

Modelación de la Volatilidad del Tipo de Cambio del Dólar en el Perú:

Aplicación de los Modelos GARCH y EGARCH

Víctor Chung Alva¹

ABSTRACT

Policymakers need precise forecasts about exchange rate, because exchange rate's volatility is a useful measure of uncertainty about the environment economic's country. The paper goal was determining the dollar daily exchange rate behavior in Peru from January 4th to April 30th of 2021. This paper shows that exchange rate volatility exhibit empirical regularities as clustered volatility, non stationarity, no normality and serial correlation that justify the use of ARCH methodology. It was determined that exist a symmetric volatile behavior which is explained by GARCH(1,1) model. This suggests that exchange rate behavior is generally influenced for previous information behavior. This imply that previous day exchange rate volatility could affect its current volatility. The main political implications of these results are: volatility exchange rate (exchange rate risk) could increase transaction costs and reduce international trade earnings, knowledge of the estimation and forecast's exchange rate volatility is important for price fixing and risk management.

Keywords: volatility, heteroscedasticity, leverage effect, GARCH models

RESUMEN

Los formuladores de políticas necesitan pronósticos precisos sobre los valores futuros de los tipos de cambio. Esto se debe al hecho de que la volatilidad del tipo de cambio es una medida de incertidumbre útil sobre el entorno económico de un país. El presente estudio tuvo como objetivo determinar el comportamiento volátil del tipo de cambio diario del dólar en el Perú en el periodo del 4 de Enero 2014 al 30 de abril del 2021. El documento revela que la serie de tipo de cambio exhibe regularidades empíricas como volatilidad agrupada, no estacionariedad, no normalidad y correlación serial que justifican la aplicación de la metodología ARCH. Se determinó que existe un comportamiento volátil simétrico que es explicado por el modelo GARCH(1,1). Esto sugiere que el comportamiento del tipo de cambio generalmente está influenciado por información de su comportamiento previo. Esto implica que la volatilidad del tipo de cambio del día anterior puede afectar su volatilidad actual. La principal implicación política de estos resultados es que, dado que la volatilidad del tipo de cambio (riesgo de tipo de cambio) puede aumentar los costos de transacción y reducir las ganancias para el comercio internacional, el conocimiento de la estimación y el pronóstico de la volatilidad del tipo de cambio es importante para la fijación de precios y la gestión de riesgos.

Palabras clave: volatilidad, heterocedasticidad, efecto de apalancamiento, modelos GARCH

Received: 19 de mayo del 2021

Accepted: 15 de junio de 2021

Introducción

Las series de tiempo financieras como el tipo de cambio a menudo exhiben el fenómeno de agrupamiento de la volatilidad, es decir, períodos en los que sus precios muestran grandes oscilaciones durante un período prolongado seguido de períodos en los que hay calma (Gujarati and Porter, 2010). Durante las últimas décadas, los movimientos y fluctuaciones de los tipos de cambio se han convertido en un tema importante de análisis macroeconómico y han recibido un gran interés por parte de académicos, economistas financieros y responsables de la formulación de políticas. Desde entonces, ha habido un amplio debate sobre el tema de la volatilidad del tipo de cambio y su potencial influencia en el bienestar, la inflación, el comercio internacional y el grado de competitividad del sector externo de la economía y también su papel en la valoración de la seguridad, el análisis de inversiones, la rentabilidad y el riesgo administración.

Se han desarrollado varios modelos en la literatura de finanzas empíricas para investigar la volatilidad en diferentes regiones y países. Los modelos más comúnmente aplicados para estimar la volatilidad del tipo de cambio

son el modelo autorregresivo condicional heteroscedástico (ARCH) introducido por (Engle, 1982) y los modelos generalizados (GARCH) desarrollados independientemente por (Bollerslev, 1986). El propósito del modelo autorregresivo de heterocedasticidad condicional (ARCH) es estimar la varianza condicional de una serie temporal. Engle describió la varianza condicional mediante una función cuadrática simple de sus valores rezagados. Bollerslev extendió el modelo ARCH básico y describió la varianza condicional por sus propios valores rezagados y el cuadrado de los valores rezagados de las innovaciones o los shocks.

