de capital, las

autoridades monetarias de México estaban viendo conveniente trabajar sobre la base de un régimen de flotación libre y el génesis del marco de política monetaria de metas explícitas de inflación.⁸

Asimismo tenemos otros periodos de volatilidad para la última década del siglo XX, por ejemplo, el de los años 1997, 1998 y 1999, que las mismas pueden atribuirse a la crisis de los tigres asiáticos sucedido a mediados de 1997, a la crisis de la deuda rusa en 1998 y el efecto samba (crisis del real brasileño) en 1999. Por otro lado, los periodos de alta volatilidad de principios del siglo XXI años 2000 y 2001, pueden deberse en gran medida, a la desaceleración de la economía americana (recesión) a través del denominado crisis de las empresas punto com y el efecto adverso que tuvo la misma sobre variables reales, generando incertidumbre. También, se puede advertir que los años 2005, 2006 y 2007 son periodos de volatilidad controlada.

Nuevamente para mediados del 2008, 2009 y 2010 se observan agrupamientos de una elevada volatilidad cambiaria, la génesis de la misma es la crisis de las hipotecas *subprime* que se inició en Estados Unidos y que contagio a una buena parte de países a nivel mundial. Aunado la crisis griega del 2010 termina provocando incertidumbre en el ritmo de depreciación cambiaria acompañado de una elevada volatilidad. Por el lado del mercado financiero mexicano, los flujos de capital se contrajeron de forma significativa, y la misma dio lugar a una alta volatilidad del tipo de cambio⁹. Teniendo en consideración los riesgos que, para la estabilidad del sistema financiero, tiene un mercado cambiario altamente volátil, la Comisión de Cambios en México llevó a cabo diversas acciones para proveer de liquidez al mercado cambiario, y de esta manera asegurar su buen funcionamiento. Por último, la agudización de los problemas financieros en la Zona Euro y el deterioro de las expectativas de crecimiento para la economía mundial generaron, de nueva cuenta, presiones sobre el tipo de cambio en los últimos meses del 2011 y el segundo trimestre del 2012, por lo mismo la moneda mexicana se ubicó por encima de los 14.0 pesos por dólar.

Ahora con relación a la gráfica 6 para el caso de Brasil se puede advertir los distintos sucesos económicos y sociales que han provocado un alza y/o baja en la volatilidad

⁸A partir de 1993 se quitaron tres ceros a la moneda mexicana y se le dominó nuevos pesos (Banxico, 1993).

⁹Para septiembre de 2008 el peso mexicano frente al dólar americano muestra alta volatilidad, cuando se cotizó en 10.9814 pesos por dólar, que representa una devaluación de 6.77% respecto al mes anterior, en diciembre se incrementa a 14.3097 pesos, hasta alcanzar 15.365 pesos por dólar el 3 de marzo de 2009, con una devaluación de 40.52% con respecto al mismo mes del año anterior (Banxico, 2008).

cambiaría de Brasil. Así, por ejemplo, tenemos el de los años 1997, 1998 y 1999, que las mismas pueden atribuirse a la crisis de los tigres asiáticos sucedido a mediados de 1997, a la crisis de la deuda rusa en 1998 y el efecto samba (crisis del real brasileño) en 1999, y se puede advertir como estas tres crisis están interrelacionados entre sí, explicadas en parte por el flujo comercial que tiene Brasil con esos países. Por otro lado, los periodos de alta volatilidad de principios del siglo XXI años 2001, 2002 y 2003, pueden deberse en gran medida, a la desaceleración de la economía americana (recesión) a través del denominado crisis de las empresas punto com y el efecto adverso que tuvo la misma sobre variables reales, generando incertidumbre.

Nuevamente para mediados del 2008, 2009 y 2010 se observan agrupamientos de una elevada volatilidad cambiaria, la génesis de la misma es la crisis de las hipotecas *subprime* que se inició en Estados Unidos y que contagio a una buena parte de países a nivel mundial. Aunado a ello la crisis griega del 2010.

3.4 APLICACIÓN EMPIRICA AL CASO MEXICANO Y BRASILEÑO, ENFOQUE SWITCHING REGRESSION

3.4.1 MODELOS CON PROBABILIDAD DE TRANSICIÓN VARIABLE

Si nuestro objetivo es analizar, estimar y pronosticar la volatilidad cambiaria, los modelos de las familias GARCH es una alternativa buena, pero si se busca contar con información respecto a las probabilidades que tienen de observar baja o alta volatilidad cambiaria, la persistencia de las mismas, la probable duración de cada uno de los estados, es decir, cuánto se espera que dure un periodo de alta (baja) volatilidad o cuál es la probabilidad de que se pase a un estado de alta volatilidad cuando el tipo de cambio se encuentra en el estado de baja volatilidad o viceversa los modelos estocásticos de cambio de régimen (*Switching Regression Model*) permiten responder a estos cuestionamientos.

En esa línea el objetivo de esta sección es identificar los períodos de alta y/o baja probabilidad de la volatilidad cambiaria en México en el periodo 1996m01- 2013m12 y Brasil 1994m07- 2014m08 con datos mensuales, además de observar la influencia de variables de economía política en el cambio de regímenes cambiarios.

La variable dependiente (V_{C_t}) en el modelo es la volatilidad del tipo de cambio nominal peso-dólar americano (Modelo EGARCH) para México y real-dólar (Modelo GARH) para Brasil¹⁰.

Por lo tanto para determinar la selección óptima del rezago se aplicó una estrategia de general a lo particular, empezando desde una especificación de $r=6$ retardos y se detectó dados los resultados del cuadro 5 y 6, que el modelo con el menor criterio de akaike es un modelo MSAR (5) – e(1) para México y MSAR (4) – e(1) Brasil.

