

- **ABSTRACT:** This paper analyzes the evolution of exchange rate volatility in Bolivia from 1990 to 2015 and it presents evidence that its trend to decrease over time. We also discuss the relationship between exchange rate volatility and depreciation, our findings indicate that there is a positive relationship between the volatility of the nominal exchange rate and depreciation and the model with regime change also corroborates the same. At the same time, there is analyzed these effects by models of conditional heteroskedasticity (ARCH, GARCH, TGARCH, EGARCH and PARCH) and by markov models: Markov Switching Regression. The results demonstrate that predominates over periods of low volatility in the entire sample, and for example, the probability of low volatility is followed by another low volatility in the next month is 0.815. Another important finding is the low persistence in the volatility of nominal exchange rate.
- **KEYWORDS:** Financial econometrics, Macroeconomics.
- **CLASIFICACIÓN JEL:** C58, E03.

INTRODUCCIÓN

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.

En consecuencia, 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.

De la misma manera, se puede afirmar que Bolivia mantiene por más de 25 años un régimen de tipo de cambio deslizante (*crawling peg*), régimen que fue utilizado como estrategia de las medidas de estabilización adoptadas para detener la crisis de la hiperinflación de 1985.

Luego de esta estabilización de la economía, Bolivia experimentó un deterioro constante en su balanza en cuenta corriente que tuvo en efecto pernicioso en su balanza de pagos. La inestabilidad externa, de mediados de los años 90 propició una tendencia descendente de los precios de los *commodities* internacionales, se generalizó a nivel mundial afectando las exportaciones bolivianas a razón de las bajas cotizaciones de los productos en el mercado internacional. A ello se añade el efecto tequila de 1994 en México, la devaluación de la moneda brasileña (el efecto samba de 1999), y la crisis Argentina (2002) que derivaron en una situación económica frágil no solamente de Bolivia, sino de todos los países de la región latinoamericana.

Ante esta situación, se adiciona la crisis de las empresas *punto com* en Estados Unidos de finales de los años 90 y la crisis financiera *sub prime* de Estados Unidos de septiembre del 2008. Pese a esta situación económica frágil a nivel latinoamericano, a partir del 2006, la economía boliviana registro cambios importantes en cuanto a su fortaleza macroeconómica que se tradujo en la mejora de los términos de intercambio, estabilidad del tipo de cambio nominal y un superávit de la balanza comercial.

En este contexto el objetivo de este documento de investigación, consiste en analizar y estimar una medida de volatilidad cambiaria para Bolivia en el periodo 1990m01- 2015m07¹ con datos mensuales. Toda vez

¹ Se trabaja con el tipo de cambio nominal boliviano respecto al dólar, por ser el dólar la moneda de referencia para Bolivia y muchos países latinoamericanos. Además el periodo de estudio (1990m01-2015m07) es interesante por dos razones: la primera debido a que se juntan dos periodos de política económica distinto: que va desde 1990 hasta el 2005, en la misma la economía boliviana transita bajo

que la volatilidad cambiaria sigue constituyéndose como importante para cualquier actividad económica que implique intercambios internacionales, sean de activos físicos o financieros.

Asimismo, el periodo de estudio es relevante, ya que involucra períodos de depreciación del tipo de cambio nominal que ocurrió desde 1990 hasta el 2005 y periodos de apreciación cambiaria que se evidenciaron después del 2005. Todo lo anterior a partir de un análisis del comportamiento mensual del tipo de cambio nominal.

1. BREVE REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE LA VOLATILIDAD CAMBIARIA

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, PARCH, 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 utilizaran las dos últimas metodologías econométricas.

la lógica del mercado, donde el tipo de cambio nominal de manera general presenta una tendencia hacia la depreciación. Segundo, a partir de fines del 2005 hasta la fecha se aplica el nuevo modelo económico del actual gobierno, que se caracteriza: a) por una participación activa del estado en la economía, b) por la recuperación, control y administración por parte del estado de sectores estratégicos para la economía de Bolivia a través de las distintas nacionalizaciones, todo lo anterior orientado hacia un proceso de mayor bolivianización de la economía. Cabe recordar que en el periodo del actual gobierno se produce una tendencia hacia la apreciación de la moneda boliviana respecto al dólar.

EN LOS ESTUDIOS A NIVEL INTERNACIONAL

Resaltan 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 yen-dólar 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 ultimo tenemos el estudio de Sánchez 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.

EN LOS ESTUDIOS SOBRE EL TIPO DE CAMBIO A NIVEL NACIONAL

Resalta inicialmente el trabajo de Ramírez (1991) que analiza la evolución del tipo de cambio en el período 1970-1990. Luego se encuentra Ferrufino (1992) que emplea información trimestral desde 1986-1990 y concluye que para el período analizado existe una sobrevaluación del tipo de cambio real.

Un común denominador en los dos trabajos mencionados, es la credibilidad o fiabilidad de los datos que utilizaron ambos autores, ello debido porque su muestra comprende periodos anteriores a la década de los 90s, en los cuales la credibilidad de los datos macroeconómicos tuvo ciertas carencias y a ello se suma el hecho de que no toman en cuenta en su modelización econométrica el quiebre estructural de la crisis económica de Bolivia de 1985 que de alguna forma impone restricciones en su análisis estadístico y en la robustez de sus resultados.

Posteriormente, surgen estudios que amplían el periodo de estimación y mediante el uso de técnicas econométricas de series de tiempo les permite obtener resultados más confiables. En este rubro se encuentran los trabajos de Aguilar (2003), Humérez (2005), Mendieta (2007) y, Cerruti y Mancilla (2008).

Ahora, retomando como base la evidencia empírica de los modelos de las familias GARCH aplicados al estudio del tipo de cambio en economías emergentes, desarrolladas y en Bolivia. 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 que se utiliza de manera inicial en el trabajo de investigación esta metodología econométrica, para luego complementar el 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 sólo 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 inicialmente se hace 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.

Por tanto, en este trabajo nos planteamos como objeto de estudio el análisis y estimación de una medida de volatilidad del tipo de cambio nominal para

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.

Bolivia, utilizando inicialmente la metodología de las familias GARCH y posteriormente los modelos con cambio de régimen (*Switching Regression Model*) y se trata de responder las siguientes preguntas: ¿Cuál es la probabilidad para el tipo de cambio nominal en Bolivia de presentar un cambio de régimen en su volatilidad (baja o alta)?; ¿cuál es la caracterización de la política cambiaria en Bolivia frente a un aumento o disminución en su volatilidad?.

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

2. METODOLOGIA ECONOMETRICA

La hipótesis de varianza constante en las series económicas y financieras de alta frecuencia 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, se brinda cobertura a una explicación breve sobre los modelos de las familias GARCH que se emplea en la investigación. Asimismo, respecto a la utilidad y empleo de los modelos ARCH, existen, por lo menos, dos recopilaciones muy significativas sobre ello; Bollerslev y otros colaboradores en 1992 y 1994. En ellas se citan más de cuatrocientas

aplicaciones diferentes que se han producido en los primeros diez-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 tipo 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.

Respecto a los modelos TGARCH (modelo 3, *cuadro 1*), se afirma una desventaja en la especificación GARCH con la imposición de 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).

Las especificaciones EGARCH (modelo 4, *cuadro 1*) y EGARCH-M (1,1) que se utiliza en el presente trabajo de investigación, presentan diversas ventajas sobre los modelos ARCH y GARCH tradicionales. Primero, permite 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 logaritmo, 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 ECONÓMICOS 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 o sin restricciones para la estimación de los parámetros ARCH con infinitos retardos.	$e_t = \sum_{j \neq 1} \rho_j e_{t-j}$ $\varepsilon_t \approx (0, \sigma_t^2)$ $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \sigma_{t-1}^2$
Modelo (3) TGARCH (1,1)	Glosten, Jagannathan y Runkle	Carácter asimétrico de la respuesta a shocks positivos o negativos.	$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^m \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 d_{t-i} + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$ <p>Donde $I_{it} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-i} < 0 \\ 0 & \varepsilon_{t-i} > 0 \end{cases}$</p>
Modelo (4) EGARCH	Nelson	Modelos ARCH para procesos no normales (funciones de densidad exponenciales).	$e_t = \sum_{j \neq 1} \rho_j e_{t-j} + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t \approx (0, \sigma_t^2)$ $\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$

		Carácter asimétrico de la respuesta a shocks positivos o negativos.	
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	$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^\delta + \sum_{i=1}^p \left\{ \alpha_i \varepsilon_{t-j} - \gamma_i \varepsilon_{t-j} \right\}^\delta$

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

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 nominal 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 y 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 o viceversa depende del estado de ciertos fundamentos económicos.