Los modelos ARCH y GARCH se utilizan para capturar tanto la volatilidad como la leptocurtosis. El llamado "efecto de apalancamiento" también se observa a menudo en las series de tiempo financieras (Black, 1976). Esto suele ocurrir cuando los cambios en el precio están correlacionados

¹ Universidad de San Martín de Porres, Peru. E-mail: vchungal@usmp.pe

How to cite: Chung, V., (2021). Modelación de la Volatilidad del Tipo de Cambio del Dólar en el Perú: Aplicación de los Modelos GARCH y EGARCH. Revista de Análisis Económico y Financiero, Vol.4,N.4, 7-12. DOI: 10.15446/ing.investig.xxxx



No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional.

negativamente con cambios en la volatilidad. Dado que los modelos ARCH y GARCH son de naturaleza simétrica, no logran capturar el efecto de apalancamiento. Para abordar este problema, se han propuesto muchas extensiones no lineales de los modelos GARCH. Estos incluyen la clase asimétrica de modelos GARCH como el modelo GARCH exponencial (EGARCH) de (Nelson, 1991), el llamado modelo GJR de (Glosten and Runkle, 1993) y el modelo Power GARCH (PGARCH) de (Ding and Granger, 1993).

En este estudio buscamos la necesidad de determinar en el Perú un modelo que describa el comportamiento de la variable macroeconómica, en este caso, la volatilidad del tipo de cambio del dólar y que éste a su vez sea lo suficientemente eficaz para obtener buenos resultados, lo cual implicaría a la mejor toma de decisiones. El desarrollo de nuevas técnicas econométricas, para el análisis del comportamiento de la volatilidad del tipo de cambio del dólar en estas tres últimas décadas y la experiencia de otros países que vienen aplicando estas metodologías, dejan claro la necesidad de hacer un estudio de otras variables financieras en el Perú, mediante la utilización de técnicas avanzadas y demostrar cuán eficaces son estos modelos. De este modo, debemos seguir analizando la volatilidad de tal manera describir el comportamiento no solo del tipo de cambio sino también de otras variables macroeconómicas con este tipo de modelos que nos proporcionaran mejores resultados, es decir, tomar decisiones aceptables que reflejen la realidad peruana.

Modelos de Volatilidad

Modelo ARCH

Las características importantes de las series de datos de series de tiempo financieras, como la heterocedasticidad y la agrupación de volatilidad, proporcionan una motivación para la aplicación del modelo ARCH. Sea σ_t^2 la varianza condicional de la variable aleatoria e_t , que es:

$$\sigma_t^2 = \text{var}(e_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \dots) = E[(e_t - E(e_t))^2 | e_{t-1}, e_{t-2}, \dots] \quad (1)$$

dado que $E(e_t) = 0$, tenemos:

$$\sigma_t^2 = \text{var}(e_t | e_{t-1}, e_{t-2}, \dots) = E[e_t^2 | e_{t-1}, e_{t-2}, \dots] \quad (2)$$

La ecuación (2) significa que la varianza condicional de la variable aleatoria, e_t , es igual al valor condicional esperado del cuadrado de e_t . En el modelo ARCH, la autocorrelación de la volatilidad se modela permitiendo que la varianza condicional del término error dependa del valor inmediatamente anterior del error al cuadrado (Brooks, 2019), es decir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 \quad (3)$$

Aquí, e_t se distribuye normalmente con media cero y $\text{var}(e_t) = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2$, es decir, $e_t \sim N(0, \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2)$ α_0 y α_1 son parámetros desconocidos. En otras palabras, la ecuación (3) establece que la varianza de la variable aleatoria e_t sigue un proceso ARCH(1), ya que la varianza condicional depende solo de un error cuadrático rezagado. Bajo ARCH, la ecuación que describe cómo r_t varía con el tiempo (la ecuación media) podría tomar cualquier forma