Cuadro 5
Criterios de selección de retardos de estadísticos no paramétricos para el modelo MSAR (q) para México

Rezago q	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn	Akaike/T
5	-6.557	-6.334	-6.568	-0.03036
4	-6.434	-6.225	-6.350	-0.02979
3	-6.485	-6.103	-6.212	-0.03002
2	-6.721	-6.925	-6.824	-0.03112
1	-6.238	-6.771	-6.871	-0.02888

Elaboración propia de los autores, Donde T es el Nro. de observaciones

Cuadro 6
Criterios de selección de retardos de estadísticos no paramétricos para el modelo MSAR (q) para Brasil

Rezago q	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn	Akaike/T
5	-8.357	-8.134	-8.368	-0.04353
4	-8.234	-8.425	-8.350	-0.04288
3	-8.821	-8.225	-8.424	-0.04594
2	-8.844	-8.522	-8.823	-0.04606
1	-8.338	-8.171	-8.571	-0.04343

Elaboración propia de los autores, Donde T es el Nro. de observaciones

En la estimación con máxima verosimilitud de este modelo del cuadro 7 se puede advertir que mediante un proceso de transformación que el sigma del régimen 1 (baja volatilidad) es -8.23 para México y -6.77 para Brasil, mientras que el sigma del régimen 0 (alta volatilidad) es -5.63 para México y -5.38 para Brasil, por lo tanto el tipo de cambio nominal

¹⁰Debido a los mejores resultados obtenidos en los cuadros 3 y 4, respectivamente.

de venta tanto en México como en Brasil, es más volátil en periodos de alta volatilidad que en periodos de baja volatilidad. También, se puede advertir que las pruebas de efectos Arch y autocorrelación aplicados a los residuos del modelo MSAR(2) se aceptan, es decir que se cumplen los supuestos de no autorrelación y varianza constante de los residuos.

Al mismo tiempo dentro de los factores comunes se puede advertir que solo el primer rezago de la variable explicada resulta significativo al 1%. Asimismo como dijimos en un principio la varianza de los residuos que cambia entre estados de alta y baja volatilidad resulta significativa al 1 por ciento lo que es sinónimo de un cambio de régimen significativo y al mismo tiempo avalaría también la ejecución de un modelo con cambio de régimen (*Markov Switching Regresión Model*). En esa misma línea, la tasa de depreciación presenta signo positivo aunque no significativo solo en el régimen 0 de alta volatilidad, esto nos confirmaría la relación directa y positiva que existe entre la volatilidad cambiaria y la tasa de depreciación. Por último, la dummy de tendencia y algunas dummies estacionales centradas resultan solo significativos en algunos periodos, en particular el signo de la dummy de tendencia en ambos países nos diría que la volatilidad cambiaria habría disminuido durante el periodo en estudio y este resultado puede deberse en gran medida a la utilización de la intervención esterilizada en los mercados cambiarios para mantener el tipo de cambio en la dirección que lo requiera la autoridad monetaria.

Cuadro 7

Estimaciones del modelo MSAR(2) y pruebas de diagnóstico del modelo para México
Estimaciones del modelo MSAR(2) y pruebas de diagnóstico del modelo para Brasil

Variable	México		Brasil	
	Coeficiente	Probabilidad	Coeficiente	Probabilidad
Régimen 0 (Alta Volatilidad)				
C	0.02123	0.0000	0.01260	0.0000
Tasa de depreciación	0.00059	0.6312	0.00314	0.5046
LOG(SIGMA)	-5.62995	0.0000	-5.38331	0.0000
Régimen 1 (Baja Volatilidad)				
C	0.01590	0.0000	0.00895	0.0000
Tasa de depreciación	-0.00025	0.9419	-0.00087	0.7902
LOG(SIGMA)	-8.23343	0.0000	-6.77292	0.0000
Factores Comunes				
Volatilidad (-1)	0.45179	0.0000	0.72472	0.0000
Volatilidad (-2)	-0.12287	0.1281	-0.02032	0.8081
Tendencia	-6.386e-007	0.7962	-1.249e-006	0.7174
Destacional_centrada	-0.00066	0.2841	-0.00109	0.2274
Destacional_centrada_1	-0.00028	0.6502	-0.00149	0.0567
Destacional_centrada_2	-0.00093	0.2015	-0.00058	0.0423
Destacional_centrada_3	-0.00038	0.6852	-2.086e-005	0.9824
Destacional_centrada_4	-0.00062	0.0000	-0.00030	0.7425
Destacional_centrada_5	0.00958	0.0000	-0.04107	0.0342
Destacional_centrada_6	0.00358	0.0151	-0.02704	0.0482
Destacional_centrada_7	-0.00037	0.0002	-0.00182	0.0503
Destacional_centrada_8	0.00053	0.0562	-0.00064	0.4862
Destacional_centrada_9	0.00345	0.0234	0.00157	0.0603
Destacional_centrada_10	-0.00242	0.0136	-0.00106	0.2593
Matriz de parámetros de transición				
P00 (Alta Volatilidad)	0.835935	0.0958	0.88141	0.1471
P11 (Baja Volatilidad)	0.979993	0.0163	0.97713	0.0326
México		Brasil		
Logaritmo de verosimilitud:	-223.2537	Logaritmo de verosimilitud:	-423.6354	
Número de observaciones:	185	Número de observaciones:	192	
Criterio de Akaike:	-6.721	Criterio de Akaike:	-8.844	
Criterio de Hannan-Quinn:	-6.824	Criterio de Hannan-Quinn:	-8.823	
Criterio de Schwarz:	-6.925	Criterio de Schwarz:	-8.522	
Prueba de Autocorrelación de Portmanteau (p-value):	0.9876	Prueba de Autocorrelación de Portmanteau (p-value):	0.7538	
Prueba Arch LM (p-value):	0.6164	Prueba Arch LM (p-value):	0.3164	
Media Volatilidad México:	0.0244	Media Volatilidad Brasil:	0.03156	
Desviación estándar Vol. México:	0.003138	Desviación estándar Vol. Brasil:	0.005659	

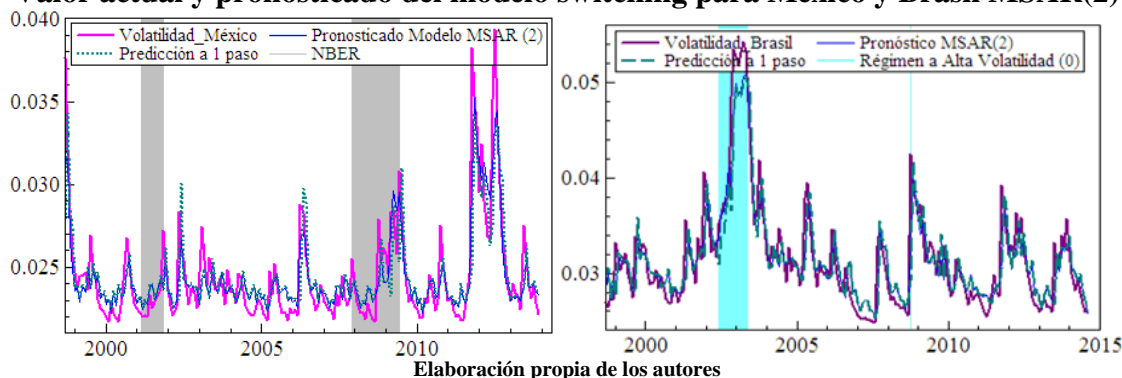
Elaboración propia de los autores

Por otro lado en el modelo MSAR¹¹ (2) estimado para la volatilidad cambiaria de México y Brasil, podemos advertir que existe un buen ajuste entre el valor actual (línea color rosa para México y color morado para Brasil) y el valor pronosticado por nuestro modelo MSAR(2) (gráfico 7), este resultado implica un buen seguimiento del proceso generador de datos.

