

# MODELACIÓN DE LOS RENDIMIENTOS CAMBIARIOS DE ASIA Y LATINOAMÉRICA: UN ANÁLISIS BASADO EN LOS MODELOS GARCH, TGARCH Y EGARCH

(Modeling of exchange-rate returns of Asia and Latin America: An analysis based on the GARCH, TGARCH and EGARCH models)

Antonio Ruiz Porras<sup>1</sup>

Luis Enrique Fregoso Becerra<sup>2</sup>

## RESUMEN

En este estudio se modelan los rendimientos cambiarios de diez países asiáticos y latinoamericanos usando los modelos autor-regresivos con heteroscedasticidad condicional GARCH, TGARCH y EGARCH. Los resultados principales indican que los shocks informativos tienen efectos simétricos sobre la volatilidad de los rendimientos cambiarios de Chile. En Brasil, China, Colombia, Corea del Sur, Malasia y México las malas noticias incrementan la volatilidad en los rendimientos cambiarios. Finalmente, se muestra que el modelo AR(1)-TGARCH(1,1) y la distribución GED explican de manera adecuada la mayoría de las series de rendimientos cambiarios.

Palabras clave: Asia, Latinoamérica, TGARCH.

## ABSTRACT

In this study, we model the exchange-rate returns of ten Asian and Latin-American countries using the GARCH, TGARCH and EGARCH autoregressive conditional heteroskedasticity models. The main results show that informational shocks have symmetric effects on the volatility of the Chilean exchange-rate returns. In Brazil, China, Colombia, South Korea, Malaysia and Mexico, bad news increase the volatility of exchange-rate returns. Finally, we show that the AR(1)-TGARCH(1,1) model and the GED distribution describe in an adequate manner most of the series of exchange-rate returns.

Keywords: Asia, Latin-America, TGARCH.

JEL Classification Number: F31, G14, G15, C58.

---

1. Profesor-investigador del Departamento de Métodos Cuantitativos, Universidad de Guadalajara, Cucea. Periférico Norte 799, Núcleo Universitario Los Belenes, 45100, Zapopan, Jalisco, México.  
Correo electrónico: antoniop@ucea.udg.mx

2. Egresado de la licenciatura en Economía por la Universidad de Guadalajara, Cucea. Periférico Norte 799, Núcleo Universitario Los Belenes, 45100, Zapopan, Jalisco, México.  
Correo electrónico: luisenrique\_economia.udg@hotmail.com

## INTRODUCCIÓN

Uno de los mercados con mayor relevancia en el mundo es el mercado cambiario. La importancia del mercado de divisas es que permite determinar el precio de una moneda en términos de otra. Las transacciones que se realizan dentro del mercado de divisas son la referencia para el resto de los mercados financieros internacionales (Diez de Castro y Medrano, 2007). El principal interés del tipo de cambio radica en la importancia que tiene sobre la estabilidad macroeconómica de los países y en la relación con otras variables fundamentales. Siguiendo a Fullerton, Hattori y Calderón (2001), la volatilidad que provocan los tipos de cambio puede tener efectos en los niveles de precios, la tasa de interés e incluso en la balanza comercial.

En esta investigación se estudia la pertinencia de modelar las series de los rendimientos cambiarios a corto plazo. La investigación se justifica porque se argumenta que las formas bajo las cuales los agentes anticipan el valor futuro de las monedas y el impacto que causan las noticias sobre el tipo de cambio son muy complejas de modelar (Vitale, 2007). La modelación de los rendimientos cambiarios propuesta aquí utiliza modelos de los tipos GARCH, TGARCH y EGARCH. El primer tipo de modelo es simétrico, mientras que los siguientes dos son modelos asimétricos. Esto significa que mientras en el primer modelo se asume que las buenas y malas noticias tienen efectos de magnitud similar, pero de signo contrario, sobre los rendimientos cambiarios; en los últimos modelos se asume que los efectos tienen magnitudes diferentes. Particularmente, los tipos de cambio analizados son los de diez economías emergentes de Asia y Latinoamérica.

Académicamente, ésta investigación complementa la literatura sobre la modelación de los rendimientos cambiarios para países emergentes de Asia y Latinoamérica. Particularmente, se aporta evidencia para analizar la conveniencia de utilizar supuestos informacionales

de asimetría sobre la volatilidad de los rendimientos cambiarios. Asimismo, se modelan las perturbaciones usando la distribución generalizada de los errores (GED, por sus siglas en inglés). La mayoría de los trabajos usan distribuciones normales o t de Student.

El estudio está organizado en siete secciones, incluida ésta parte introductoria y la conclusión. El orden es el siguiente: la sección 1 revisa la literatura; la sección 2 describe la metodología empleada y los modelos GARCH, TGARCH y EGARCH; la sección 3 presenta la base de datos y el análisis de estadística descriptiva de las series de los rendimientos cambiarios; la sección 4 presenta el análisis de estacionariedad de las series de los tipos de cambio; la sección 5 muestra la modelación econométrica y los resultados de las estimaciones y la última sección sintetiza las conclusiones y los resultados.