(Brooks, 2019). A efectos de este documento, el modelo completo se expresa como:

$$r_t = \mu + e_t, e_t \sim N(0, \sigma_t^2) \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 \quad (4)$$

y $\alpha_0 \geq 0$ y $\alpha_1 \geq 0$. Dado que σ_t^2 es una varianza condicional, su valor siempre debe ser estrictamente positivo. Sin embargo, la varianza del error puede depender no solo de un error al cuadrado rezagado, sino también de varios errores al cuadrado rezagado. Por lo tanto, el modelo (4) puede extenderse al caso general donde la varianza del error depende de p rezagos de error al cuadrado.

$$r_t = \mu + e_t, e_t \sim N(0, \sigma_t^2) \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 \quad (5)$$

donde $\alpha_0 > 0$, y $\alpha_i \geq 0$ para $i > 0$. Los coeficientes α_i deben satisfacer algunas condiciones de regularidad para asegurarse de que la incondicional de e_t sea finita.

Modelo GARCH

El modelo heteroscedástico condicional autorregresivo generalizado (GARCH) es una extensión del modelo ARCH de Engle. Si una serie muestra una agrupación de volatilidad, esto sugiere que las varianzas pasadas podrían ser predictivas de la varianza actual.

El modelo GARCH(p,q) es un modelo autorregresivo de promedio móvil para varianzas condicionales, con p coeficientes GARCH asociados con varianzas rezagadas, y q coeficientes ARCH asociados con innovaciones cuadradas rezagadas.

Un modelo GARCH(p,q) pueden ser escritos como:

$$e_t = \sigma_t \epsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \quad (6)$$

Para estacionariedad y positividad, el modelo GARCH tiene las siguientes limitaciones:

1. $\alpha_0 > 0$
2. $\alpha \geq 0, \beta \geq 0$
3. $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$

Aquí, e_t es generalmente el término de la perturbación de la ecuación media (en la práctica, generalmente un proceso de ARMA) y $\epsilon_t \sim i.i.d(0,1)$. Es decir, el proceso de volatilidad condicional se determina linealmente por sus propios valores rezagados σ_{t-j}^2 y las observaciones rezagadas al cuadrado (los valores de e_t). En estudios empíricos, GARCH (1,1) suele proporcionar un ajuste apropiado a los datos. Puede ser útil pensar en la simple especificación de GARCH (1,1) como un modelo en el que la varianza condicional se especifica como un promedio ponderado de

la varianza a largo plazo $\frac{\omega}{1-\alpha-\beta}$, la última varianza predicha σ_{t-1}^2 , y la nueva información ϵ_{t-1}^2 (véase (Andersen, 2003)). Es fácil ver cómo el modelo GARCH (1,1) captura la autorregresión en volatilidad (agrupación de volatilidad) y distribuciones de retorno de activos leptocúrticos, pero como su principal inconveniente, es simétrico y no puede capturar asimetrías en las distribuciones y los efectos de apalancamiento.

El surgimiento de agrupación de volatilidad en un modelo GARCH es altamente intuitivo; un gran shock positivo (negativo) en η_t aumenta (disminuye) el valor de ϵ_t , que a su vez aumenta (disminuye) el valor de σ_{t+1} , lo que da como resultado un valor mayor (más pequeño) para ϵ_t . El shock es persistente; esto es agrupamiento de volatilidad. La naturaleza Leptocúrtica requiere alguna derivación.

Modelo EGARCH

EGARCH significa GARCH exponencial. EGARCH es una forma mejorada de GARCH y modela mejor algunos de los escenarios de mercado.

Por ejemplo, los shocks negativos (eventos, noticias, etc.) tienden a afectar la volatilidad más que los shocks positivos.

