

“Modelos de volatilidad no constantes ARCH, GARCH Y EGARCH y su acoplamiento en los mercados emergentes BRIC en el periodo 2017 a 2022”.



Mariam Botero Gutiérrez

CORPORACIÓN UNIVERSITARIA AUTÓNOMA DEL CAUCA

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y HUMANAS

PROGRAMA FINANZAS Y NEGOCIOS INTERNACIONALES

POPAYÁN

2023

“Modelos de volatilidad no constantes ARCH, GARCH Y EGARCH y su acoplamiento en los mercados emergentes BRIC en el periodo 2017 a 2022”.



Mariam Botero Gutiérrez

Trabajo de Grado Tipo Monografía Para Optar al Título de Profesional en Finanzas y
Negocios Internacionales

Director

Jorge Eduardo Orozco Álvarez

CORPORACIÓN UNIVERSITARIA AUTÓNOMA DEL CAUCA

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y HUMANAS

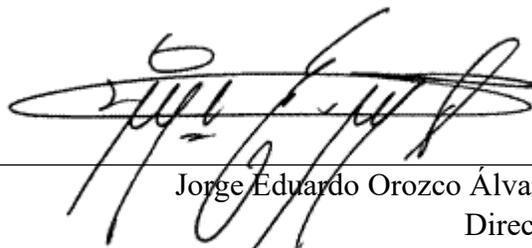
PROGRAMA FINANZAS Y NEGOCIOS INTERNACIONALES

POPAYÁN

2023

Nota de aceptación

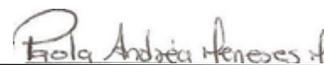
Una vez revisado el documento final del trabajo de grado titulado **“Modelos de volatilidad no constantes ARCH, GARCH Y EGARCH y su acoplamiento en los mercados emergentes BRIC en el periodo 2017 a 2022”**, realizado por la estudiante Mariam Botero Gutiérrez, aprueba la sustentación para optar respectivamente, el título de profesional en Finanzas y Negocios Internacionales en la Corporación Universitaria Autónoma del Cauca.



Jorge Eduardo Orozco Álvarez
Director
Programa de Finanzas y Negocios Internacionales
Corporación Universitaria Autónoma del Cauca



Javier Solarte Camayo.
Jurado
Programa de Finanzas y Negocios Internacionales
Corporación universitaria Autónoma del Cauca



Paola Andrea Meneses Muñoz.
Jurado
Programa de Finanzas y Negocios Internacionales
Corporación universitaria Autónoma del Cauca

Dedicatoria

Dedico este trabajo a Dios por haberme brindado sabiduría, amor y paciencia. A mi madre por haberme apoyado en todo momento, por sus consejos, sus valores, por el impulso de seguir adelante, pero mas que nada por su amor incondicional. A mi hermana por los ejemplos de perseverancia y constancia que la caracterizan. A mi tía por escucharme y estar en los momentos difíciles y a todos aquellos que estuvieron directa o indirectamente a realizar este documento.

A mi profesor Jorge Eduardo Orozco por su gran apoyo y dedicación para la culminación de nuestros estudios profesionales, por su apoyo ofrecido en este trabajo, por haberme transmitido los conocimientos obtenidos y haberme llevado paso a paso en el aprendizaje.

Agradecimiento

Agradezco a la cooperación universitaria autónoma del cauca, por haberme abierto las puertas, quien me brindo su sabiduría en distintos campos del conocimiento, ayudándome así en varios aspectos para mi desarrollo personal.

Agradezco a Dios por haberme permitido llegar hasta este punto y haberme dado salud, darme lo necesario para seguir adelante día a día para lograr mis objetivos, además de su inmensa bondad y amor.