## 1. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Los modelos auto-regresivos con heteroscedasticidad condicional (Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity, ARCH) se han utilizado para describir y pronosticar el comportamiento y volatilidad de las series de rendimientos cambiarios. Si bien su uso es frecuente en los países desarrollados, los estudios que los usan para modelar los rendimientos latinoamericanos son escasos. Particularmente, Ruiz (2009) analiza los rendimientos cambiarios de trece países latinoamericanos usando modelos ARCH de factores comunes de dos variables. Los resultados indican que la mayoría de las monedas tienen varianza variable en el tiempo. Martínez y Ramírez (2011) analizan los tipos de cambio de Brasil, Chile, Colombia, México y Perú con modelos multivariados dinámicos. Los estudios aquí mencionados usan modelos simétricos, es decir, que asumen que las buenas y malas noticias tienen el mismo impacto sobre la volatilidad de los rendimientos.

En la literatura hay quienes sustentan que las volatilidades de los rendimientos cambiarios experimentan asimetrías en la presencia de buenas y malas noticias (McKenzie, 2002). Particularmente, entre quienes suponen la existencia de asimetrías se encuentra Fernández (2005), quien usa tres modelos GARCH asimétricos para describir los rendimientos del peso chileno/dólar. Maya y Gómez (2008), por su parte, analizan los rendimientos cambiarios de Brasil, Chile, Colombia, México y Perú mediante modelos HYPARCH. Castaño, Gómez y Gallón (2008) realizan un análisis del comportamiento de los rendimientos del peso colombiano/dólar utilizando un modelo HYAPGARCH y un IGARCH. Lorenzo y Ruíz (2012) analizan las dinámicas de corto y largo plazo en los rendimientos cambiarios de Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú usando modelos TGARCH y EGARCH. Ellos encuentran evidencia de que en el corto plazo en la mayoría de los países analizados, las buenas y malas noticias tienen un impacto simétrico.

Los modelos de la familia ARCH también se han usado para modelar las series de rendimientos cambiarios de algunos países asiáticos. Así, Dias y Embrechts (2010) utilizan un modelo GARCH-cópula variable en el tiempo para describir los rendimientos del yen/dólar. Cai, Chen y Fang (2010) analizan el tipo de cambio dólar/yuan mediante un modelo con coeficientes funcionales y un modelo GARCH. Jebran y Iqbal (2016) estudian los efectos de contagio entre las volatilidades de los mercados de divisas y de valores en Pakistán, India, Sri Lanka, China, Hong Kong y Japón mediante un EGARCH bidireccional. Sus resultados sugieren que la volatilidad del mercado de valores se transmite de manera unidireccional hacia el mercado de divisas. Finalmente, Choi (2016) analiza la volatilidad entre los tipos de cambio won/dólar y el won/yen mediante modelos GARCH y TGARCH. Sus resultados indican que existen efectos ARCH en los tipos de cambio y que la volatilidad del tipo de cambio won/dólar es más grande que la correspondiente al won/yen.

## 2. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS

Los datos usados en esta investigación contemplan los tipos de cambio diarios de diez países, donde cinco son países<sup>3</sup> asiáticos y los otros cinco países latinoamericanos. El análisis se hace para el periodo comprendido del 05 de agosto de 2002 al 22 de enero de 2016. Se usan los precios de cierre diarios, excluyendo los fines de semana y los días festivos. Por convención, los valores de los tipos de cambio se expresan en términos de logaritmos naturales. Una vez teniendo los logaritmos naturales se crean las series que expresan los rendimientos de los tipos de cambio. Así, el logaritmo natural del tipo de cambio del país  $i$  en el día  $t$ , se define como  $\ln P_{it}$ . El rendimiento cambiario del país  $i$  en el día  $t$ ,  $r_{it}$ , se define como la diferencia de los logaritmos:

$$r_{it} = \ln P_{it} - \ln P_{it-1}$$

Las técnicas de análisis utilizadas en esta investigación consisten en: análisis de la estadística descriptiva, correlaciones pairwise, análisis de estacionariedad y modelos GARCH, TGARCH y EGARCH univariados. La estadística descriptiva se utiliza para describir las características de las series de los rendimientos cambiarios. Los análisis pairwise se usan para analizar las relaciones entre las series. El análisis de la estacionariedad se utiliza para analizar la pertinencia de modelar las series cambiarias. Los modelos GARCH, TGARCH y EGARCH se usan para modelar simultáneamente las medias y varianzas de las series de los rendimientos cambiarios.