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

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

estado volatilidad alta. Cuando el proceso está en el régimen 1, la variable observada y_t – es la primera diferencia logarítmica del tipo cambio nominal de venta – mismo 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	<table style="border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="padding: 5px;">Estado 1</td> <td style="padding: 5px;">$p'_{11} = F(x'_{t-1}\beta_1)$</td> <td style="padding: 5px;">$p'_{12} = 1 - F(x'_{t-1}\beta_1)$</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">Estado 2</td> <td style="padding: 5px;">$p'_{21} = 1 - F(x'_{t-1}\beta_2)$</td> <td style="padding: 5px;">$p'_{22} = F(x'_{t-1}\beta_2)$</td> </tr> </table>	Estado 1	$p'_{11} = F(x'_{t-1}\beta_1)$	$p'_{12} = 1 - F(x'_{t-1}\beta_1)$	Estado 2	$p'_{21} = 1 - F(x'_{t-1}\beta_2)$	$p'_{22} = F(x'_{t-1}\beta_2)$		
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 que 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 $\{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_T\}$. 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. RESULTADOS DE LAS ESTIMACIONES

3.1 APLICACIÓN EMPÍRICA AL CASO BOLIVIANO, ENFOQUE GARH

En el trabajo de investigación se combinarán las metodologías SARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) y GARCH⁴ (*General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) tomando como *proxy* de la tasa de depreciación cambiaria, la doble variación mensual del tipo de cambio nominal boliviano-dólar con información mensual, para el periodo 1990:m01-2015:m07⁵.

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 a través de un proceso SARIMA 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 del tipo de cambio nominal.

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.

⁵ Es de esperar que el tipo de cambio nominal boliviano-dólar tenga dos raíces unitarias, debido a que la teoría señala que aquellas variables económico-financieras cuyo comportamiento gráfico es suave, con pocas variaciones y sin ningún comportamiento estacional sean variables $I(2)$, Diebold y Kilian (1999) y Hamilton (1994).

Comprobado el comportamiento estacionario de la doble variación mensual del tipo de cambio nominal boliviano-dólar⁶ (ver las pruebas de raíz unitaria a la serie de tiempo), 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 ARIMA (0,2,1) (1,0,0), con lo cual el modelo identifica dos diferenciaciones y un parámetro de media móvil en la parte regular, así como un parámetro autorregresivo en la parte estacional.

También el modelo identifica una serie de (*outliers*) de diferente índole (impulso o escalón), a partir de ello se realizó una calibración del mismo con la finalidad de mejorar el modelo⁷ inicial. Los mejores resultados se obtuvieron para un modelo con dos diferenciaciones⁸ en la parte regular, un componente ar(1), ma(1), ma(4), una dummy estacional para el cuarto mes en la parte regular y dos componentes Sma en la parte estacional y un componente Sar estacional respectivamente.

La estimación del modelo se presenta en el *cuadro 2*, entre otras cosas se puede advertir en el modelo final una alta significancia de las variables,

⁶ La estacionariedad es importante para la estimación de un modelo Sarima: la aplicación de un modelo Sarima sobre variables no estacionarias, puede resultar en la estimación de parámetros falsos en el modelo. La verificación de la estacionariedad también puede ser un factor importante para pronosticar: puede decirnos la clase de procesos que tendremos que construir en nuestros modelos, para realizar predicciones precisas, Diebold y Kilian (1999).

⁷ En modelos de series de tiempo es ideal que los mismos cumplan fundamentalmente con los supuestos de no autocorrelación y estabilidad (en caso de modelos ARIMA) ello con la finalidad de obtener estimaciones eficientes. Así mismo, cuando existen dos o más modelos que compiten en caso de modelos ARIMA, se elige aquel modelo que tenga los mejores criterios estadísticos no paramétricos (Akaike, Schwarz, Hannan-Quinn, etc.).

⁸ Ello se debe a que la variable tipo de cambio nominal de venta boliviano-dólar americano es una variable I(2) y la metodología SARIMA-GARCH, requiere que la variable dependiente sea estacionaria ya sea en niveles o mediante alguna transformación.

ausencia de correlación en los residuos, estabilidad del modelo SARIMA⁹ 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 el cuadro 2 el estadístico para la prueba de efectos ARCH¹⁰, que evalúa si la varianza de los residuos, ε_t , es constante.

La prueba indica que se rechaza la hipótesis nula de existencia de un proceso con varianza constante, que la misma se puede advertir en el *cuadro 2*, en vista de lo cual se puede modelar el proceso de varianza condicional para los residuos por medio de los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional ARCH.

⁹ Es importante acotar que en los modelos autorregresivos (SARIMA) los valores del R^2 y R^2 ajustado no se deben interpretar en su sentido tradicional y pierden relevancia, dado que en estos modelos lo que se tiene es un aprovechamiento de las correlaciones de las observaciones históricas de la misma variable para explicar su valor en el momento t (Veáse David A. Pierce, “ R^2 Measures for Time Series”, *Journal of the American Statistical Association*, December 1979, Volumen 74, Number 368). Al mismo tiempo, los R^2 tampoco deben ser interpretados a la ligera en los modelos de las familias ARCH, debido a que se trata de modelos no lineales, en su lugar más bien se compara los criterios estadísticos no paramétricos (Akaike, Hann-Quin, Schwarz) y el log likelihood.

¹⁰ La prueba Arch LM test (Efectos Arch) del *cuadro 2* se realiza para doce rezagos debido a que se trabaja con información mensual y en la misma se rechaza la hipótesis nula de varianza constante a un nivel de significancia del 0.01% o 99% de confianza.

PRUEBAS DE RAÍZ UNITARIA A LA SERIE TIPO DE CAMBIO NOMINAL
BOLIVIANO DÓLAR DE FRECUENCIA MENSUAL

	Pruebas	ADF	KPS	PHILLI	UR con	JARQUE	JARQU
	Raíz		S	PS	quebre	BERA	E
	Unitaria			PERRO	endógen	Estadísti	BERA
				N	o en	co	p-value
					2008		
					M10		
					y 1994		
					M12		
Tipo de cambio nominal en niveles	Valor Crítico	-2.13	7.23	-2.24	-1.03	31.39	0.00000
	Calculado						
Tipo de cambio nominal en segunda diferencia	Valor Crítico	-8.63	0.34	-14.71	-8.82	502.62	0.00000
	Calculado						
Tipo de cambio nominal en niveles	Valor	-3.21*	1.52*	-4.41**	-3.25**	Sesgo	Curtosis
	Tablas al 5%					-0.84	2.89
Tipo de cambio nominal en segunda diferencia	Valor	-	0.92*	-3.27*	-4.28*	Sesgo	Curtosis
	Tablas al 5%	3.43*				1.40	9.17

- Pruebas válidas al 95% de significación. ADF, con tendencia, intercepto y dummies estacionales; Phillips-Perron, con tendencia e intercepto; KPSS, con intercepto; UR con tendencia, intercepto y dummies estacionales. Phillips-Perron y KPSS pruebas estimadas por el método Bartlett-Kernel-Spectral.