Contenido

RESUMEN	7
ABSTRACT	8
1. INTRODUCCIÓN	9
2. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	10
2.1. Planteamiento del problema de investigación.	10
2.1.1. Enunciado.....	10
2.2. Formulación del problema.	10
3. JUSTIFICACIÓN	11
4. OBJETIVOS DE INVESTIGACIÓN	12
4.1. Objetivo general	12
4.2. Objetivos específicos.....	12
5. MARCO TEÓRICO	13
6. TIPO DE INVESTIGACIÓN	22
7. ESTRATEGIAS METODOLÓGICAS	22
7.1. POBLACIÓN Y MUESTRA.....	22
7.2. PROCEDIMIENTO	22
8. RESULTADOS OBTENIDOS	24
8.1. Estimación de la volatilidad de los mercados emergentes aplicando el método GARCH. 25	
8.2. Análisis del punto diferenciador que surge en los mercados emergentes cuando se estudia con el método ARCH Y GARCH.	33
8.3. Ventajas y desventajas en el comportamiento del modelo ARCH y GARCH en los mercados emergentes	36
9. DISCUSIÓN Y RECOMENDACIONES	58
Discusión.....	58
Recomendaciones.....	59
Bibliografía	60

RESUMEN

Esta investigación se aplica en los mercados emergentes BRIC se trata del grupo de países conformado por Brasil, Rusia, India y China, cabe destacar que no se mencionara Sudáfrica ya que se tomó en cuenta el termino original desarrollado por O'Neil, cada una de estas naciones juega un papel importante en la economía global. Con los mercados emergentes BRIC se implementará los modelos de volatilidad no constantes GARCH y EGARCH, con el objeto de determinar cuál se acopla a los riesgos que pueden presentar las divisas en los países pertenecientes al BRIC, usando los datos diarios del precio de cierre sin tener en cuenta los fines de semana y días festivos para el periodo 2017 a 2022, con el fin de calcular los rendimientos logarítmicos y estimar el modelo GARCH y EGARCH, tras el proceso de los modelos es necesario implementar conocimientos estadísticos y econométricos, teniendo en cuenta los datos estimados de la estadística descriptiva, con lo anterior se logra estimar el análisis de autocorrelación con el fin de encontrar los rezagos que sufre la divisa en evaluación, con estos rezagos se implementa en la herramienta NumXL para estimar los modelos GARCH Y EGARCH, tras el resultado de los modelos GARCH Y EGARCH se encontró que cada uno de los modelos analizados son útiles para modelar la volatilidad que pueden presentar en los mercados emergentes BRIC, en general cada modelo tiene sus propias ventajas y desventajas, el modelo EGARCH puede ser una buena opción para modelar la volatilidad en los mercados emergentes BRIC debido a su capacidad para modelar la asimetría y la persistencia de la volatilidad en un solo modelo.

Palabras claves: Mercados emergentes BRIC, Volatilidad, Divisa, ARCH, GARCH, EGARCH

ABSTRACT

This research is applied to the BRIC emerging markets, a group of countries made up of Brazil, Russia, India and China. It should be noted that South Africa is not mentioned, since the original term developed by O'Neil was taken into account, each of these nations plays an important role in the global economy. With the BRIC emerging markets, the GARCH and EGARCH non-constant volatility models will be implemented, in order to determine which one is coupled to the risks that may present the currencies in the countries belonging to the BRIC, using daily closing price data without taking into account weekends and holidays for the period 2017 to 2022, in order to calculate the logarithmic returns and estimate the GARCH and EGARCH model, after processing the models it is necessary to implement statistical and econometric knowledge, taking into account the estimated data of descriptive statistics, with the above, it is possible to estimate the autocorrelation analysis in order to find the lags suffered by the currency under evaluation, with these lags it is implemented in the NumXL tool to estimate the GARCH and EGARCH models, after the result of the GARCH and EGARCH models it was found that each of the analyzed models are useful for modeling the volatility that may occur in emerging markets BRIC, in general each model has its own advantages and disadvantages, the EGARCH model can be a good choice for modeling volatility in BRIC emerging markets due to its ability to model volatility asymmetry and persistence in a single model.