El modelo GARCH, propuesto por Bollerslev (1987), es una generalización de los modelos ARCH. Particularmente, la especificación del modelo AR(1)-GARCH(1,1) usado aquí es:

---

3. Los países analizados son: Argentina, Brasil, Chile, China, Colombia, Corea del Sur, India, Malasia, México y Tailandia.

$$r_{it} = \phi_{i0} + \phi_{i1}r_{it-1} + u_{it}$$

$$u_{it} = \rho u_{it-1} + v_{it}$$

$$\sigma_t^2 = w + \beta \varepsilon_{t-1}^2 + \delta \sigma_{t-1}^2$$

La especificación del modelo AR(1)-GARCH(1,1) debe cumplir que los parámetros  $w$ ,  $\beta$  y  $\delta$  sean positivos y que  $\beta + \delta < 1$  (condición de estacionariedad). Si bien la distribución condicional de  $u_{it}$  es la GED, debe señalarse que  $v_{it}$  debe comportarse como ruido blanco (white noise). En el modelo GARCH tanto las buenas como las malas noticias tienen el mismo impacto, es decir, tienen un efecto simétrico.

El modelo TGARCH, propuesto por Zakoian (1994), se usa aquí para considerar la potencial existencia de efectos informacionales asimétricos. Se usa este modelo en virtud de que, de acuerdo con Gabriel (2012) y Lim y Seck (2013), el mismo es el más adecuado para explicar los rendimientos de los mercados emergentes. Particularmente, aquí se usa la especificación del modelo AR(1)-TGARCH (1,1):

$$r_{it} = \phi_{i0} + \phi_{i1}r_{it-1} + u_{it}$$

$$u_{it} = \rho u_{it-1} + v_{it}$$

$$\sigma_{it}^2 = \alpha_{i0} + \phi_{i1}u_{it-1}^2 + \gamma_i u_{it-1}^2 d_{it-1} + \beta_i \sigma_{it-1}^2$$

Donde  $d_{it} = \begin{cases} 1 & u_{it-1} < 0 \\ 0 & u_{it-1} \geq 0 \end{cases}$

La especificación del modelo AR(1)-TGARCH(1,1) hace que el efecto de la volatilidad asociada a un impacto positivo (buenas noticias),  $u_{it-1} > 0$ , sea  $\alpha_{i0}$ . El efecto asociado a un impacto negativo (malas noticias),  $u_{it-1} < 0$  es sea  $\alpha_{i0} + \gamma_i$ . Las perturbaciones sobre la volatilidad son asimétricas porque que el parámetro,  $\gamma_i \neq 0$ , afecta la varianza condicional solo cuando las noticias en el mercado son malas  $u_{it-1} < 0$ . Además, si  $\gamma_i > 0$ , ocurre el llamado “efecto apalancamiento” (i.e., las malas

noticias incrementan la volatilidad en los rendimientos cambiarios).

Finalmente, el tercer modelo es una variación del EGARCH desarrollado por Nelson (1991). El modelo EGARCH permite la existencia de asimetrías entre los rendimientos y la volatilidad mediante una forma funcional logarítmica. Para efectos del estudio, el modelo AR(1)-EGARCH (1,1) está dado por la siguiente especificación:

$$r_{it} = \phi_{i0} + \phi_{i1}r_{it-1} + u_{it}$$

$$u_{it} = \rho u_{it-1} + v_{it}$$

$$\ln(\sigma_{it}^2) = w + \phi_1 \left| \frac{\varepsilon_{it-1}}{\sigma_{it-1}^2} \right| + \gamma \left| \frac{\varepsilon_{it-1}}{\sigma_{it-1}^2} \right| + \beta_1 \ln(\sigma_{it-1}^2)$$

En la especificación del modelo AR(1)-EGARCH(1,1), el parámetro  $\gamma$  modela la asimetría. Sin embargo, la interpretación del signo del parámetro es opuesta a su contraparte del modelo TGARCH. Por tanto, si  $\gamma_i > 0$ , ocurre el llamado “efecto apalancamiento”. Otra característica de este modelo es que la varianza nunca puede ser negativa.

Finalmente, el análisis econométrico de los modelos GARCH, TGARCH y EGARCH se sustenta en pruebas de significancia individual y en la bondad de ajuste de los modelos. Las pruebas de significancia se evalúan mediante los p-values asociados a los estadísticos  $z$  de los coeficientes. La bondad de ajuste se estima con base en estimaciones del Logaritmo de Verosimilitud (Logl) y el Criterio de Información de Akaike (AIC). Las estimaciones mencionadas se usan para determinar el modelo que mejor describe los rendimientos cambiarios de los países analizados.

### 3. BASE DE DATOS Y RENDIMIENTOS CAMBIARIOS ASIÁTICOS Y LATINOAMERICANOS

La base de datos se obtiene de la plataforma Investing<sup>4</sup>. La misma comprende diez series de tipos de cambio. Cada serie incluye 3.744 observaciones diarias. Las mismas se utilizan para construir las diez series de rendimientos diarios con base en la ecuación (1).