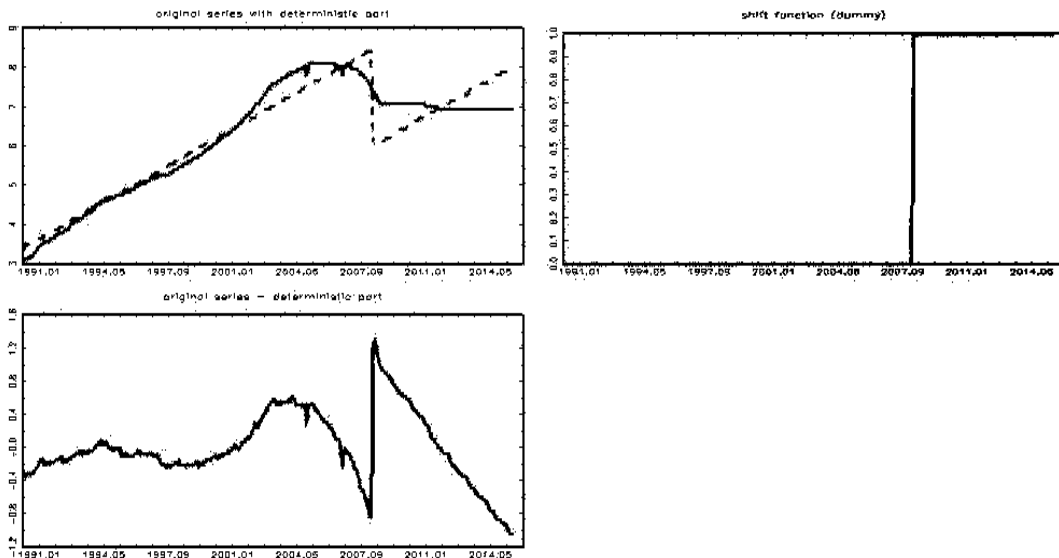
*Con tres rezagos; ** con cuatro rezagos.

- Los rezagos óptimos fueron seleccionados siguiendo el enfoque de reducción progresiva hasta obtener el mejor resultado observando la R² ajustada, criterios de Akaike (AIC) y Schwarz (SBIC), prueba F, correlación serial y HAC.

- Para las pruebas ADF y Phillips-Perron los valores críticos son los de MacKinnon; prueba UR con un quiebre endógeno son los de Lanne et al.; prueba KPSS son los de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin.

- En todas las pruebas de raíz unitaria se acepta que la variable tipo de cambio nominal peso dólar tiene un orden de integración uno I(1) y que la misma no cumple con el supuesto de normalidad.

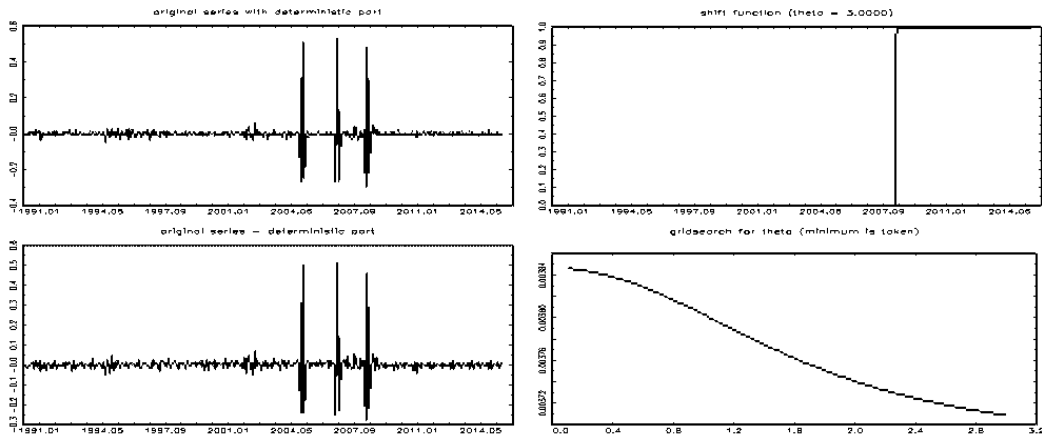
PRUEBA UR CON UN QUIEBRE ENDÓGENO EN 2008 – M04, PARA EL TIPO DE CAMBIO EN NIVELES



Elaboración propia de los autores

PRUEBA UR CON UN QUIEBRE ENDÓGENO EN 2008 – M05, PARA EL TIPO DE CAMBIO NOMINAL EN SEGUNDAS DIFERENCIAS

UR Test with structural break: Tonv_Bolivia_d1_d1 (exponential shift)



Elaboración propia de los autores

CUADRO 2
 MODELO SARIMA PARA LA TASA DE DEPRECIACIÓN CAMBIARIA EN BOLIVIA

$$DD(ltcnv)_t = 0.01 - 0.0014 @ Seas(4) - 0.39 Ar(1) + 0.49 Sar(22) - 0.79 Ma(1) + 0.18 Ma(4) + 0.37 Sma(19) - 0.34 Sma(22) + \varepsilon_t$$

Estadístico - t (-3.82) (-6.24) (4.95) (-16.52) (4.18) (6.90) (-3.42)

R²: 0.707137

Log likelihood: 1111.72

Schwarz criterion: -7.724

Jarque-Bera Test (p-value): 0.0000

Número de observaciones: 282 ajustados

Breusch-Godfrey Correlation LM Test (p-value):

0.8752

Akaike info criterion: -7.827

Hannan-Quinn criterion: -7.786

Durbin-Watson: 2.0753

Arch LM Test₁₂ (p-value): 0.0000

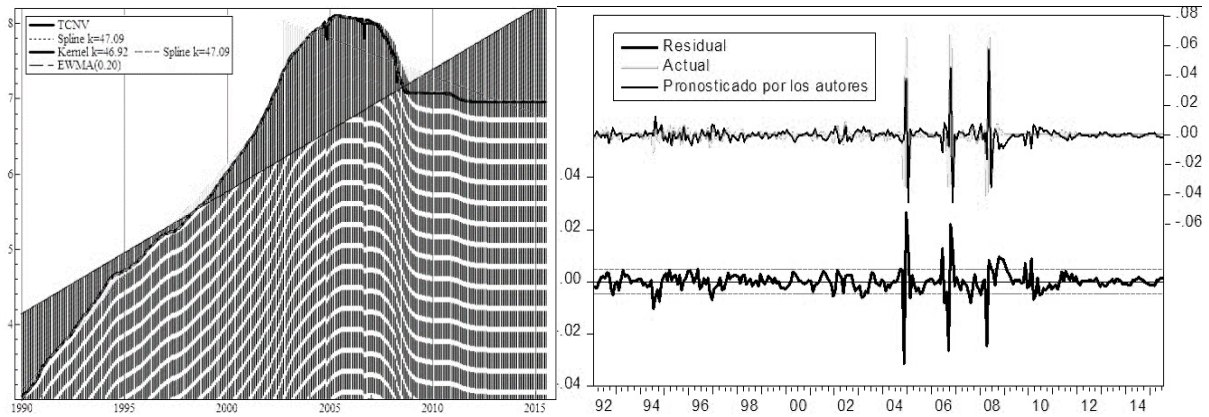
Elaboración propia de los autores

Cabe recalcar que las pruebas de diagnóstico del modelo SARIMA y las pruebas de raíz unitaria aplicadas a la serie tipo de cambio nominal boliviano - dólar de frecuencia mensual, dichas pruebas de raíz unitaria son con y sin quiebre estructural y tales pruebas confirman que el tipo de cambio nominal boliviano - dólar sigue un proceso integrado de orden (2).

FIGURA 1

FIGURA 2

TIPO DE CAMBIO NOMINAL BOLIVIANO DÓLAR VALOR ACTUAL Y PRONOSTICADO DEL MODELO SARIMA



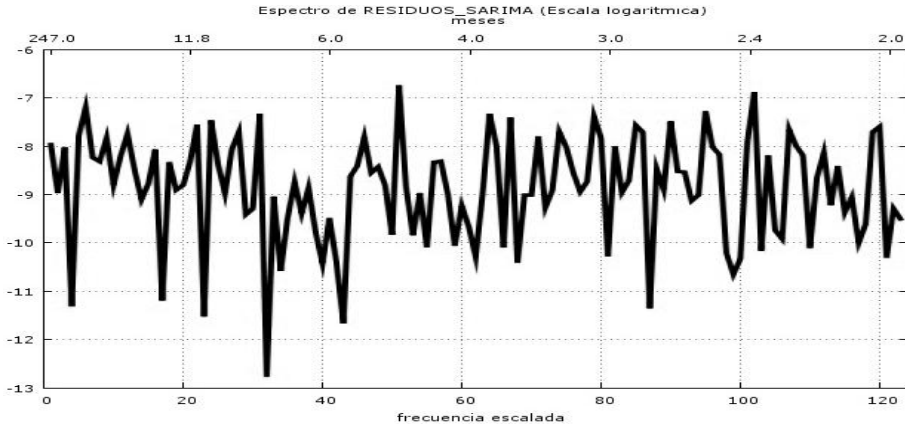
Elaboración propia de los autores

En la *figura 1* se presenta la evolución gráfica del tipo de cambio nominal boliviano dólar en Bolivia desde 1990 hasta 2015, en la misma se puede advertir que en 2001-2003 el tipo de cambio tiene un salto muy significativo, debido talvez a la crisis económica y política que acaeció Bolivia esos años y también debido al efecto contagio del efecto samba de brasil 1999, siendo también significativo el salto del tipo de cambio a un nuevo nivel entre los años 2005 y 2006, dicho evento podría verse como resultado de la estabilidad cambiaria propiciado por las buenas políticas ejecutados por el Banco Central de Bolivia y sumado a ello por la consecución de la estabilidad política del actual gobierno.