Keywords: BRIC emerging markets, Volatility, Currency, ARCH, GARCH, EGARCH, EGARCH

1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo tiene como finalidad dar a conocer cuál de los modelos de volatilidad no constantes ARCH, GARCH y EGARCH se acopla a los mercados emergentes BRIC (Brasil, Rusia, India y China) en la divisa de cada país, así como también enseñar su correcta realización y análisis.

En este estudio nos centraremos en la estimación de los modelos y como estos muestran el grado de riesgo que puedan presentar y qué tan volátil es el cambio del valor de las monedas.

Como sabemos, estos son modelos difíciles de interpretar, se entregan con la intención de enseñarle los puntos importantes, con la esperanza de que entre en suficientes detalles para comprenderlos completamente.

Esta monografía presenta sistemáticamente sus características y los elementos necesarios para su implementación, los pasos necesarios y la metodología adecuada para evaluar modelos de volatilidad volátil.

Se utiliza datos de precios de cierre diarios, excepto fines de semana y días festivos, de 2017 a 2022 para calcular los retornos de registro y estimar los modelos GARCH y EGARCH. Se encontró que cada modelo analizado se puede utilizar para simular las fluctuaciones que pueden ocurrir en los mercados emergentes BRIC, en general, cada modelo tiene sus propias ventajas y desventajas, y el modelo EGARCH puede ser una buena opción para simular las fluctuaciones del mercado.

2. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

2.1. Planteamiento del problema de investigación.

2.1.1. Enunciado

Cuando nos referimos a los mercados emergentes BRIC hablamos de países con condiciones favorables de crecimiento económico, son una historia de evolución y progreso a largo plazo. No obstante, su veloz crecimiento puede atravesar coyunturas de estancamiento. En el tema de la investigación actual, no existe una teoría clara acerca de los movimientos riesgosos en los tipos de cambio o los precios de las acciones. Si bien existen modelos interpretativos como el VaR, el modelo CAPM, entre otros modelos, que ayudan a entender los episodios que presentan los diferentes mercados, en este caso nos basaremos en los modelos de volatilidad no constantes ARCH, GARCH y EGARCH que ayudará a comprender los episodios que presentan los mercados emergentes BRIC ante el grado de riesgo que puede presentar y que tan volátil es el cambio del valor de las monedas durante el tiempo de 2017 a 2022, cabe destacar que el problema presentado es la precisión e influencia que presenta y su conveniencia con los modelos no constantes. Estas carencias nos llevan a tener que resolver el problema en el terreno de los métodos estadísticos con los modelos GARCH y EGARCH quienes son capaces de poder predecir la presencia en los comportamientos asimétricos en la varianza de los rendimientos positivos o negativos.

2.2. Formulación del problema.

Con la problemática anterior, se llega a la siguiente pregunta ¿Cuál es el mejor modelo de volatilidad no constante entre ARCH, GARCH y EGARCH que explica el grado de riesgo de las monedas de los mercados emergentes BRIC en el periodo 2017 a 2022?

3. JUSTIFICACIÓN

En esta investigación se busca determinar cuál de los modelos de volatilidad no constantes ARCH, GARCH y EGARCH, logran entender los efectos de apalancamiento que pueden surgir en los mercados emergentes BRIC y cómo este modelo puede proyectar los futuros comportamientos del mercado.

El estudio se orienta en los mercados emergentes llamados los BRICS¹ con condiciones favorables de crecimiento económico con énfasis en la exportación de productos, caracterizados por tener una tasa de habitantes bastante alta para la cual necesita expandir su economía conforme a este aspecto. Las contingencias previstas para los países en desarrollo o desarrollados son diferente. En primer lugar, los mayores riesgos que puede presentar la divisa, están relacionados con cuestiones políticas, operaciones, cadena de suministro o relacionados con el cumplimiento legal. Respectivamente, en los países en desarrollo, los riesgos más significativos están directamente relacionados con los riesgos de mercado, de tipo de cambio y de comercio.