**Tabla 1. Estadística descriptiva de las series de rendimientos y estadísticos Jarque-Bera**

	Promedio	Desv. Est	Coef. Asim.	Curtosis	Jarque-Bera	P-value
<b>Argentina</b>	0,2584	0,0770	-0,6655	2,3233	347,81	0,0000
<b>Brasil</b>	-0,0001	0,0108	-0,1187	9,0326	5685,97	0,0000
<b>Chile</b>	0,0000	0,0067	-0,4363	7,9463	3935,43	0,0000
<b>China</b>	0,0001	0,0012	0,0767	60,8249	521623,00	0,0000
<b>Colombia</b>	-0,0001	0,0109	0,2505	105,6198	1642849,00	0,0000
<b>Corea del Sur</b>	0,0000	0,0072	-0,0619	36,6784	176942,90	0,0000
<b>India</b>	-0,0001	0,0061	-1,0374	202,4376	6205629,00	0,0000
<b>Malasia</b>	0,0000	0,0043	0,2595	12,9119	15368,25	0,0000
<b>México</b>	-0,0002	0,0073	-0,9114	21,5320	54094,20	0,0000
<b>Tailandia</b>	0,0001	0,0047	-0,2777	170,9780	4401838,00	0,0000

Fuente: elaboración propia.

Nota: los valores de las series expresan rendimientos diarios.

4. La plataforma se encuentra disponible en: <http://mx.investing.com/currencies/single-currency-crosses>

La tabla 1 muestra que todas las series de rendimientos cambiarios tienen curtosis muy elevadas, por lo que son leptocúrticas. Las curtosis estimadas son mayores a 3, salvo para el caso de los rendimientos de Argentina. El sesgo, también conocido como coeficiente de asimetría, es positivo para tres series y negativo para las restantes. Las desviaciones estándar estimadas sugieren la existencia de volatilidades no constantes. Además, los estadísticos Jarque-Bera y sus respectivos p-valores, muestran que ninguna de las series se distribuye de

**Tabla 2. Matriz de correlaciones pairwise de las series de rendimientos**

	Argentina		Brasil		Chile		China		Colombia		Corea del Sur		India		Malasia		México		Tailandia
Argentina	1,0000																		
Brasil	0,0254		1,0000																
	0,1207																		
Chile	0,1055	***	0,3077	***	1,0000														
	0,0000		0,0000																
China	0,0267		0,0151		0,0317	**	1,0000												
	0,1020		0,3567		0,0521														
Colombia	0,0122		0,0929	***	0,0248		0,0226		1,0000										
	0,4552		0,0000		0,1289		0,1672												
Corea del Sur	0,1285	***	0,1365	***	0,2087	***	0,0543	***	0,0414	**	1,0000								
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0009		0,0112										
India	-0,0104		0,1112	***	0,1010	***	0,0259		0,0381	**	0,0928	***	1,0000						
	0,5230		0,0000		0,0000		0,1132		0,0196		0,0000								
Malasia	0,1705	***	0,0663	***	0,2030	***	0,1438	***	0,0141		0,4554	***	0,1565	***	1,0000				
	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,3869		0,0000		0,0000						
México	0,0180		0,0668	***	0,0563	***	0,0183		0,0438	***	0,0490	***	0,0235		0,0086		1,0000		
	0,2720		0,0000		0,0006		0,2632		0,0074		0,0027		0,1506		0,5987				
Tailandia	0,0172		0,0459	***	0,0173		0,0406	**	0,0127		0,0016		0,0228		0,0079		0,0948	***	1,0000
	0,2925		0,0049		0,2888		0,0129		0,4359		0,9235		0,1627		0,6277		0,0000		

Fuente: estimaciones propias.

Nota: uno, dos y tres asteriscos denotan niveles de significancia del 10, 5 y 1 por ciento.

La tabla 2 reporta la matriz de correlaciones pairwise de los rendimientos cambiarios. Los resultados indican que la mayoría de los rendimientos están correlacionados positivamente. Lo anterior sugiere que si el tipo de cambio se aprecia en un país, entonces ocurrirá lo mismo en los demás países.

#### 4. ANÁLISIS DE ESTACIONARIEDAD

El análisis de estacionariedad se utiliza para evaluar la conveniencia de modelar las series cambiarias. Para el presente trabajo se utiliza la prueba de Phillips-Perron (PP) para evaluar el orden de integración de las series de rendimientos cambiarios de cada uno de los países analizados. Estadísticamente, el uso de éste test se justifica porque permite evaluar la existencia de raíces unitarias y de regresiones potencialmente espurias.