¹¹Donde MSAR (2) es un modelo Markov Switching Autorregresivo de orden 2.

Gráfico 7

Valor actual y pronosticado del modelo switching para México y Brasil MSAR(2)



Cuadro 8

Matriz de probabilidades de transición

		t		t		
t-1	México	σ_{baja}	σ_{alta}	Brasil	σ_{baja}	σ_{alta}
	σ_{baja}	0.97999	0.16407	σ_{baja}	0.97714	0.11859
	σ_{alta}	0.020007	0.83593	σ_{alta}	0.022865	0.88141

Elaboración propia de los autores

Cuadro 9

Duración promedio de cada estado (meses)

Estado	México		Brasil	
	Duración Promedio	Desvío Estándar	Duración Promedio	Desvío Estándar
Estado 1 ¹²	50	49.47	44	43.24
Estado 0	6	5.57	8	7.92

Elaboración propia de los autores

Lo que indica en los cuadros 8 y 9 respectivamente es que los periodos de baja volatilidad en México y Brasil, en el periodo considerado, fueron relativamente persistentes con relación a los periodos de alta volatilidad. Por ejemplo, para México la probabilidad de que una baja volatilidad esté seguida por otra de baja volatilidad en el siguiente mes es de: 0.979 por lo que estos periodos persistirían en promedio durante cincuenta meses (aproximadamente ocho semestres) y con una desviación estándar de 49.47. A su vez para Brasil la probabilidad de que una baja volatilidad esté seguida por otra de baja volatilidad en el siguiente mes es de: 0.977 por lo que estos periodos persistirían en promedio durante cuarenta y cuatro meses (aproximadamente siete semestres) y con una desviación estándar de 43.24.

Por otro lado, para México la probabilidad de que a una fase de alta volatilidad le siga otra fase de alta volatilidad en el siguiente mes es 0.836, por lo que estos episodios persistirían

¹²Estado 0 se refiere al régimen de alta volatilidad y estado 1 al régimen de baja volatilidad respectivamente.

unos seis meses (1 semestre) y con una desviación estándar de 5.57. A su vez, para Brasil la probabilidad de que a una fase de alta volatilidad le siga otra fase de alta volatilidad en el siguiente mes es 0.882, por lo que estos episodios persistirían unos ocho meses (1 semestre y 2 meses) y con una desviación estándar de 7.92.

Asimismo para México la probabilidad de pasar de un periodo de baja volatilidad a una de alta volatilidad es aproximadamente de 0.020 y este resultado es menor que la probabilidad de pasar de un periodo de alta volatilidad a una de baja volatilidad 0.16. Por lo tanto, al observar la matriz de probabilidades de transición que se muestra en los cuadros 8 y 9, se puede decir que una vez que la volatilidad del tipo de cambio peso-dólar se encuentra en un estado o régimen, es muy baja la probabilidad de que pase al otro estado. En particular, se observa que cuando se encuentra en el estado de baja volatilidad es muy poco probable que pase al estado de alta volatilidad, siendo la probabilidad apenas superior a 2 por ciento. Es relativamente mayor la probabilidad de que estando la volatilidad en el régimen de volatilidad alta pase al siguiente día al régimen de volatilidad baja, poco más de 16.5 por ciento. Para el caso brasileño el análisis es similar y se puede advertir que también es relativamente mayor la probabilidad de que estando la volatilidad en el régimen de volatilidad alta pase al siguiente día al régimen de volatilidad baja, aproximadamente 12 por ciento.

Por último se puede advertir que la persistencia estimada de la volatilidad cambiaria peso dólar para México es del orden 0.8159 y real-dólar para Brasil de 0.8585, ello implica una persistencia alta en volatilidad implica que los choques en ella no se disipan rápidamente y por lo mismo haciendo más riesgosa en términos del dólar la posición de un inversionista que mantiene en moneda nacional. Este resultado explicaría en gran medida el proceso de extranjerización de ambas **economías latinoamericanas**, haciendo más atractivo y menos riesgoso de invertir en dólares, así como la posibilidad de mantener los ahorros de las economías domésticas en moneda extranjera, todo ello debido al no abandono de la ancla cambiaria hasta el día de hoy y al denominado miedo a flotar en ambas economías, Mántey (2009).

Por otro lado, en la gráfica 8 se muestran las funciones impulso respuesta que en un modelo MSAR, correctamente especificado, teóricamente se espera que la respuesta ante una innovación desaparezca en forma asintótica, es decir que tienda a cero en un horizonte de

corto plazo, esto es un indicador de que el modelo es estacionario. En tanto el impulso respuesta acumulado deberá tender al valor de largo plazo de la variable que se está modelando, también en un horizonte de corto plazo.

En este caso podemos advertir que la respuesta sin acumular de la volatilidad cambiaria tanto en México y Brasil, debido al impulso de un shock equivalente al valor de una unidad de desviación estándar de la innovación, es positivo, estadísticamente significativo y además desaparece en forma asintótica en un lapso no más de 4 periodos en promedio para México y 10 periodos para Brasil¹³.