El modelo exponencial GARCH (EGARCH) es una variante GARCH que modela el logaritmo del proceso de varianza condicional. Además de modelar el logaritmo, el modelo EGARCH tiene términos de apalancamiento adicionales para capturar la asimetría en la agrupación de volatilidad.

El modelo EGARCH(p, q) tiene p coeficientes GARCH asociados con términos de log de varianza rezagados, q coeficientes ARCH asociados con la magnitud de innovaciones estandarizadas rezagadas, y q coeficientes de apalancamiento asociados con innovaciones estandarizadas y rezagadas. La forma del modelo EGARCH(p, q) es:

$$e_t = \sigma_t \epsilon_t$$

$$ln\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \left[\frac{|e_{t-j}|}{\sigma_{t-j}} - E \left\{ \frac{|e_{t-j}|}{\sigma_{t-j}} \right\} \right] + \sum_{i=1}^p \beta_i ln\sigma_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{|e_{t-j}|}{\sigma_{t-j}} \quad (7)$$

La forma de los términos de valor esperados asociados con los coeficientes ARCH en la ecuación de EGARCH depende de la distribución de ϵ_t :

- Si la distribución de la innovación es gaussiana, entonces:

$$E \left\{ \frac{|e_{t-j}|}{\sigma_{t-j}} \right\} = E \left(\left\{ |\epsilon_{t-j}| \right\} \right) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \quad (8)$$

- Si la distribución de la innovación es la t de Student con $\nu > 2$ grados de libertad, entonces

Una especificación de EGARCH(1,1) será lo suficientemente compleja para la mayoría de las aplicaciones. Para un modelo EGARCH (1,1), se espera que los coeficientes GARCH y ARCH sean positivos, y se espera que el coeficiente de apalancamiento sea negativo; grandes impactos descendentes imprevistos deberían aumentar la

varianza. Si obtiene signos opuestos a los esperados, puede encontrar dificultades para inferir secuencias de volatilidad y pronósticos (un coeficiente ARCH negativo puede ser particularmente problemático). En este caso, un modelo de EGARCH podría no ser la mejor opción para su aplicación.

Materiales y Métodos

La investigación fue correlacional-longitudinal, y analiza el comportamiento de una serie temporal generada por un proceso estocástico. Se definió como población al proceso estocástico que genera el comportamiento aleatorio de la serie temporal del Tipo de Cambio del Dólar en el Perú en el periodo 2014-2021. Y como muestra la realización del proceso estocástico ante indicado en el periodo enero 2014 a diciembre 2021. La recolección de datos mensuales se obtuvieron de los registros del Banco Central de Reserva del Perú. Para el análisis de datos se hizo uso de modelos de series de tiempo tales como ARCH, GARCH y EGARCH. Se hizo uso del software Python.

Resultados

Análisis Descriptivo

En la Tabla 1 se calculan e informan varias estadísticas descriptivas. Esto se hace con el fin de especificar las propiedades descriptivas de la serie diaria de retorno de la tasa de cambio NSE durante el período de estudio. El retorno medio es -0.0296 con la desviación estándar de 0.003. También hay un exceso de Curtosis como puede verse claramente. Un valor alto de curtosis de 13.4579 indica una distribución leptocúrtica, que es una aparente desviación de la normalidad. Otra prueba importante de normalidad es el estadístico de Jarque-Bera, que confirma que la hipótesis nula de normalidad para los retornos diarios de la tasa de cambio debe rechazarse al 1% de nivel de significancia. Por lo tanto, podemos resumir que la serie de retorno de la tasa de cambio no se ajusta a la normalidad. En otras palabras, los retornos del tipo de cambio, independientemente del régimen, cuando están estandarizados por su escala, exhiben más masa de probabilidad en las colas que distribuciones como la distribución normal estándar. Esto significa que las realizaciones extremadamente altas y bajas ocurren con más frecuencia que bajo la hipótesis de normalidad. Los gráficos de la tasa de cambio, así como de los retornos diarios se muestra en la Figura 1.