**Tabla 3. Pruebas Phillips-Perron de las series de los tipos de cambio en niveles y en diferencias**

Serie	Niveles		Diferencias		I(d)
	P-value	Rezagos	P-value	Rezagos	
<b>Argentina</b>	0,9994	16	0,0000	13	1
<b>Brasil</b>	0,9984	15	0,0000	12	1
<b>Chile</b>	0,9581	4	0,0000	4	1
<b>China</b>	1,0000	7	0,0000	12	1
<b>Colombia</b>	0,9987	5	0,0001	2	1
<b>Corea del Sur</b>	0,4620	14	0,0000	14	1
<b>India</b>	0,6624	6	0,0001	11	1
<b>Malasia</b>	0,9997	1	0,0000	7	1
<b>México</b>	0,6218	13	0,0000	11	1
<b>Tailandia</b>	0,9752	12	0,0001	14	1

Fuente: elaboración propia.

Nota: la hipótesis nula de la prueba Phillips-Perron (PP) es que hay una raíz unitaria. Las pruebas PP incluyen una tendencia lineal y una constante como regresores externos. El número de rezagos se estima con base en el criterio de información de Schwartz. El criterio de decisión supone un nivel de significancia del 5%. Las series en niveles expresan los tipos de cambio en términos de logaritmos. Las series de diferencias son aquellas de los rendimientos diarios.

La tabla 3 muestra que los tipos de cambio expresados en términos de logaritmos son integrados de orden uno I(1). Esto significa que las series de rendimientos cambiarios son estacionarias. Asimismo, implica que las series de los rendimientos cambiarios son susceptibles de ser descritas y analizadas mediante los modelos GARCH, TGARCH y EGARCH. La estimación de los modelos no conllevaría la estimación de regresiones espurias.

## 5. ANÁLISIS ECONÓMETRICO DE MODELACIÓN

En esta sección se estiman los modelos propuestos. Además, se incluye la prueba de efectos ARCH-LM para analizar la conveniencia de describir los rendimientos mediante dichos modelos. La hipótesis nula de la prueba plantea que no existe heteroscedasticidad condicional en los residuales. Por tanto, su rechazo implica que las series pueden ser descritas y analizadas mediante modelos de la familia ARCH.

**Tabla 4. Prueba de efectos ARCH-LM para las series de rendimientos**

Serie	Estadístico F	P-value
<b>Argentina</b>	0,0232	0,9998
<b>Brasil</b>	192,8210	0,0000
<b>Chile</b>	65,0332	0,0000
<b>China</b>	33,9596	0,0000
<b>Colombia</b>	109,9470	0,0000
<b>Corea del Sur</b>	217,0106	0,0000
<b>India</b>	162,5756	0,0000
<b>Malasia</b>	147,1913	0,0000

<b>México</b>	345,1943	0,0000
<b>Tailandia</b>	268,2510	0,0000

Fuente: elaboración propia.

Nota: la hipótesis nula es que no hay efectos ARCH. El criterio de decisión supone un nivel de significancia del 5%.

La tabla 4 muestra que la mayoría de las series de rendimientos pueden ser descritas mediante los modelos de la familia ARCH. Solo los rendimientos de Argentina no pueden describirse mediante dichos modelos debido a que sus residuales no presentan heteroscedasticidad condicional. Así, la evidencia muestra que las series de rendimientos cambiarios de los cinco países asiáticos y de cuatro países latinoamericanos son susceptibles a ser modelados estadísticamente mediante los modelos GARCH, TGARCH y EGARCH.



**Tabla 5. Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) para las series de rendimientos durante el periodo comprendido del 05 de agosto de 2002 al 22 de enero del 2016**

Parámetro		Brasil	Chile	China	Colombia	Corea del Sur	India	Malasia	México	Tailandia
$\phi_0$	Coef.	1,00E-04	4,26E-05	5,57E-07	2,96E-05	0,0001	3,05E-05	1,85E-06	1,00E-04	2,87E-06
	Prob.	0,9997	0,5680	0,9361	0,5682	0,0055	0,7661	0,9288	0,8478	0,9326
$\phi_1$	Coef.	-0,0155	-0,0894	-0,0886	-0,0300	-0,1093	-0,0156	-0,1097	-0,0391	0,0259
	Prob.	1,0000	0,2733	0,5440	0,9159	0,2454	0,9962	0,3326	0,9942	0,9275
$\rho$	Coef.	-0,0155	0,0852	0,0096	0,0163	0,0445	-0,0194	0,0318	-0,0420	-0,0253
	Prob.	1,0000	0,2949	0,9482	0,9542	0,6373	0,9953	0,7799	0,9937	0,9294
$\omega$	Coef.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Prob.	0,0000	0,0013	0,0000	0,0002	0,0003	0,0107	0,0000	0,0002	0,0000
b	Coef.	0,1170	0,0660	0,2459	0,1835	0,0756	0,1214	0,2681	0,0807	0,1918
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
$\delta$	Coef.	0,8810	0,9340	0,6757	0,8425	0,9197	0,8988	0,7562	0,9111	0,7857
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Logl	12568,09	14030,21	22339,97	14015,19	14521,33	15908,82	17836,68	14041,47	16406,29
	Akaike	-6,7135	-7,4950	-11,9364	-7,4870	-7,7575	-8,4991	-9,529493	-7,5010	-8,7649

Fuente: elaboración propia.