Gráfico 8
Estabilidad del Modelo Markov Switching MSAR(2) para México y Brasil (Función impulso respuesta sin acumular)

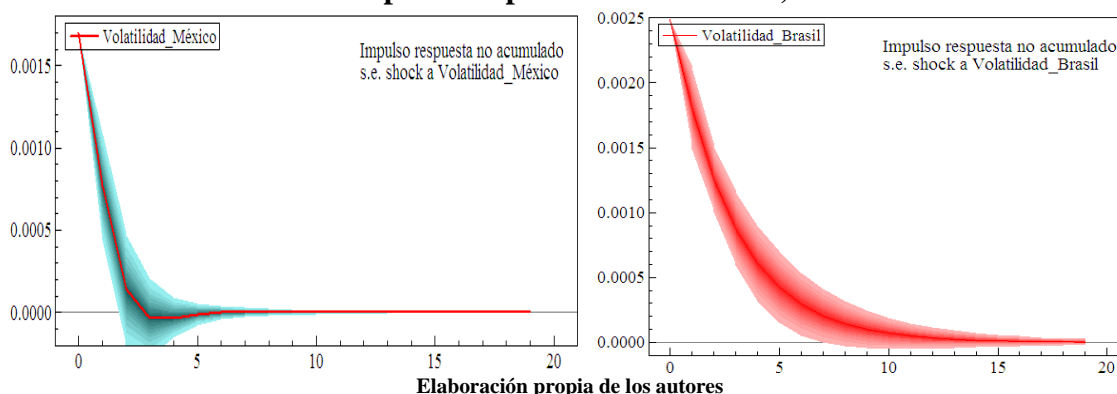
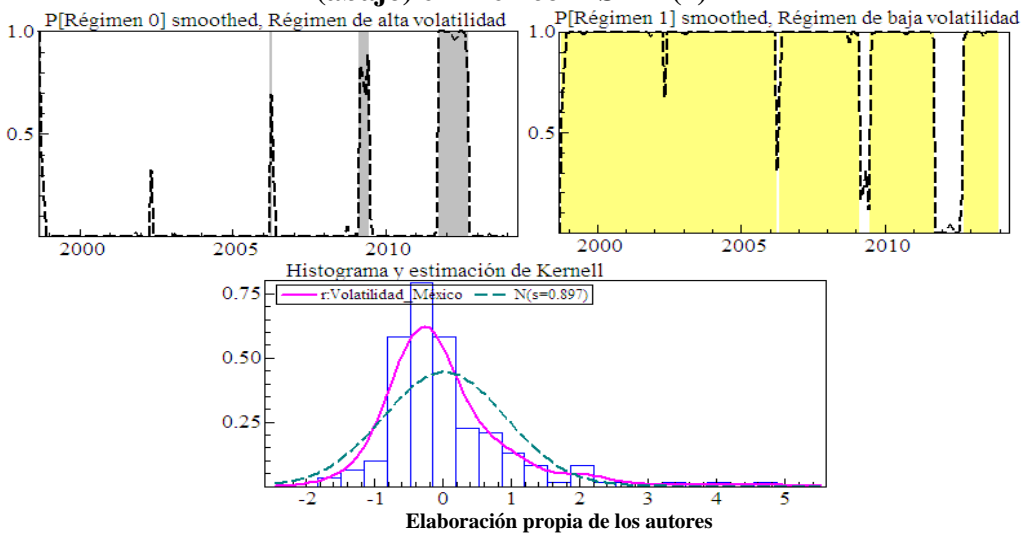
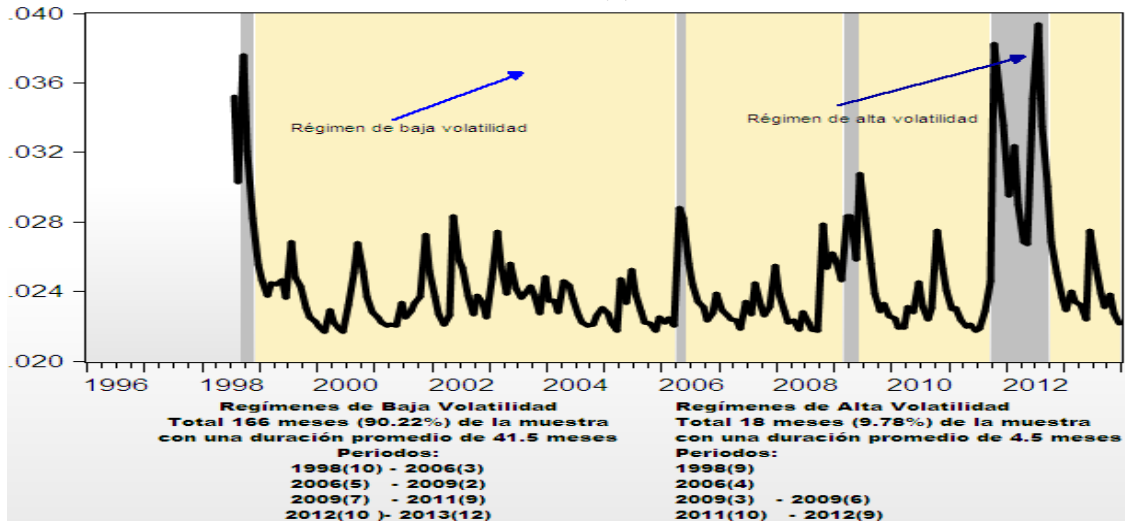


Gráfico 9
Probabilidad de estar en un estado de alta volatilidad (arriba izquierda), probabilidad de estar en un estado de baja volatilidad (arriba derecha) y estimación de Kernell (abajo) en México MSAR (2)



¹³Este resultado confirmaría que el modelo estimado en este documento MSAR(2) es estacionario y/o estable, tanto para México como para Brasil.

Gráfico 10
Identificación de regímenes de alta y baja volatilidad cambiaria en México, mediante la estimación de un modelo Markov Switching Autorregresivo de orden 2 MSAR(2)



Elaboración propia de los autores

En esta sección se ha analizado la volatilidad cambiaria peso-dólar para México y real dólar para Brasil mediante la estimación de un modelo de volatilidad estocástica con un enfoque markoviano. Esta metodología permite identificar y caracterizar los periodos de baja y alta volatilidad mediante la estimación de las probabilidades de ocurrencia relacionados con cada uno de los estados (baja y alta volatilidad).

Asimismo las gráficas 9 y 10 nos brindan la misma información con la metodología de los *Switching Markov Regression Model*, por ejemplo, se observa que según la estimación del modelo MSAR(2) para México, el año 1998 estuvo marcado por un alto nivel de volatilidad cambiaria y por lo mismo la probabilidad de estar en un régimen de alta volatilidad es muy cercano a la unidad¹⁴; debido fundamentalmente a tres razones: El primero se atribuye al efecto tequila de 1994, que a partir de este suceso económico, el peso sufrió importantes depreciaciones respecto del dólar¹⁵, debido a una ancla cambiaria que sobrevaluó en demasía el peso. Segundo debido al efecto que se atribuye a la crisis asiática de julio de 1997 y la crisis financiera rusa de agosto de 1998 y los efectos que causó en los mercados financieros mundiales de los cuales México no está exento. Por último, al efecto samba

¹⁴ Cabe recalcar que según la teoría estadística la probabilidad tiene un rango de variación de cero a uno.