Las series de tiempo financieras, como los tipos de cambio, la rentabilidad de las acciones y otras series financieras, presentan ciertos patrones estilizados que son cruciales para la correcta especificación, estimación y predicción del modelo. Una característica importante de muchas series de rendimientos de activos financieros que proporciona una motivación para la clase de modelos ARCH se conoce como agrupación de volatilidad. El agrupamiento de volatilidad describe la tendencia de grandes cambios en los precios de los activos (de cualquier signo) a seguir grandes cambios y



Tabla 1. Estadísticas de Resumen

Estadístico	Tasa Cambio	Retornos
Mínimo	2.761	-0.0296
Máximo	3.841	0.0209
Media	3.275	0.0002
Desviación Estándar	0.218	0.0030
Asimetría	-0.632	-0.8936
Curtosis	3.337	13.4579
Test Jarque-Bera	130.531	8587.586
	(p=0.000)	(p=0.000)

pequeños cambios (de cualquier signo) a seguir pequeños cambios (Brooks, 2019).

En otras palabras, el nivel actual de volatilidad tiende a correlacionarse positivamente con su nivel durante los períodos inmediatamente anteriores. Este fenómeno se demuestra en la Figura 1, que muestra el tipo de cambio diario del dólar en Perú para el período del 3 de enero del 2014 al 30 de abril de 2021, para un total de 1831 observaciones. La figura muestra que el tipo de cambio tiene tendencia estocástica, es decir, no es estacionario.

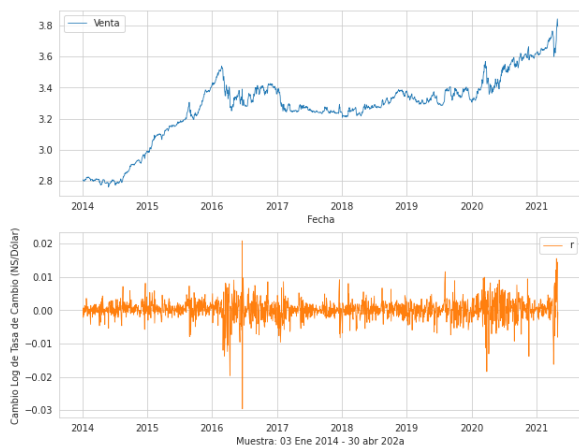


Figura 1. Comportamiento del tipo de cambio de los dólares

La Figura 1 también muestra que hay altibajos considerables en el tipo de cambio durante el período de muestra. Además, la Figura 2 traza los cambios en los logaritmos del tipo de cambio diario. El punto significativo a destacar es que la volatilidad ocurre en grupos. Hubo un período de relativa tranquilidad en el mercado durante los años 2014 - 2015 y los años 2017 - 2019 evidenciado por retornos positivos y negativos relativamente pequeños. Por otro lado, durante los años 2016, 2020 y parte del 2021, hubo mucha más volatilidad, observando muchos retornos grandes positivos y negativos durante un corto espacio de tiempo. En esencia, la volatilidad está autocorrelacionada (Brooks, 2019).

Además, el movimiento a la baja del tipo de cambio (depreciación) siempre va seguido de una mayor volatilidad. Esta característica que presentan las variaciones porcentuales del tipo de cambio se denomina efectos de apalancamiento. De hecho, los movimientos de precios están correlacionados negativamente con la volatilidad (Al-Najjar, 2019). Estudios anteriores también muestran que la volatilidad es mayor después de choques negativos

que después de choques positivos de la misma magnitud. Se atribuye la asimetría a los efectos de apalancamiento (Dritsaki, 2017). En este contexto, los shocks negativos aumentan la volatilidad predecible en los mercados de activos más que los shocks positivos. También se pueden encontrar pruebas empíricas sobre los efectos de apalancamiento en (Nelson, 1991) y (Engle and Ng, 1992).