Nota: las regresiones utilizan el método de Marquardt para estimar los coeficientes de los parámetros. Las probabilidades, p-value, se estiman usando una distribución GED.

**Tabla 6. Estimaciones del modelo AR(1)-TGARCH(1,1) para las series de rendimientos durante el periodo comprendido del 05 de agosto de 2002 al 22 de enero del 2016**

Parámetro		Brasil	Chile	China	Colombia	Corea del Sur	India	Malasia	México	Tailandia
$\phi_0$	Coef.	9,61E-05	4,13E-05	-1,02E-07	1,94E-05	0,0001	2,98E-05	2,03E-06	2,98E-05	2,14E-06
	Prob.	0,9994	0,5810	0,9885	0,7103	0,0140	0,4297	0,9217	0,7106	0,9520
$\phi_1$	Coef.	-0,0139	-0,0882	-0,0851	-0,0329	-0,1112	-0,0107	-0,1107	-0,0637	-0,0229
	Prob.	1,0000	0,2850	0,5933	0,8919	0,2248	0,9908	0,3220	0,8362	0,9405
$\rho$	Coef.	-0,0139	0,0841	0,0083	0,0214	0,0469	-0,0242	0,0311	-0,0113	0,0236
	Prob.	1,0000	0,3069	0,9590	0,9294	0,6104	0,9791	0,7825	0,9707	0,9385
$\alpha_0$	Coef.	1,06E-06	2,12E-07	1,57E-08	3,90E-07	2,74E-07	3,48E-08	6,00E-09	0,0000	5,29E-07
	Prob.	0,0000	0,0015	0,0000	0,0001	0,0001	0,0070	0,0000	0,0000	0,0000
$\varphi_1$	Coef.	0,0702	0,0658	0,2235	0,1515	0,0576	0,1079	0,2335	0,0283	0,1895
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0039	0,0000

$\gamma$	Coef.	0,0750	9,98E-05	7,24E-02	0,0569	0,0300	0,0317	0,1120	0,0720	0,0174
	Prob.	0,0001	0,9939	0,0010	0,0394	0,0442	0,1143	0,0000	0,0000	0,5969
$\beta$	Coef.	0,8862	0,9342	0,6926	0,8440	0,9211	0,8969	0,7469	0,9218	0,7828
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Logl	12577,05	14030,21	22367,94	14017,69	14523,50	15910,19	17812,67	14055,38	16406,74
	Akaike	-6,7178	-7,4945	-11,9508	-7,4878	-7,7581	-8,4992	-9,516125	-7,5079	-8,7646

Fuente: elaboración propia.

Nota: las regresiones utilizan el método de Marquardt para estimar los coeficientes de los parámetros. Las probabilidades, p-value, se estiman usando una distribución GED.

**Tabla 7. Estimaciones del modelo EGARCH(1,1) para las series de rendimientos durante el periodo comprendido del 05 de agosto de 2002 al 22 de enero del 2016**

Parámetro		Brasil	Chile	China	Colombia	Corea del Sur	India	Malasia	México	Tailandia
$\phi_0$	Coef.	1,00E-04	3,12E-05	2,55E-09	3,43E-05	0,0001	1,00E-08	-1,05E-08	1,68E-05	1,18E-06
	Prob.	0,1050	0,6572	0,889	0,9895	0,0129	0,9996	0,1483	0,8168	0,9726
$\phi_1$	Coef.	0,0381	-0,0675	-0,0473	0,0017	-0,1098	-0,0001	-0,0355	0,0202	0,0033
	Prob.	0,7634	0,5109	0,0055	0,9983	0,2311	1,0000	0,1764	0,8862	0,9987
$\rho$	Coef.	-0,0636	0,0639	0,0472	-0,0018	0,0453	0,0001	0,0221	-0,0939	-0,0034
	Prob.	0,6157	0,5335	0,0054	0,9981	0,6227	1,0000	0,3973	0,5041	0,9987
$\omega$	Coef.	-0,4388	-0,2032	-0,2472	-11,8234	-0,2358	-12,6605	-0,2855	-0,2664	-0,7493
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
$\phi_1$	Coef.	0,3048	0,1310	0,1386	0,3703	0,1633	0,3834	0,3586	0,1508	0,3127
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
$\gamma$	Coef.	-0,0338	-0,0077	-0,1107	0,2208	-0,0270	0,0337	-0,3202	-0,0581	0,0105
	Prob.	0,0006	0,3911	0,0000	0,0000	0,0122	0,1157	0,0000	0,0000	0,4794
$\beta$	Coef.	0,9829	0,9882	0,9873	-0,1829	0,9889	-0,1382	0,9875	0,9855	0,9542
	Prob.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Logl	12477,17	14027,68	24587,80	13580,61	14520,68	15481,84	21116,44	14054,09	16418,04
	Akaike	-6,6644	-7,4931	-13,1373	-7,2542	-7,7566	-8,2703	-11,2819	-7,5072	-8,7707

Fuente: elaboración propia.