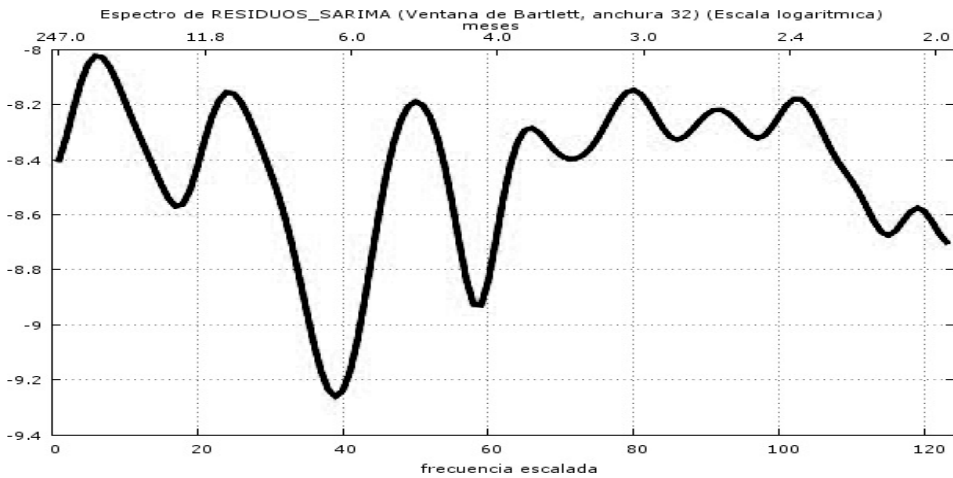
Por otro lado, en la *figura 2* se muestra el valor actual y pronosticado del modelo Sarima estimado del *cuadro 1*. Con respecto a la *figura 3* este calcula y presenta el espectro de la variable residuos del modelo SARIMA. Sin la opción (barlett) se ofrece el periodograma muestral: con dicha opción. 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.

FIGURA 3

PERIODOGRAMA DE LOS RESIDUALES DEL MODELO SARIMA (ARRIBA) Y VENTANA DE ESPECTROS DE BARTLETT (ABAJO)



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

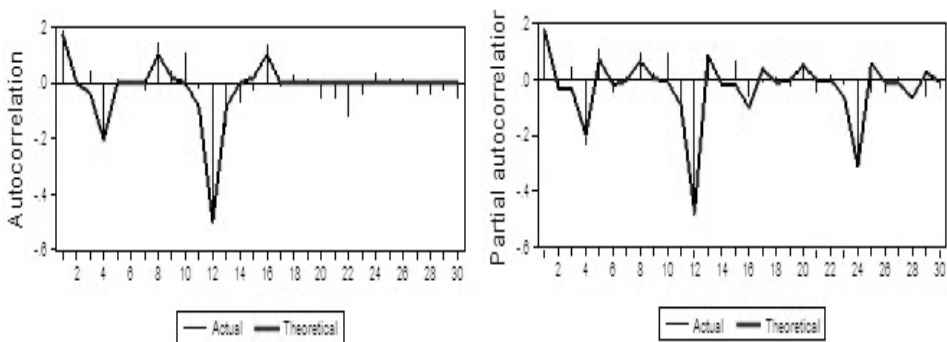


Elaboración propia de los autores

En el modelo sarima estimado para la tasa de depreciación en Bolivia, se advierte la existencia de un buen ajuste entre el valor actual (línea plomo claro) y el valor pronosticado del modelo (línea plomo oscuro) (*figura 2*). Asimismo, también se muestra en la *figura 4* los correlogramas. Por otro lado, la *figura 5* se muestran las funciones impulso-respuesta para 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 plazo¹¹, 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.

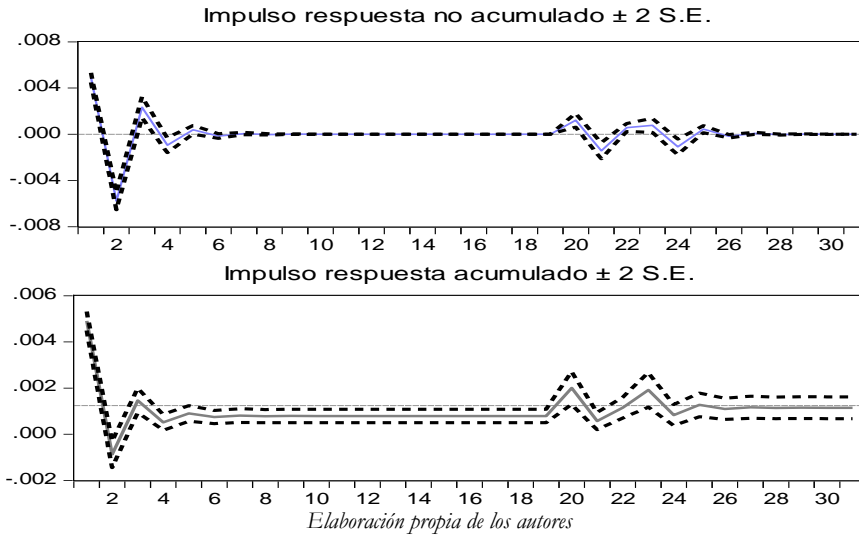
FIGURA 4

CÓRRELOGRAMA DEL MODELO SARIMA Y FUNCIONES IMPULSO RESPUESTA ACUMULADO Y SIN ACUMULAR



Elaboración propia de los autores

¹¹ Se recomienda evaluar 24 meses, que precisamente es el valor que el *software* evalúan “por default”.



De igual forma, se advierte la respuesta acumulada y sin acumular de la tasa de depreciación (DD(LTCNV), 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 periodos en promedio.

Sin embargo, hay que recordar que el estadístico para la prueba de efectos ARCH, mismo que evalúa si la varianza de los residuos, ϵ_t del modelo Sarima del *cuadro 1*, es constante. La prueba indica que debe rechazarse 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).

4. RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN ENFOQUE GARCH

CUADRO 3
 MODELOS ESTIMADOS PARA LA ECUACIÓN DE LA VARIANZA

Modelo	Ecuación ¹²
Modelo (1) Arch (3)	$\sigma_t^2 = 0.00041 + 0.63\varepsilon_{t-1}^2 + 0.041\varepsilon_{t-2}^2 + 0.08\varepsilon_{t-3}^2 - 1.36E - 08tend$ <p style="text-align: center;">(6.76) (7.31) (0.77) (1.91) (-6.73)</p>
Modelo (2) Garch (1,1)	$\sigma_t^2 = 0.00078 + 0.81\varepsilon_{t-1}^2 + 0.17\sigma_{t-1}^2 - 2.57E - 08tend$ <p style="text-align: center;">(4.54) (3.22) (2.35) (-4.53)</p>
Modelo (3) TGarch (1,1)	$\sigma_t^2 = 0.00019 + 0.032\varepsilon_{t-1}^2 + 0.24\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + 0.29\sigma_{t-1}^2 + 6.48E - 08tend$ <p style="text-align: center;">(1.52) (2.29) (3.25) (1.18) (3.56)</p>
Modelo (4) EGarch	$\ln \sigma_t^2 = -2.96 + 0.81 \ln \sigma_{t-1}^2 + 0.27 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 1.52 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.0025tend$ <p style="text-align: center;">(-5.96) (19.55) (5.65) (22.25) (-2.83)</p>
Modelo (5) Parch	$\sigma_t^{0.46} = 0.046 + 0.56\sigma_{t-1}^{0.46} + \left\{ 0.16 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.24 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right\} \sigma_{t-1}^{0.46} + 0.80e_t - 2.65E - 07tend$ <p style="text-align: center;">(1.06) (6.58) (2.27) (-2.37) (3.61) (-12.90)</p>

Elaboración propia de los autores, () estadístico Z

Los modelos han sido estimados para el periodo muestral mensual que abarca desde enero de 1990 hasta julio del 2015 que en total suman 307 observaciones. La estimación se ha realizado utilizando el método de la

¹² La variable explicada en todos los modelos del cuadro 3, se refiere a la volatilidad condicional del tipo de cambio.