¹⁵ En el caso de México en octubre y noviembre de 1996 se observa un ascenso sostenido en el tipo de cambio, debido al cual se sitúa alrededor de ocho pesos por dólar.

(crisis brasileña) de principios de 1999 que de alguna u otra forma va en desmedro de las economías latinoamericanas.

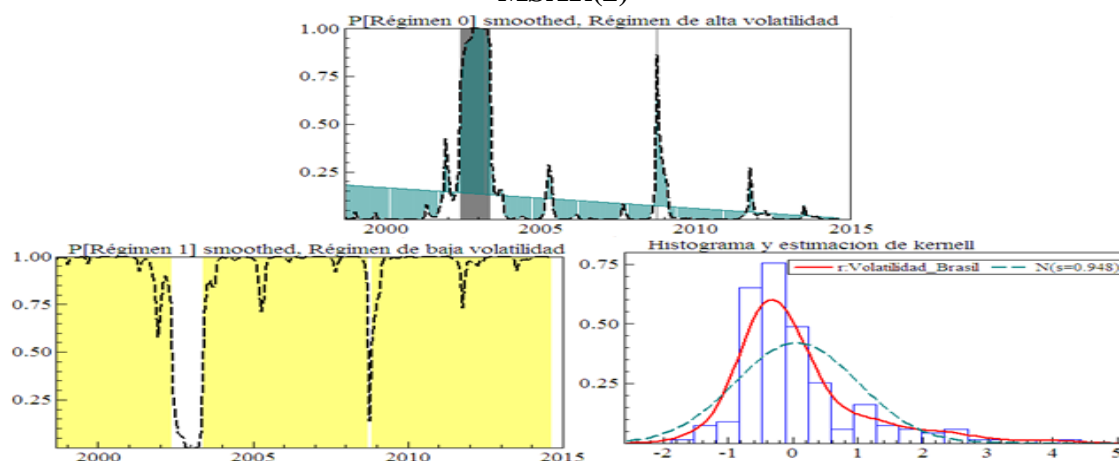
También para el caso mexicano se advierten pequeños saltos de volatilidad para los años 2000 y 2001, aunque el modelo MSAR(2) no lo detecta y por lo mismo no lo considera significativo ya que su probabilidad de estar en un régimen de alta volatilidad para este periodo es menor a 0.5, pero estos saltos de volatilidad pueden deberse a la desaceleración de la economía de Estados Unidos (crisis de las empresas punto com) que debido a los fuertes lazos comerciales que existe entre México y Estados Unidos, la crisis americana del 2001 va en detrimento de los interés económicos mexicanos con un efecto adverso sobre las exportaciones, producción y el precio de la mezcla mexicana de petróleo.

A su vez también se observa alzas en la volatilidad cambiaria para los años 2006, 2009 y 2011(10)-2012(9), cuyas probabilidades están en el orden del 0.75 para el 2006, 0.80-0.85 para el 2009 y prácticamente cercano a la unidad para el periodo 2011(10)-2012(9). La explicación que se puede dar a esos periodos es la misma génesis y vivencia de la crisis financiera global disparada por la crisis de las hipotecas *subprime* a inicios del 2007y sus efectos en los mercados financieros mundiales, la crisis económica desatado primero en Estados Unidos por los años 2007 y después a escala mundial. De manera general, se puede afirmar que, según la estimación del modelo MSAR(2) de los cuadros 7, 8 y 9, así como los modelos de las familias GARCH del cuadro 3, la volatilidad del tipo de cambio peso dólar para México se observan periodos más o menos prolongados de baja volatilidad, interrumpidos por periodos cortos en los cuales la volatilidad es alta que la misma se debería en parte a la intención del Banco de México de mantener el tipo de cambio en una senda de equilibrio (apreciación) mediante la utilización de varios instrumentos, entre ellos la intervención esterilizada en los mercados cambiarios.

En el caso de Brasil se puede advertir que el modelo MSAR(2) detecta dos periodos significativos de alta volatilidad cambiaria, cuyas probabilidades son muy próximas a 1 para el periodo 2002-2003 y una probabilidad de 0.8 para el año 2008. Estos periodos de alta volatilidad cambiaria vienen explicados en parte por la crisis económica de USA de los años 2001 y 2002 y por la baja demanda de materias primas a nivel mundial en esos años. A su vez la alta volatilidad cambiaria del año 2008 se debe a la crisis de las hipotecas *subprime* que tiene como génesis a Estados Unidos y termina afectando a sus socios

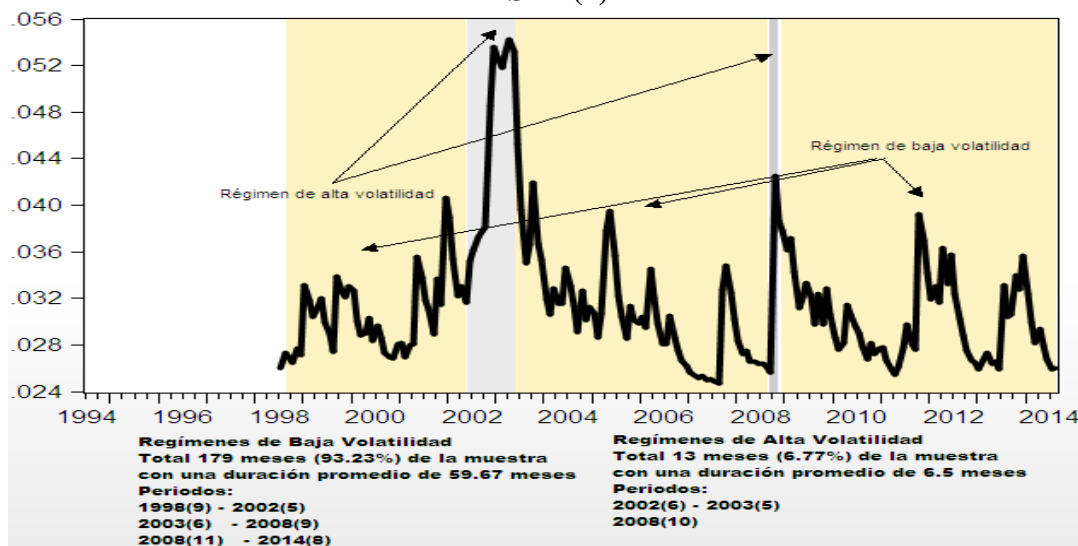
comerciales. A su vez la gráfica 12 nos señala que en gran parte de la muestra, para ser exactos en un 93.23% y con una duración promedio de 59.67 meses predomina el régimen de baja volatilidad cambiaria, en parte explicado por la utilización de la intervención en los mercados cambiarios de parte del Banco Central de Brasil en su intención de frenar la apreciación del real respecto del dólar y así no ir en desmedro de su balanza comercial y sus fuertes lazos comerciales con la República de China.