Nota: las regresiones utilizan el método de Marquardt para estimar los coeficientes de los parámetros. Las probabilidades, p-value, se estiman usando una distribución GED.

Las tablas 5, 6 y 7 muestran las estimaciones de los modelos GARCH, TGARCH y EGARCH usados para describir a las series de los rendimientos cambiarios. La mayoría de las estimaciones de los parámetros se obtienen usando el algoritmo Marquardt. La excepción se refiere a la estimación del modelo EGARCH usado para describir los rendimientos de Brasil. Para este último país, las estimaciones se obtienen usando el algoritmo Berndt-Hall-Hall-Hausman (BHHH).

**Tabla 8. Estimaciones de la bondad de ajuste asociadas a los modelos AR(1)-GARCH (1,1), AR(1)-TGARCH(1,1) y AR(1)-EGARCH(1,1) que describen las series de rendimientos**

País	AR(1)-GARCH (1,1)		AR(1)-TGARCH(1,1)		AR(1)-EGARCH(1,1)		Bondad de ajuste
	Logl	Akaike	Logl	Akaike	Logl	Akaike	
<b>Brasil</b>	12568,09	-6,7135	12577,05	-6,7178	12477,17	-6,6644	**
<b>Chile</b>	14030,21	-7,4950	14030,21	-7,4945	14027,68	-7,4931	*
<b>China</b>	22339,97	-11,9364	22367,94	-11,9508	24587,80	-13,1373	***
<b>Colombia</b>	14015,19	-7,4870	14017,69	-7,4878	13580,61	-7,2542	**
<b>Corea del Sur</b>	14521,33	-7,7575	14523,50	-7,7581	14520,68	-7,7566	**
<b>India</b>	15908,82	-8,4991	15910,19	-8,4992	15481,84	-8,2703	**
<b>Malasia</b>	17836,68	-9,5295	17812,67	-9,5161	21116,44	-11,2819	***
<b>México</b>	14041,47	-7,5010	14055,38	-7,5079	14054,09	-7,5072	**
<b>Tailandia</b>	16406,29	-8,7649	16406,74	-8,7646	16418,04	-8,7707	*

Fuente: elaboración propia.

Nota: uno, dos y tres asteriscos denotan que el modelo que mejor describe las series es el GARCH, el TGARCH o el EGARCH, respectivamente.

La tabla 8 reporta las estimaciones de bondad de ajuste para los modelos estimados. Particularmente, los resultados indican que el modelo que mejor describe los rendimientos cambiarios de Chile es el AR(1)-GARCH(1,1). Las estimaciones muestran que los rendimientos cambiarios de Brasil, Colombia, Corea del Sur, India y México se describen mejor mediante el modelo AR(1)-TGARCH(1,1). Finalmente, las estimaciones muestran que los rendimientos de los tipos de cambio de China, Malasia y Tailandia pueden ser descritos de manera adecuada mediante el modelo AR(1)-EGARCH(1,1).

Económicamente, los resultados de las estimaciones de bondad de ajuste de la tabla 8 pueden combinarse con los resultados de las tablas 5, 6 y 7. Particularmente, las tablas 5 y 8 muestran que las buenas y las malas noticias tienen el mismo impacto sobre la volatilidad de los rendimientos cambiarios de Chile. Así los resultados sugieren que los inversores en pesos chilenos son relativamente neutrales al riesgo. Las tablas 6 y 8 muestran que los rendimientos cambiarios manifiestan “efectos apalancamiento” significativos en Brasil, Colombia, Corea del Sur y México. Asimismo, proveen evidencia no significativa de que pudieran manifestarse en los rendimientos de la India. Finalmente, las tablas 7 y 8 muestran que los rendimientos cambiarios manifiestan “efectos apalancamiento” significativos en China y Malasia. Asimismo, proveen evidencia no significativa de que las malas noticias reducen la volatilidad de los rendimientos cambiarios de Tailandia.

el modelo  $AR(1)$ -TGARCH(1,1) y la distribución GED explican de manera adecuada la mayoría de las series de rendimientos cambiarios.

La modelación de las series cambiarias y el análisis de los shocks informativos son de suma importancia para la econometría financiera y para la formulación de políticas económicas y financieras. Además, siguiendo a Frankel y Froot (1990), es relevante determinar si el tipo de cambio está valuado correctamente ya que ésta variable afecta simultáneamente a los precios de los activos extranjeros, a los precios de los bienes nacionales y a los precios de los factores de producción. De esta manera, se deja abierta la posibilidad de realizar investigaciones futuras que permitan discutir y analizar los mercados cambiarios de países emergentes.

## CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN

En este trabajo se ha desarrollado un análisis econométrico de los rendimientos cambiarios de países asiáticos y latinoamericanos usando modelos GARCH, EGARCH y TGARCH univariados. El uso de estos tres modelos ha permitido analizar los efectos de shocks informativos sobre la volatilidad de los rendimientos cambiarios. La modelación de los rendimientos mediante los mencionados modelos se justifica en términos de los análisis estadísticos utilizados.

Los principales resultados del trabajo son los siguientes: (1) la evidencia sugiere que los shocks informativos tienen efectos simétricos sobre la volatilidad de los rendimientos cambiarios de Chile; (2) en Brasil, China, Colombia, Corea del Sur, Malasia y México, las malas noticias incrementan la volatilidad de los rendimientos cambiarios; (3) las dinámicas de corto plazo de los rendimientos son descritas por los modelos  $AR(1)$ -GARCH(1,1),  $AR(1)$ -EGARCH(1,1) y el  $AR(1)$ -TGARCH(1,1) para un total de 1, 3 y 5 países, respectivamente; y (4)

## REFERENCIAS

- Bollerslev, T. (1987). "A Conditional Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return". *Review of Economics and Statistics*, 69(3), pp. 542-547.
- Cai, Z.; Chen, L. y Fang, Y. (2010). "A New Forecasting Model for USD/CNY Exchange Rate." *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 16(3), pp. 1558-3708.
- Castaño, E; Gómez, K. y Gallón, S. (2008). "Pronóstico y estructuras de volatilidad multiperíodo de la tasa de cambio del peso colombiano". *Cuadernos de Economía*, 48, pp. 241-266.
- Choi, J. E. (2016). "A Study on the Comparative Analysis of Volatility between Won-Dollar Exchange Rates and Won-Yen Exchange Rates According to the Mutation of Financial Environments." *Full Paper Proceeding BESSH*, 76(3), pp. 15-23.
- Días, A. y Embrechts, P. (2010). "Modeling Exchange Rate Dependence Dynamics at Different Time Horizons". *Journal of International Money and Finance*, 29(8), pp. 1687-1705.
- Diez de Castro, L. T. y Medrano, M. L. (2007). Tipos de cambio. En: *Mercados Financieros Internacionales* (pp. 25-38). Madrid, España: Dykinson.
- Fernández, V. (2005). How Sensitive is Volatility to Exchange Rate Regimes? En: Arbelaez H. y Click R.W. (Eds). *Latin American Financial Markets: Developments in Financial Innovations* (pp. 65-77). Ámsterdam, Holanda: Emerald Group Publishing Limited.
- Frankel, J. y Froot, K. (1990). "Chartists, Fundamentalists, and Trading in the Foreign Exchange Market". *The American Economic Review*, 80(2), pp. 181-85.
- Fullerton, T.; Hattori, M. y Calderón, C. (2001). "Error Correction Exchange Rate Modeling: Evidence for Mexico". *Journal of Economics and Finance*, 25(3), pp. 358-368.
- Gabriel, A. S. (2012). "Evaluating the Forecasting Performance of GARCH Models: Evidence from Romania". *Procedia-Social and Behavioural Sciences*, 62(24), pp. 1006-1010.
- Jebran, K. y Iqbal, A. (2016). "Dynamics of Volatility Spillover between Stock Market and Foreign Exchange Market: Evidence from Asian Countries." *Financial Innovation*, 2(3), pp. 1-20.
- Lim, C. M. y Sek, S. K. (2013). "Comparing the Performances of GARCH-Type Models in Capturing the Stock Market in Malaysia". *Procedia-Economics and Finance*, 5(1), pp. 278-487.
- Lorenzo, A. y Ruiz, A. (2012). "Los rendimientos cambiarios latinoamericanos y la (a) simetría de los shocks informativos: Un análisis econométrico". *Ensayos Revista de Economía*, 31(2), pp. 87-113.
- McKenzie, M. (2002). "The Economics of Exchange Rate Volatility Asymmetry". *International Journal of Finance and Economics*, 7(3), pp. 247-260.
- Martínez, C. y Ramírez, M. (2011). "Dynamic Conditional Correlation in Latin American Asset Markets". Universidad del Rosario-Facultad de Economía, *Documentos de Trabajo No. 107*.
- Maya, C. y Gómez, K. (2008). "What Exactly is 'Bad News' in Foreign Exchange Markets? Evidence from Latin American Markets". *Cuadernos de Economía*, 45(132), pp. 161-183.
- Nelson, D. B. (1991). "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach". *Econometrica*, 59(2), pp. 347-370.

Ruiz, I. (2009). "Common Volatility across Latin American Foreign Exchange Markets". *Applied Financial Economics*, 19(15), pp. 1197-1211.

Vitale, P. (2007). "A Guided Tour of the Market Microstructure Approach to Exchange Rate Determination". *Journal of Economic Surveys*, 21(5), pp. 903-934.

Zakoian, J.M. (1994). "Threshold Heteroskedastic Models". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18(5), pp. 931-955.