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 del modelo (1) *cuadro* (3) por medio del método del quasimáximo 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 en la mayoría de los casos, también en el mismo modelo ARCH (3) se puede advertir que se cumple el supuesto estacionariedad del proceso $\sum_{i=1}^3 \hat{\varepsilon}_i^2 = 0.751 < 1$. Al mismo tiempo, los resultados señalan que el mejor modelo que se ajustó a la información mensual fue un modelo ARCH (3) ya que éste presentó los valores más bajos de criterios estadísticos¹³ 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 2) muestran que el proceso GARCH (1,1) fue significativo para el periodo de análisis, 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) ($\sum \alpha_1 + \gamma_1 < 1$), y la misma sugiere que la volatilidad cambiaria en Bolivia, tiende a disminuir con el paso del tiempo cuyo resultado también es

¹³ Criterios estadísticos no paramétricos: Schwarz criterion, Akaike info criterion, etc. que son criterios que permiten seleccionar entre dos o más modelos que compiten y lo que buscan es minimizar el criterio de información y se escoge aquel modelo que presente los criterios estadísticos no paramétricos más negativos o más menores. Akaike (1974), Hannan y Quinn (1979) y Solera (2000, p. 3).

apoyado por el signo y significancia de la variable tendencia (tend) del modelo GARCH-M.

Asimismo, en el *cuadro 3* (modelo 3) muestran que el proceso TGARCH (1,1) fue significativo para el periodo de análisis para todas las variables, con excepción para las variables del componente GARCH (σ_{t-1}^2) y la constante. Además, se puede argumentar que el componente umbral (*Threshold*) ($\varepsilon_{t-1}^2 \times d_{t-1}$) > 0 , lo cual implica la presencia de efecto *leverage* 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 cambiaria sobre la volatilidad del tipo de cambio.

Por lo mismo, según lo anterior la volatilidad cambiaria en Bolivia ha tendido a incrementarse más cuando la depreciación cambiaria supera las expectativas que cuando esta es menor a la esperada. Ahora con relación al componente ε_{t-1}^2 es significativo, y su signo nos confirmaría que los shocks positivos tienen un efecto positivo sobre la varianza 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* (modelo 4) muestran que el proceso EGARCH fue significativo para el periodo de análisis en la mayoría de los casos, 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, nos afirma que primero, los shocks son asimétricos, luego como es significativo y con signo positivo, implica que shocks positivos de depreciación cambiaria tienen un impacto mayor sobre la volatilidad

cambiaría que shocks negativos de la misma magnitud. De hecho, 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 (1,1), 0.27 vs 0.032, respectivamente. Asimismo el coeficiente asociado a la tendencia (*tend*) es negativo y estadísticamente significativo, el signo indicaría que la volatilidad cambiaría ha tenido una tendencia decreciente en el tiempo, que podría deberse al proceso de bolivianización de la economía que caracteriza al actual gobierno, que además ha conducido al tipo de cambio nominal a una senda de apreciación.

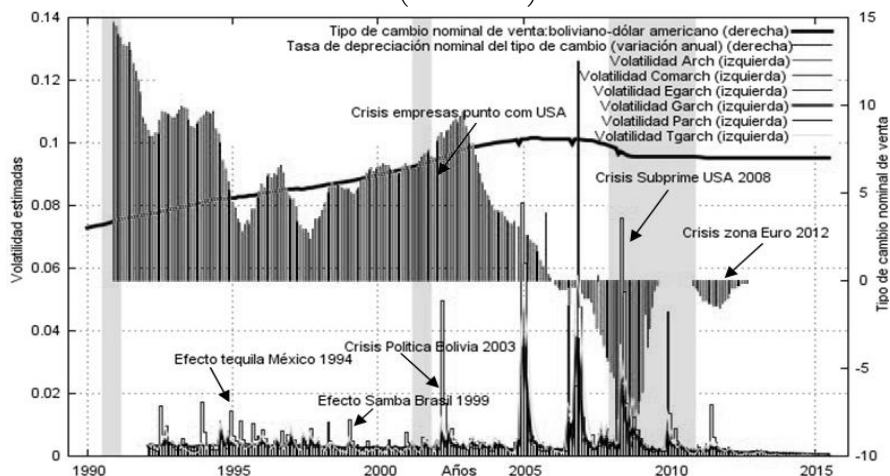
CUADRO 4
ESTADÍSTICOS DE DIAGNÓSTICO DE LOS MODELOS ESTIMADOS

Modelo	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn	R ²	Arch-Pvalue	Theil
Arch (3)	-8.626	-8.445	-8.554	0.529	0.923	0.0179
Garch	-8.581	-8.413	-8.513	0.588	0.951	0.0120
TGarch	-8.119	-7.938	-8.047	0.548	0.658	0.0184
EGarch	-8.921	-8.741	-8.858	0.446	0.225	0.0125
Parch	-8.732	-8.538	-8.654	0.318	0.272	0.0192

Elaboración propia de los autores

Tal y como se observa en el *cuadro 4*, según los criterios estadísticos no paramétricos Akaike, Hannan-Quinn y Schwarz, los modelos con mejor ajuste dentro de la muestra son los modelos asimétricos, en especial del modelo EGarch (exponencial) seguido del modelo Parch (potencial).

FIGURA 5
VOLATILIDAD ESTOCÁSTICA DEL TIPO DE CAMBIO (IZQUIERDA) Y TASA DE DEPRECIACIÓN NOMINAL DEL TIPO DE CAMBIO BOLIVIANO- DÓLAR AMERICANO (DERECHA)



Elaboración propia de los autores

En la *figura 5* se puede advertir los distintos sucesos económicos y sociales que han provocado un alza o baja en la volatilidad cambiaria de Bolivia. Así, por ejemplo, tenemos el caso de la crisis del tequila en México que de una u otra forma afecto a la economía de Bolivia y por lo mismo a economías latinoamericanas, que debido a los hechos políticos, sociales y económicos asociados a 1994, dieron lugar a una triple crisis en México, es decir, a una crisis financiera, cambiaria y bancaria para fines de 1994.

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 que sucedía alrededor de 1994, termino afectando en distinto grado a las economías latinoamericanas.

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 2001 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 también a la crisis política de Bolivia del año 2003. También, se puede advertir que los años 2006 y 2007 son periodos de volatilidad controlada.

Nuevamente para mediados del 2008, 2009 y 2010 se observan agrupamientos de una 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 un aumento en la volatilidad. 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 un efecto en distinto grado en las economías latinoamericanas. Aunque hay que reconocer que a partir del 2005 para adelante para el caso boliviano existe estabilidad cambiaria debida en buena parte, a la buena ejecución, desempeño y labor del Banco Central de Bolivia.

4.2 APLICACIÓN EMPÍRICA AL CASO BOLIVIANO, ENFOQUE SWITCHING REGRESSION

4.2.1 MODELOS CON PROBABILIDAD DE TRANSICIÓN VARIABLE

El objetivo de esta sección es identificar los períodos de alta probabilidad o baja probabilidad de la volatilidad cambiaria en Bolivia en el período 1990 – 2015 con datos mensuales, además de observar la influencia de variables de economía política en el cambio de regímenes cambiarios.

Se utilizan datos mensuales para la economía boliviana desde enero de 1990 y hasta julio 2015. La variable dependiente (V_t) en el modelo es la volatilidad del tipo de cambio nominal boliviano-dólar americano (Modelo EGARCH).

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 que el modelo con el menor criterio de akaike es un modelo MSARX (5) – e(1).

CUADRO 5
CRITERIOS DE SELECCIÓN DE RETARDOS DE ESTADÍSTICOS NO
PARAMÉTRICOS PARA EL MODELO MSARX (Q)

Rezago q	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn	Akaike/T
5	-9.857	-9.634	-9.768	-0.03558
4	-9.834	-9.625	-9.750	-0.03538
3	-9.821	-9.625	-9.724	-0.03519
2	-9.785	-9.603	-9.712	-0.03495
1	-9.838	-9.671	-9.771	-0.03501

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

Ahora con relación al supuesto de normalidad de las innovaciones del modelo Sarima del *cuadro 2*, de los modelos de las familias ARCH del *cuadro 3* y los modelos MSARX (5) del *cuadro 6*, el estadístico de la prueba Jarque-Bera rechaza la hipótesis nula de normalidad de los errores del *cuadro 2 y 6*.