Gráfico 11
Probabilidad de estar en un estado de alta volatilidad (arriba), probabilidad de estar en un estado de baja volatilidad (abajo izquierda) y estimación de Kernell (abajo derecha) en Brasil
MSAR(2)



Elaboración propia de los autores

Gráfico 12
Identificación de regímenes de alta y baja volatilidad cambiaria en Brasil, mediante la estimación de un modelo MarkovSwitchingAutorregresivo de orden 2
MSAR(2)



Elaboración propia de los autores

Por último, en las gráficas 13 y 14 se muestra el pronóstico dinámico de la volatilidad cambiaria y sus respectivos regímenes de alta y baja volatilidad para México y Brasil. En ambos países, se puede advertir que la volatilidad fuera de la muestra de estudio tiende a aumentar levemente y esta situación sería comprensible debido a la crisis internacional latente, en especial el de la zona euro y la crisis griega que en distinto grado termina afectando a distintas economías a nivel mundial.

Gráfico 13
Pronóstico dinámico de la volatilidad y los regímenes cambiarios de alta y baja volatilidad, mediante la estimación de un modelo MarkovSwitchingAutorregresivo de orden 2

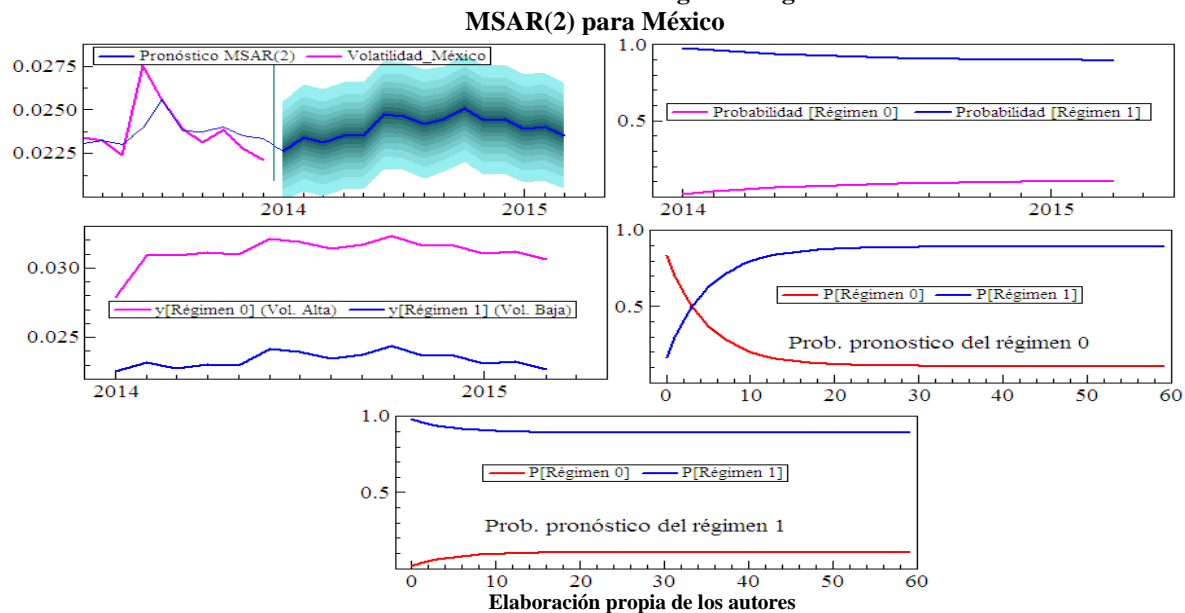
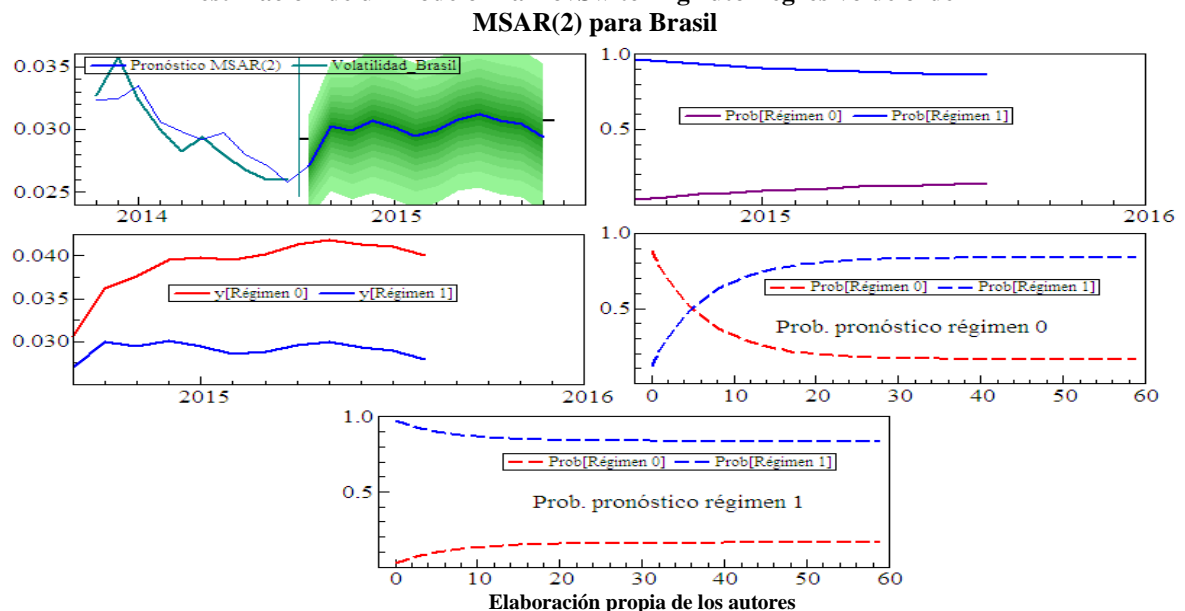