Prueba de heterocedasticidad: El efecto ARCH

Antes de estimar los modelos ARCH y GARCH, el artículo investiga la serie para identificar sus propiedades estadísticas y ver si cumple con las condiciones previas para los modelos ARCH y GARCH, es decir, la agrupación de volatilidad y efecto ARCH en los residuales.

La Figura 2 muestra la agrupación de la volatilidad en los residuos o término error. La figura muestra que se producen errores grandes y pequeños en grupos, lo que implica que los rendimientos grandes van seguidos de rendimientos más grandes y los rendimientos pequeños son seguidos por rendimientos pequeños. En otras palabras, el gráfico sugiere que los períodos de tipo de cambio alto suelen ir seguidos de otros períodos de tipo de cambio alto, mientras que es probable que un tipo de cambio bajo sea seguido por un tipo de cambio mucho más bajo. Este agrupamiento de la volatilidad sugiere que el término residual o de error es condicionalmente heterocedástico y puede ser estimado por modelos ARCH y GARCH.

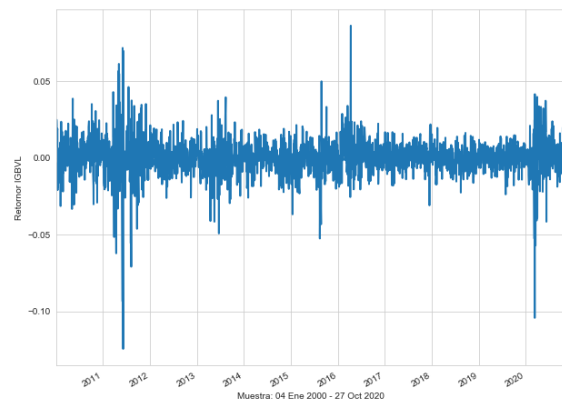


Figura 2. Comportamiento de los residuales

El efecto ARCH se refiere a una relación dentro de la heterocedasticidad, a menudo denominada correlación serial de la heterocedasticidad. A menudo se hace evidente cuando hay un agrupamiento en la varianza o volatilidad de una variable en particular, produciendo un patrón que está determinado por algún factor. Dado que la volatilidad del tipo de cambio se utiliza para representar su riesgo, se puede argumentar que el efecto ARCH mide el riesgo de un activo financiero.

Para probar la presencia de heterocedasticidad en los residuos de la serie de retornos de la tasa de cambio, se aplica la prueba del multiplicador de Lagrange (ML). Suponemos un modelo de media constante para modelar la

media condicional y se aplica la prueba LM para calcular el valor del estadístico de prueba TR^2 , donde T es el número de observaciones y R^2 es el coeficiente de correlación múltiple obtenido de la regresión de los residuos al cuadrado sobre sus propios q valores rezagados.

Los resultados de la prueba ML para varios ARCH de orden q se presentan en la Tabla 2, que proporciona una fuerte evidencia de rechazar la hipótesis nula de varianza constante para todos los rezagos incluidos. Rechazar H_0 indica la presencia del efecto ARCH en la serie de residuos y, por lo tanto, podemos concluir que la varianza del retorno de la tasa de cambio no es constante para todos los períodos especificados.

Tabla 2. Prueba de Máxima Verosimilitud para efectos ARCH

lags(q)	χ^2	gl	p
1	216.718	1	0.000**
5	238.461	5	0.000**
10	260.077	10	0.000**

Resultados de la estimación GARCH (1,1)

El modelo GARCH(1,1) para los retornos diarios en el tipo de cambio, se estima como:

$$\sigma_t^2 = 0.00000045 + 0.3229e_{t-1}^2 + 0.6647\sigma_{t-1}^2 \quad (9)$$

$t : (8.03) \quad (13.73) \quad (33.80)$
 $p : (0.000) \quad (0.000) \quad (0.000)$