El problema fundamental de la no normalidad proviene del exceso de curtosis que presentan los residuales. Este resultado no debe sorprender según algunos autores económicos, debido a que la variable tipo de cambio nominal es una variable económica-financiera que para el caso boliviano se caracteriza por ciertas fluctuaciones que presenta en ciertas ocasiones la serie del tipo de cambio nominal en Bolivia, por lo tanto, a pesar del buen ajuste que caracteriza al modelo Sarima del *cuadro 2* y modelo MSARX (5) éste no puede pronosticar totalmente las grandes fluctuaciones de la variable explicada, por lo que en algunos periodos de tiempo el residual presenta valores extremos (2004, 2006 y 2008 de la *figura 2*) que causan el problema de no normalidad, véase: Esquivel y Razo (2003, p. 206) y Sánchez y Reyes (2006)¹⁴

¹⁴ Otros trabajos de investigación también han rechazado normalidad de los residuos en su modelación econométrica. Véase, por ejemplo, Garcés (1999); Esquivel y Razo (2003, p. 206) y Sánchez y Reyes (2006).

CUADRO 6
ESTIMACIONES DEL MODELO MSARX (5) Y PRUEBAS DE DIAGNÓSTICO DEL
MODELO

Variable	Coeficiente	Probabilidad
Régimen 1 (Baja volatilidad)		
C	0.002766	0.0000
Tasa de depreciación	0.036801	0.0000
Tendencia	-5.62E-06	0.0000
LOG(SIGMA)	-7.621770	0.0000
Régimen 2 (Alta volatilidad)		
C	0.003510	0.0002
Tasa de depreciación	0.075755	0.2787
Tendencia	-7.66E-06	0.1519
LOG(SIGMA)	-4.004895	0.0000
Factores comunes		
DUMMY2008-M05	0.066055	0.0000
DUMMY2006-M11	0.115158	0.0000
AR(1)	0.366665	0.0000
AR(2)	-0.018960	0.0151
AR(3)	0.019767	0.0002
AR(4)	0.010300	0.0562
AR(5)	0.005482	0.2345
Matriz de parámetros de transición		
P11-C	1.480379	0.0000
P21-C	0.737308	0.0193
Logaritmo de verosimilitud: -463.5647		
Número de observaciones: 281		
Criterio de Akaike: -9.857		
Criterio de Hannan-Quinn: -9.767		
Criterio de Hannan-Quinn: -9.635		
Prueba de Autocorrelación de Portmanteau (p-value): 0.1914		
Prueba Arch LM (p-value): 0.987		
<i>Elaboración propia de los autores</i>		

En la estimación con máxima verosimilitud de este modelo del *cuadro 6* se puede advertir que mediante un proceso de transformación que el sigma del régimen 1 (baja volatilidad) es 0.0004897, mientras que el sigma del régimen 2 (alta volatilidad) es 0.0182362, por lo tanto el tipo de cambio nominal de venta de Bolivia 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

MSARX (5) no se rechazan, es decir que se cumplen los supuestos de no autorrelación y varianza constante de los residuos.

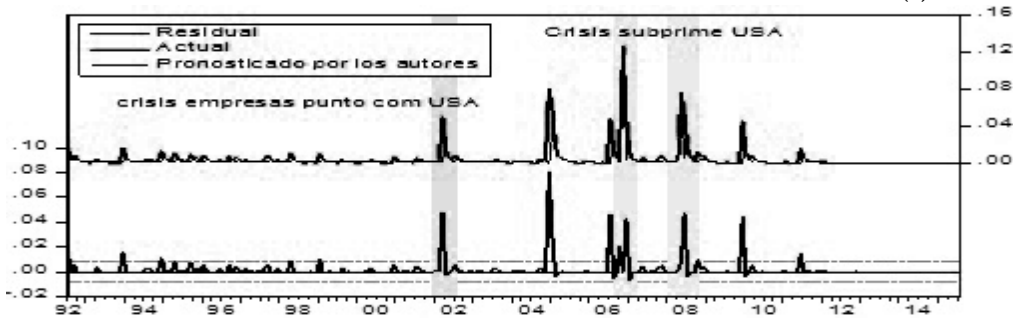
Al mismo tiempo dentro de los factores comunes, se puede advertir que tanto las dummies de intervención para los años 2008-M05 (Crisis Subprime EE.UU.) y 2006-M11 (Periodo en donde la moneda boliviana se empieza a apreciar respecto al dólar americano, proceso de bolivianización de la economía) son significativos al 1% de significancia al igual que los retardos uno al cuatro.

Por otro lado, como se explicó en un principio la varianza de los residuos que cambia entre estados de expansión y contracción 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 (*Switching Regresión Model*). Por último, la tasa de depreciación y la *dummy* de tendencia resultan significativos en el periodo de baja volatilidad, este último nos afirmarían que la volatilidad cambiaria disminuye de manera significativa en el periodo de baja volatilidad.

Asimismo, en el modelo MSARX (5) estimado para la volatilidad cambiaria en Bolivia, podemos advertir que existe un buen ajuste entre el valor actual y el valor pronosticado por nuestro modelo (*figura 7*), ello implica un buen seguimiento del proceso generador de datos.

FIGURA 7

VALOR ACTUAL Y PRONOSTICADO DEL MODELO SWITCHING MSARX (5)



Elaboración propia de los autores

CUADRO 7

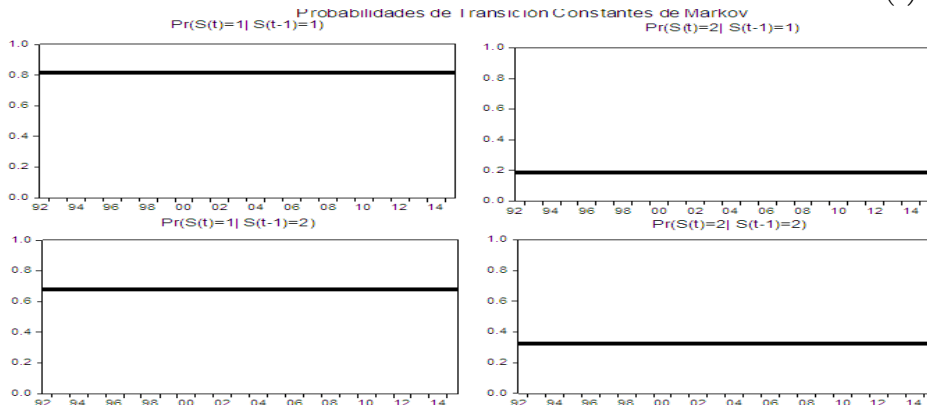
MATRIZ DE PROBABILIDADES DE TRANSICIÓN

		τ	
		$\sigma_{\beta\alpha\alpha}$	$\sigma_{\alpha\lambda\alpha}$
$\sigma_{\beta\alpha\alpha}$		0.814630	0.185370
$\tau-1$	$\sigma_{\alpha\lambda\alpha}$	0.676407	0.323593

Elaboración propia de los autores

FIGURA 8

GRÁFICA DE LA MATRIZ DE PROBABILIDADES DE TRANSICIÓN MSAR (5)



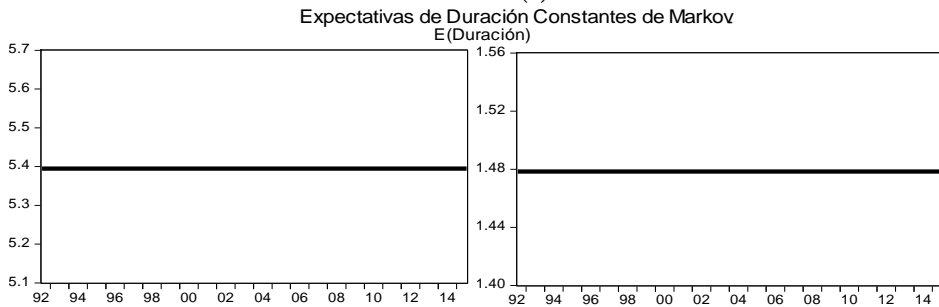
Elaboración propia de los autores

CUADRO 8
DURACIÓN PROMEDIO DE CADA ESTADO (MESES)

Estado	<i>Duración</i>	<i>Promedio</i>
<i>(Baja Volatilidad)</i> <i>Estado 1</i>	5	4.869
<i>(Alta Volatilidad)</i> <i>Estado 2</i>	2	0.841

Elaboración propia de los autores

FIGURA 8
GRÁFICA DE LAS EXPECTATIVAS DE DURACIÓN EN MESES, ESTADO 1, BAJA VOLATILIDAD (IZQUIERDA) Y ESTADO 2, ALTA VOLATILIDAD (DERECHA) MSARX (5)



Elaboración propia de los autores

Lo que indica en los cuadros 7 y 8 respectivamente es que los periodos de baja volatilidad en Bolivia, en el periodo considerado, fueron altamente persistentes. La probabilidad de que una baja volatilidad esté seguida por otra de baja volatilidad en el siguiente mes es de: 0.815 por lo que estos periodos persistirían en promedio durante cinco meses (aproximadamente un semestre) y con una desviación estándar de 4.869.