Gráfico 14
Pronóstico dinámico de la volatilidad y los regímenes cambiarios de alta y baja volatilidad, mediante la estimación de un modelo MarkovSwitchingAutorregresivo de orden 2



4. CONCLUSIONES

El objetivo del presente documento ha sido el de analizar y estimar una medida adecuada de volatilidad cambiaria para México y Brasil, donde inicialmente se estimó modelos de volatilidad con las familias GARCH ya que las mismas nos permiten analizar, estimar y pronosticar la volatilidad cambiaria. Sin embargo, en un entorno de volatilidad es imprescindible no solo conformarse con estimaciones de la volatilidad y su respectivo pronóstico, sino que es de gran preponderancia para los agentes económicos e inversores financieros contar con información respecto a las probabilidades que tienen de observar baja o alta volatilidad, la probable duración de cada uno de los estados y la persistencia de las mismas. Por esa razón, se estima modelos *Markov Switching Regression* ya que estas últimas tienen esa ventaja con relación a los modelos de las familias GARCH.

Asimismo, otro de los objetivos que ha perseguido el presente documento, ha sido el de incluir las simetrías y asimetrías cambiarias a partir de distintos modelos de las familias GARCH, así como la utilización de los modelos *Markov Switching Regression* ya que nos permite capturar el cambio de régimen de una determinada variable en estudio. Además, se ha elegido el dólar como referencia, por ser la moneda americana referente para la economía mexicana y brasileña. Los resultados dentro del período muestral estudiado, indican que los modelos asimétricos analizados mejoran el ajuste realizado por el proceso GARCH (1,1) para el caso de México. Mientras, para el caso de Brasil el modelo GARCH (1,1) simétrico es suficiente.

Otro resultado interesante de los modelos GARCH se debe a que la mayoría de los modelos de las familias GARCH sugiere que la volatilidad cambiaria tanto en México y Brasil, tiende a disminuir con el paso del tiempo y que la misma puede explicarse por la utilización de la intervención esterilizada en los mercados cambiarios que utiliza con frecuencia el Banco de México para mitigar fundamentalmente depreciaciones no deseadas, Mántey (2009; p: 72), y así lograr oportunamente el cumplimiento de la meta de inflación.

A su vez los modelos EGARCH (modelos 7 y 8 del cuadro 3) muestran que el proceso EGARCH fue significativo para el periodo de análisis en la mayoría de los casos para ambos países, utilizando un nivel de significancia del Z-estadístico mayor a dos en valor absoluto. Ahora con relación al componente $\frac{\varepsilon_{it-1}}{\sigma_{it-1}^2}$ como es distinto de cero en ambos

modelos (3 y 4) tanto para México y Brasil, nos afirma que primero, los shocks son asimétricos, luego como es significativo y con signo positivo para México, implica que shocks positivos de depreciación cambiaria tienen un impacto mayor sobre la volatilidad cambiaria que shocks negativos de la misma magnitud. De hecho, para el caso de México, el efecto estimado de los shocks positivos en el presente modelo EGARCH tiene el mismo signo y son significativos al estimado en el modelo TGARCH, 0.35 vs 0.16, respectivamente. En esa línea, como es significativo y con signo negativo para Brasil, implica que shocks positivos de depreciación cambiaria tienen un impacto menor sobre la volatilidad cambiaria que shocks negativos de la misma magnitud y también para el caso de Brasil, el efecto estimado de los shocks positivos en el presente modelo EGARCH tiene el mismo signo y son significativos al estimado en el modelo TGARCH, -0.20 vs -0.23.

Los resultados de los modelos TGARCH y EGARCH (modelos 5, 6, 7 y 8 del cuadro 3) para México y Brasil podrían explicarse por el hecho que en México se trata de mantener al tipo de cambio en una senda de apreciación para el cumplimiento de la meta de inflación deseada mediante la utilización de la intervención esterilizada en los mercados cambiarios. Mientras que para Brasil, se utiliza la política monetaria y cambiaria para evitar apreciaciones no deseadas que vayan a ir en desmedro de sus exportaciones y balanza comercial.

A su vez los modelos markovianos *Markov Switching* del cuadro 7 permiten detectar regímenes de alta y baja volatilidad cambiaria, en particular se llega a las siguientes conclusiones: Primero, según el coeficiente sigma de ambos regímenes para ambos países indica que el tipo de cambio nominal de venta tanto en México como en Brasil, es más volátil en periodos de alta volatilidad que en periodos de baja volatilidad. Segundo, los cuadros 8 y 9 respectivamente indican que los periodos de baja volatilidad en México y Brasil, en el periodo considerado, fueron relativamente persistentes con relación a los periodos de alta volatilidad, inmediatamente este resultado nos llevaría a la conclusión de que en ambos países se han utilizado instrumentos monetarios para mantener controlado el tipo de cambio en una determinada dirección, de tal forma que la misma no ponga en peligro el cumplimiento de ciertos objetivos, entre ellos una meta de inflación deseada y asimismo este resultado reflejaría que todavía persiste el denominado *miedo a flotar*. Tercero, los cuadros 8 y 9 del modelo *Markov Switching Autorregresivo* MSAR(2) nos

confirma por ejemplo para México que la probabilidad de pasar de un periodo de baja volatilidad a una de alta volatilidad es aproximadamente de 0.020 y este resultado es menor que la probabilidad de pasar de un periodo de alta volatilidad a una de baja volatilidad 0.16. Por lo tanto, al observar la matriz de probabilidades de transición que se muestra en los cuadros 8 y 9, se puede decir que una vez que la volatilidad del tipo de cambio peso-dólar se encuentra en un estado o régimen, es muy baja la probabilidad de que pase al otro estado. En particular, se observa que cuando se encuentra en el estado de baja volatilidad es muy poco probable que pase al estado de alta volatilidad, siendo la probabilidad apenas superior a 2 por ciento. Es relativamente mayor la probabilidad de que estando la volatilidad en el régimen de volatilidad alta pase al siguiente día al régimen de volatilidad baja, poco más de 16.5 por ciento. Para el caso brasileño el análisis es similar y se puede advertir que también es relativamente mayor la probabilidad de que estando la volatilidad en el régimen de volatilidad alta pase al siguiente día al régimen de volatilidad baja, aproximadamente 12 por ciento.