Los coeficientes de los términos de los residuales al cuadrado rezagados (e_{t-1}^2) y la varianza condicional rezagada (σ_{t-1}^2) en la ecuación de la varianza condicional son estadísticamente significativos al nivel del 1%. Esto sugiere que la volatilidad de los períodos anteriores explica la condición de volatilidad actual. Una medida de la persistencia de movimientos en la varianza es la suma de los coeficientes en e_{t-1}^2 y σ_{t-1}^2 en el modelo GARCH (Stock and Watson, 2007). La suma de 0.98 es grande, lo que indica que los cambios en la varianza condicional son persistentes. En otras palabras, una gran suma de estos coeficientes implicará que un gran retorno positivo o un gran retorno negativo conducirá a que los pronósticos futuros de la varianza sean altos durante un período prolongado. Esta implicación es consistente con los largos períodos de agrupamiento de volatilidad reportados en la Figura 3. Asimismo, los coeficientes GARCH (1,1) son positivos confirmando la condición de no negatividad del modelo.

Efectos de Apalancamiento y Asimetría

Para capturar la disponibilidad de comportamiento asimétrico y la existencia de efecto apalancamiento en el tipo de cambio, se aplica el modelo EGARCH. Nuestro resultado es:

$$\log(\sigma_t^2) = -0.8366 + 0.9286\log(\sigma_{t-1}^2) + 0.0488\frac{e_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.4925\left(\frac{e_{t-1}}{\sigma_{t-1}} - \sqrt{2/\pi}\right)$$

$t : (-8.78) \quad (117.72) \quad (3.05) \quad (18.47)$
 $p : (0.000) \quad (0.000) \quad (0.002) \quad (0.000)$

Esta es una indicación, aunque débil, de un efecto de apalancamiento. El coeficiente positivo (0.0488) implica que las innovaciones positivas (aumentos de precios imprevistos) son más desestabilizadoras que las negativas. El efecto parece no ser tan fuerte (0.0488) y es sustancialmente menor que el efecto simétrico (0.4925). De hecho, las escalas relativas de los dos coeficientes implican que el apalancamiento positivo es dominado completamente el efecto simétrico.

Para examinar si un modelo asimétrico es adecuado para la predicción, (Engle and Ng, 1992) crearon una prueba conocida como prueba del signo y el tamaño del sesgo, que define si un modelo asimétrico es adecuado para la serie examinada o en qué medida el modelo GARCH simétrico se considera adecuado. La prueba de (Engle and Ng, 1992) se suele aplicar a los residuos de un ajuste GARCH.

Tabla 3. Prueba de Asimetría

Test	Valor t	Valor p
Sesgo de Signo	1.2252	0.221
Sesgo de Signo Negativo	0.7885	0.430
Sesgo de Signo Positivo	0.2521	0.801
Efecto Total	1.6707	0.643

Los resultados de la Tabla 3 muestran que la prueba de sesgo de signo no es estadísticamente significativa. Por tanto, no hay asimetría. Este resultado también se confirma a partir de dos pruebas de sesgo de tamaño que no tienen significancia estadística.

Esto se puede ver fácilmente si trazamos lo que a menudo se conoce como la función de noticias-respuesta o impacto de noticias. Esta curva muestra la varianza condicional resultante como una función de noticias imprevistas, en forma de innovaciones, es decir, la varianza condicional σ_t^2 como una función de e_t . De la figura se desprende que la curva de impacto de las noticias permite que las buenas y las malas noticias tengan igual impacto en la volatilidad. El lado negativo de la curva tiene el mismo comportamiento que su lado positivo.

Con base en los resultados, podemos sugerir que GARCH(1,1) es un proceso más adecuado para capturar las principales características de la volatilidad del retorno de la Tasa de Cambio del dólar.