La probabilidad de que a una fase de alta volatilidad le siga otra fase de alta volatilidad en el siguiente mes es 0.324, por lo que estos episodios

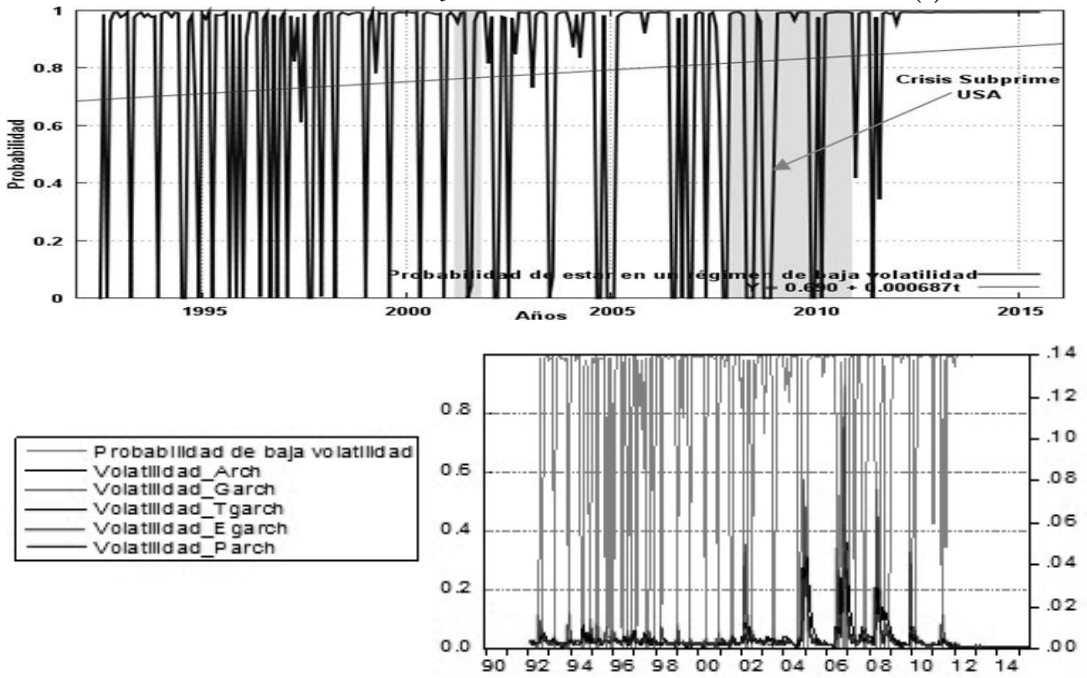
persistirían un mes y medio (casi dos meses) y con una desviación estándar de 0.841.

Asimismo, la probabilidad de pasar de un periodo de baja volatilidad a una de alta volatilidad es aproximadamente de 0.68 y este resultado es mayor que la probabilidad de pasar de un periodo de alta volatilidad a una de baja volatilidad 0.18. Por lo tanto, al observar la matriz de probabilidades de transición que se muestra en el cuadro, se puede afirmar que una vez que la volatilidad del tipo de cambio boliviano-dólar se encuentra en un estado o régimen bajo, es relativamente alta la probabilidad de que pase al otro estado. Especialmente, se observa que cuando se encuentra en el estado de baja volatilidad es medianamente probable que pase al estado de alta volatilidad¹⁵.

Por último, se puede advertir que la persistencia estimada de la volatilidad cambiaria boliviano dólar es del orden 0.1382 ello implica una persistencia baja en volatilidad implica que los choques en ella se disipan rápidamente y por lo mismo haciendo menos riesgosa en términos del dólar la posición de un inversionista que mantiene en moneda boliviana. Este resultado explicaría en gran medida el proceso de bolivianización de la economía boliviana en los últimos años, haciendo más atractivo y menos riesgoso de invertir en moneda nacional, así como la posibilidad de mantener los ahorros de las economías domésticas en moneda boliviana, todo ello debido a la estabilidad cambiaria ejecutado y propiciado por el buen desenvolvimiento del Banco Central de Bolivia.

¹⁵ Decimos relativamente alta la probabilidad de pasar de un periodo de baja volatilidad a una de alta volatilidad, debido a que su probabilidad es del orden de 0.68, que no es un valor muy cercano a la unidad.

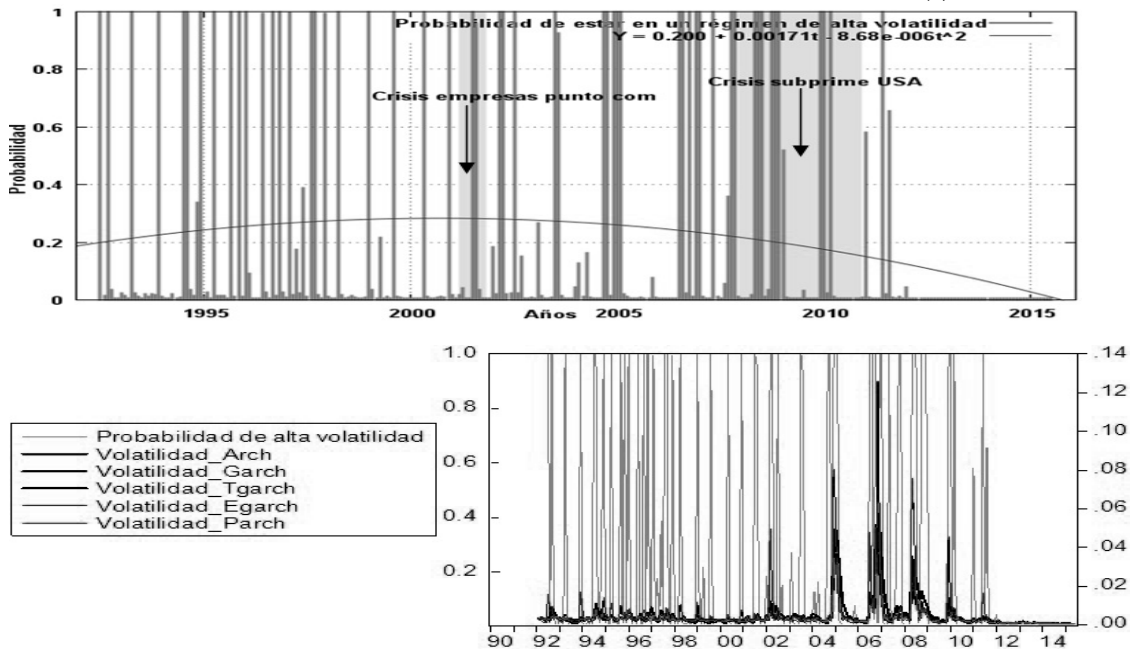
FIGURA 9
 PROBABILIDAD DE ESTADO EN BAJA VOLATILIDAD CAMBIARIA MSARX (5)



Elaboración propia de los autores

FIGURA 10

PROBABILIDAD DE ESTADO EN ALTA VOLATILIDAD CAMBIARIA MSARX (5)



Elaboración propia de los autores

De las *figuras 9 y 10* de una primera lectura de la misma podemos ver diferentes momentos en que la probabilidad crece y en algunos casos alcanza valores próximos a uno para los estados 1 y 2 respectivamente. Estos períodos son:

CUADRO 8
PERIODOS DE ALTA Y BAJA VOLATILIDAD CAMBIARIA

Régimen de baja volatilidad cambiaria	Régimen de alta volatilidad cambiaria
(Probabilidad cercano a uno)	(Probabilidad cercano a uno)
período 2002m08 – 2003m06	período 2008m05 – 2009m01
período 2003m09 – 2004m08	período 2004m09 – 2005m02
período 2005m03 – 2006m09	
período 2009m02 – 2009m11	
período 2010m05 – 2015m07	

Elaboración propia de los autores

Se advierte que en todos los momentos mencionados existen periodos de baja y alta volatilidad, pero predominan más los periodos de baja volatilidad cambiaria en términos de duración¹⁶, en especial en el periodo 2010m05-2015m07 seguido del período 2005m03–2006m09 que podría deberse al buen momento económico en términos de precios de materias primas internacionales, acumulación significativa de reservas internacionales por parte de las autoridades monetarias y el proceso de bolivianización de la economía. Mientras que los periodos de alta volatilidad cambiaria el más significativo resultó ser para el período 2008m05 – 2009m01 que claramente podría deberse al efecto derrame de la crisis *subprime* de USA.