Por último se puede advertir que la persistencia estimada de la volatilidad cambiaria peso-dólar para México es del orden 0.8159 y real-dólar para Brasil de 0.8585, ello implica una persistencia alta en volatilidad, por lo mismo confirma que los choques en ella no se disipan rápidamente haciendo más riesgosa en términos del dólar la posición de un inversionista que mantiene en moneda nacional. Este resultado explicaría en gran medida el proceso de extranjerización de ambas **economías latinoamericanas**, haciendo más atractivo y menos riesgoso de invertir en dólares, así como la posibilidad de mantener los ahorros de las economías domésticas en moneda extranjera, todo ello debido al no abandono de la ancla cambiaria hasta el día de hoy y al denominado miedo a flotar en ambas economías.

BIBLIOGRAFÍA

Andersen, T.G, and Bollerslev, T. (1998), “DM-Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements and Longer-Run Dependencies”. *Journal of Finance*, **53**, 2190-265.

Awartani, B.M.A. and Corradi, V. (2005), “Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries”. *International Journal of Forecasting*, **21**, 167-183.

Benavides, G. y Capistrán, C. (2009), “Una nota sobre las volatilidades de la tasa de interés y del tipo de cambio según diferentes instrumentos de política monetaria: México, 1998-2008”, Banco de México, Documento de Investigación no. 2009-10.

Bollerslev, T. (1986), “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity”, *Journal of Econometrics*, **31**, 307-327.

Baqueiro, A., A. Díaz de León y A. Torres García, “¿Temor a la flotación o a la inflación? La importancia del ‘traspaso’ del tipo de cambio a los precios”, Banco de México Documentos de Investigación núm. 2003-02, 2003.

Brooks, C. (2002): *Introductory econometrics for finance*, Cambridge University Press.

Caballero, Benigno (2003): Notas de Clase de Econometría y Estadística, Universidad Técnica de Oruro

De Gregorio, J., A. Tokman y R. Valdés (2005). “Flexible exchange rate with inflation targeting in Chile: Experience and issues”, Working Paper n.º 540, Inter-American Development Bank.

Diebold, F.X., J.H. Lee, and G.C. Weinbach (1993) “Regime -Switching with time varying transition probabilities”, in C. Hargreaves, *Nonstationary Time Series and Cointegration*, Oxford University Press.

Diebold, F. X. and Mariano, R. S. (1995), “Comparing Predictive Accuracy,” *Journal of Business and Economic Statistics*, **13**, 253-263.

Domowitz, I. y Hakkio, C. (1985): “Conditional Variance and the Risk Premium in the Foreign Exchange Market”. *Journal of International Economics*, vol. 19, págs. 47-66.

Edwards, S. (2007). “The relationship between exchange rates and inflation targeting revisited”, en F. Mishkin y K. Schmidt-Hebbel (eds.), *Monetary Policy under Inflation Targeting*, Banco Central de Chile, Santiago.

Glosten, L.R., Jagannathan, R. &Runkle, D.E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, **48**, 1779-801.

Hamilton, J. (1994): *Times Series Analysis*, PrincentonUniversity Press.

Hamilton, J. (1989) “A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle”, *Econometrica* 57:357 -384.

Hamilton, J. (1990) “Analysis of Time Series Subject to Changes in Regime”. *Journal of Econometrics*, 45, 39-70.

- Hsieh, D. A. (1989): "Modeling Heterocedasticity in Daily Foreign-Exchange Rates: 1974-1983". *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 7, págs. 307-17.
- Engle, R.F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of Variance of U.K. Inflation". *Econometrica*, **50**, 987-1007.
- Engle, R y Bollerslev, T. (1986): "Modelling the Persistence of Conditional Variance" *Econometric Reviews* 5, 1-50 y 80-87.
- McMillan, D.G. y Speight, A.E., (2006), "Long memory and heterogeneous components in high frequency pacific-basin exchange rate volatility", *Asia-Pacific Financial Markets*, núm. 12, pp. 199-226.
- Malliaropulos, D. (1995): "Conditional Volatility of Exchange Rates and Risk Premia in the EMS". *Applied Economics*, vol. 27, págs. 117-123.
- Mántey, Guadalupe, (2006) "Inflation Targeting and Exchange Rate Risk in Emerging Economies Subject to Structural Inflation", en S. Motames-Samadian (ed.), *Economic and Financial Developments in Latin America*, Londres, Palgrave Macmillan.
- Mántey, Guadalupe, (2009) "Intervención esterilizada en el mercado de cambios en un régimen de metas de inflación: la experiencia de México", *Investigación económica* vol. lxxviii, número especial 2009, pp. 47-78.
- Mohnot, R. (2011), "Forecasting Forex volatility in turbulent times", *Global Journal of Business Research*, vol. 5, núm. 1, pp. 27-38.
- Nelson, D.B. (1991) *CondicionaHeteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach*, *Econometrica***59**(2), 347-70.
- Olowe, R.A. (2009), "Modelling naira/dollar exchange rate volatility: application of GARCH and assymmetric models", *International Review of Business Research Papers*, vol. 5, núm. 3, pp. 377-398.
- Sánchez, A. y Reyes, O. (2006), "Regularidades probabilísticas de las series financieras y la familia de modelos GARCH", *Revista Ciencia Ergo Sum*, Vol. 13, Núm. 2, pp. 149-156.
- Sengupta, J.K. y Sfeir, R.E. (1996), "Modelling exchange rate volatility", Department of Economics, University of California en Santa Barbara y School of Business, ChapmanUniversity, Working paper.
- Schwert, W. (1989), "Stock Volatility and Crash of '87", *Review of Financial Studies*, **3**, 77-102.
- Sandoval, J. (2006), "Do asymmetric GARCH models fit better exchange rate volatilities on emerging markets?", *Odeon*, núm. 3, pp. 97-118.

Taylor, S. (1986), *Modelling Financial Time Series*, New York: John Wiley & Sons.

Tse, Y.K. (1998), "The conditional heteroscedasticity of the yen-dollar exchange rate", *Journal of Applied Econometrics*, vol. 13, núm. 1, pp. 49-55.

Zakoian, J.M. (1994), "Threshold Heteroskedastic Models", *Journal of Economic Dynamics and Control*, **18**, 931-944.