Conclusiones

La medición precisa y el pronóstico de la volatilidad de los mercados financieros es crucial para la economía peruana debido al hecho de que el país depende significativamente de las importaciones y que se mantienen importantes reservas en divisas, especialmente en dólares estadounidenses.



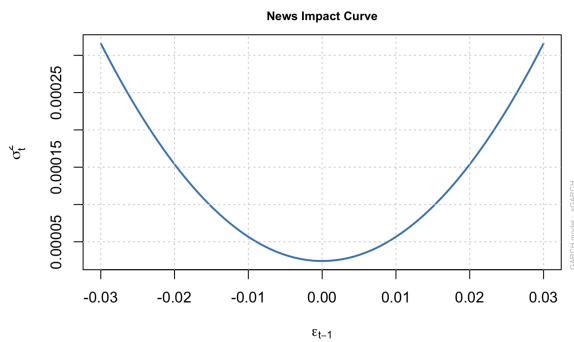


Figura 3. Efecto de apalancamiento: Reacción de la Volatilidad ante Buenas y Malas Noticias

Además, hay una cantidad creciente de inversión extranjera en Perú. Este paper tiene como objetivo examinar la volatilidad del tipo de cambio en Perú. Para lograr este objetivo, el análisis empírico involucra modelos ARCH/GARCH, de modo que se investiguen las principales características de volatilidad acompañadas de volatilidad cambiaria. En la misma línea, el documento aplica un modelo EGARCH para capturar la asimetría en la agrupación de volatilidad y el efecto de nivelación en el tipo de cambio para el período que va del 3 de enero del 2014 al 30 de abril del 2021. Los resultados empíricos sugieren que la varianza condicional o la volatilidad es bastante persistente para los retornos de Nuevo Sol/Dólar. En particular, los resultados muestran que el comportamiento del tipo de cambio en Perú está generalmente influenciado por información previa sobre el tipo de cambio. En otras palabras, los resultados sugieren la existencia de heterocedasticidad condicional o agrupamiento de volatilidad. En este caso, el documento concluye que la volatilidad de los tipos de cambio puede modelarse adecuadamente mediante el modelo GARCH (1,1). Además, se estimó un modelo asimétrico, EGARCH, cuyos los resultados de estimación sugieren la no presencia de un efecto de apalancamiento en la volatilidad del tipo de cambio. La implicación política de estos resultados es que, dado que el pronóstico del tipo de cambio es muy importante para medir los beneficios y el costo del comercio internacional, los responsables de la formulación de políticas deben ser conscientes del efecto no significativo de la asimetría al modelar la volatilidad de una serie de tipos de cambio.

Referencias

- Al-Najjar, D. M. (2016). Modelling and estimation of volatility using arch/garch models in Jordan's stock market. *Asian Journal of Finance and Accounting*, (8):152-167.
- Andersen, TG, B. T. D. F. L. P. (2003). Modeling and forecasting realized volatility. *Econometrica*, (39):579-625.
- Black, F. (1976). Studies of stock market volatility changes. *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section*, pages 177-181.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, (36):394-419.
- Brooks, C. (2019). *Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge University Press.
- Ding, Z., E. R. and Granger, C. (1993). Long memory properties of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, (1):83-106.
- Dritsaki, C. (2017). An empirical evaluation in garch volatility modeling: Evidence from the stock-holm stock exchange. *Journal of Mathematical Finance*, (7):366-390.
- Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of uk in ation. *Econometrica*, (50):987-1007.
- Engle, R. and Ng, V. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *Journal of Finance*, (48):1749-1778.
- Glosten, L., J. R. and Runkle, D. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess returns on stocks. *Journal of Finance*, (48):1779-1791.
- Gujarati, N. and Porter, D. (2010). *Econometria Basica*. McGraw-Hill/Irwin, New York, 6 edition.
- Nelson, D. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, (59):347-370.
- Stock, J. and Watson, M. (2007). Why has u.s. ination become harder to forecast? *Journal of Money, Credit and Banking*, (39):3-33.