¹⁶ Es resultado es coherente con los resultados encontrados del cuadro 8.

CONCLUSIONES

El objetivo del presente trabajo fue evaluar y cuantificar la volatilidad cambiaria tomando en cuenta el papel de las asimetrías a partir de distintos modelos de la familia GARCH. Se ha elegido el dólar como referencia, por ser la moneda americana la referente para la economía de Bolivia y para muchas economías latinoamericanas. Los resultados dentro del período muestral estudiado, indican que los modelos asimétricos analizados mejoran el ajuste realizado por el proceso GARCH (1,1).

Asimismo, los resultados de este estudio muestran cierta evidencia de una disminución de la volatilidad cambiaria a medida que va pasando el tiempo, que la misma es corroborado por el signo y significancia del coeficiente de la *dummy* de tendencia (*tend*) en los modelos ARCH, GARCH, EGARCH y PARCH de la ecuación de la varianza del cuadro 3, así como por la suma de los coeficientes ARCH y GARCH del modelo GARCH (1,1).

Esta tendencia de una baja de la volatilidad cambiaria se debe en parte al proceso de apreciación de la moneda boliviana que se debería, 1) al auge de la demanda mundial de productos latinoamericanos, que la misma habría impulsado los precios y los volúmenes de exportaciones, 2) un crecimiento económico estable para la economía de Bolivia y 3) el incremento significativo de las reservas internacionales que le permite a Bolivia blindarse de forma más segura de crisis externas.

Asimismo, se confirma que la volatilidad cambiaria en Bolivia ha tendido a incrementarse más cuando la depreciación cambiaria supera las expectativas cuando esta es menor a la esperada (mediante estimaciones TGARCH y EGARCH), este resultado expresaría la relación directa que existe

entre volatilidad del tipo de cambio y tasa de depreciación que la misma es corroborado por un modelo con cambio de régimen.

De igual forma, el modelo con cambio de régimen (*switching regression model*) confirma la predominancia de periodos de baja volatilidad en toda la muestra, así por ejemplo, la probabilidad de que una baja volatilidad esté seguida por otra de baja volatilidad en el siguiente mes es de: 0.815, lo cual puede deberse a que el régimen cambiario de subasta que se adoptó a finales de los años 80 como parte del plan de estabilización de la economía boliviana y posteriormente se transformó en un sistema de *crawling peg*, a partir de 1992 hasta la fecha actual, brindándose lugar a un tipo de cambio nominal con una volatilidad apreciablemente baja y estable. Esta situación le permitió al tipo de cambio cumplir a cabalidad con su papel de ancla nominal de las expectativas y al mismo tiempo fue un factor preponderante para mantener y consolidar la competitividad cambiaria para que esta siga al comportamiento de sus fundamentos. Asimismo, la apreciación real que se observó recientemente iría en dirección de los fundamentos del tipo de cambio real.

Por otro lado, la probabilidad de una fase de alta volatilidad, seguida por otra fase de alta volatilidad en el siguiente mes es de 0.324, como puede advertirse es una probabilidad que se encuentra relativamente lejano a la unidad, aunque a través del modelo de cambio de régimen, se detectó dos periodos significativos de elevada volatilidad cambiaria: 2008m05 – 2009m01 y 2004m09 – 2005m02.

El primer período de alta volatilidad (2008m05 – 2009m01) podría deberse a la crisis financiera de Estados Unidos, que se inició con la quiebra de *Lehman-Brothers* en septiembre de 2008. Esta crisis provocó una sobre reacción de las políticas cambiarias en países de Sudamérica de las cuales

Bolivia no estuvo exento y gran parte de los países de la región tendieron a depreciar sus monedas.

El segundo periodo de alta volatilidad (2004m09 – 2005m02) podría deberse a que en esos años Bolivia se caracterizó por un proceso de transición de mandato de gobierno, la cual implicó un cambio de timón en el manejo no solo de la política económica, sino también de la misma ideología política. Frente a lo anterior, se suma también la presencia de mandatos cortos para el periodo 2004-2005.

BIBLIOGRAFÍA

- Akaike, H. (1974), “A New Look at the Statistical Identification Model”, IEEE: Trans. Auto. Control, vol. 19, pp. 716-23.
- Aguilar, Ma. A. (2003). “Estimación del Tipo de Cambio Real de Equilibrio para Bolivia”. Revista de Análisis Económico del BCB, Vol. 6, No 1.
- 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
- Cerutti, E. y M. Mansilla (2008). “Bolivia: The Hydrocarbons Boom and the Risk of Dutch Disease”, IMF Working Paper 08/154, junio.
- 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 L. Kilian (1999) “Unit Root Test are Useful for Selecting Forecasting Models”, NBER (Working Paper, nro. 6928).
- 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.
- Escobar, F. y Mendieta, P. (2004), “Inflación y depreciación en una economía dolarizada: El Caso de Bolivia” *Revista de Análisis del Banco Central de Bolivia*, Vol. 7 No. 1, junio
- 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.
- Esquivel, G. y R. Razo (2003). “Fuentes de Inflación en México 1989-2000. Un Análisis Multicausal de Corrección de Errores”, *Revista de Estudios Economicos del Colegio de México*, vol. 18, nro. 002, pp. 181-226.
- Ferrufino, R. (1992). “El Tipo de Cambio Real en el Período Post-Estabilización en Bolivia”, *Revista Análisis Económico*. Vol. 5, Junio. UDAPE.
- Garcés, Daniel (1999) “Determinación del Nivel de Precios y la Dinámica Inflacionaria en México”. Documentos de Investigación, Banco de México, Diciembre 1999.

- Glosten, L.R., Jagannathan, R. and 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.
- González Martínez, R (2011). "El papel de la política monetaria en las fases de contracción y recuperación económica de Guatemala: resultados de un modelo de cadenas de Markov extendido con innovaciones de un modelo de vectores autorregresivos". Banco de Guatemala.
- Hannan, E.J., and B.G. Quinn (1979), "The Determination of the Order of an Autoregression", *Journal of Royal Statistical Society B*, vol. 41, pp. 190-95.
- Hamilton, J. (1994): *Times Series Analysis*, Princenton University 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.
- Humérez, J. (2006). "Reexaminando el Desalineamiento del Tipo de Cambio Real". *Revista de Análisis Económico UDAPE – Vol. 20*.
- Engle, R.F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of Variance of U.K. Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.
- Lora, O. y Orellana, W. (2000). "Tipo de Cambio Real de Equilibrio: Un Análisis del Caso Boliviano en los Últimos Años". *Revista de Análisis Vol. 3 N° 1*. Banco Central de Bolivia.
- 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.
- 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) Conditional Heteroskedasticity 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.
- Ramírez, P. (1991). “Análisis de los Determinantes del Tipo de Cambio Real de Equilibrio para Bolivia”, *Documentos de Trabajo*, Instituto de Investigaciones Socioeconómicas UCB.
- 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, Chapman University, Working paper.
- Solera , A. (2000). “Criterios para la Selección de Modelos Estadísticos”, Documento de trabajo del Banco Central de Costa Rica, elaborado por el Departamento de Investigaciones Económicas.
- 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.