Generalmente, las monedas que se deprecian plantean riesgos para las inversiones y las cuentas por cobrar. Por el contrario, una moneda revaluada es para obligaciones contraídas en esa moneda. Por lo tanto, la volatilidad hace que algunas oportunidades de negocio pierdan sentido.

¹ El acrónimo BRICS (Brasil, Rusia, India, China, Sudáfrica).

4. OBJETIVOS DE INVESTIGACIÓN.

4.1. Objetivo general

Determinar entre los modelos ARCH, GARCH y EGARCH el que mejor explica el comportamiento de volatilidad en los mercados emergentes BRIC en el periodo 2017 a 2022.

4.2. Objetivos específicos

- Estimar la volatilidad de los mercados emergentes aplicando el método ARCH, GARCH y EGARCH.
- Analizar el punto diferenciador que surge en los mercados emergentes cuando se estudia con el método ARCH Y GARCH.
- Ventajas y desventajas en el comportamiento del modelo ARCH y GARCH en los mercados emergentes.

5. MARCO TEÓRICO

5.1. Mercados Emergentes

Cuando hablamos de mercados emergentes, nos referimos a países cuyas economías están completamente desarrolladas y que tienen una larga historia de desarrollo y progreso “Estos se pueden clasificar en dos grupos: 1) regiones en desarrollo, como Asia, América Latina, África y Medio Oriente; y 2) economías en transición, como la antigua Unión Soviética y China” (Hoskisson, 2000).

Los mercados emergentes están definidos en “Standard & Poor’s con el término de un mercado de acciones que está en transición, aumentando de tamaño, actividad y nivel de sofisticación. Más frecuentemente el término es definido por el número de parámetros que intenta evaluar el nivel relativo de un mercado de acciones y/o el nivel de desarrollo de una economía”. (Díaz Tagle, Gallego Checa, & Pallicera Sala, 2008)

Standard & Poor 's ofrece una serie de pautas de las acciones de los mercados emergentes.

- Dentro de las economías poco influyentes respecto a los ingresos pautados por el banco mundial se pueden encontrar en los mercados emergentes.
- Los parámetros del mercado no revelan la totalidad de los recursos que se transmiten al sector real.
- En las variables que se usan para realizar los mercados se encuentran protección para los inversores extranjeros.
- En el mercado podemos entrar con variables engañosas por información incompleta, datos desactualizados.

Características de un mercado emergente:

- Producen una gran variedad de recursos naturales y un gran número en su población.
- Su crecimiento económico es permanente o con tendencia a crecer, abiertos a exportar sus productos.
- Su territorio tiene una gran extensión.
- No tiene obstáculos para la inversión extranjera.
- Los miembros de los países emergentes gozan los mismos beneficios sin importar si son locales o extranjeros, si son grandes o pequeños.
- Políticamente son inestables.

Las siglas BRICS hacen referencia al conjunto de países formado por Brasil, Rusia, India, China y Sudáfrica. “El término fue acuñado en el año 2001 por el economista de Goldman Sachs Jim O’Neil para agrupar a los principales mercados emergentes (aunque los países no asumieron la idea oficialmente hasta 2008). O’Neil creó este término bajo la base de que Brasil, Rusia, India y China (el término nació como BRIC) serían los que dominarían la economía en 2050. Años después, en 2011, estos cuatro países acordaron la inclusión de Sudáfrica”. (Observatorio del Inversor, 2014).

5.2. VOLATILIDAD

“La volatilidad es una característica inherente a las series de tiempo financieras. En general, no es constante y en consecuencia los modelos de series de tiempo tradicionales que suponen varianza homocedástica, no son adecuados para modelar series de tiempo financieras”. (Casas Monsegny & Cepeda Cuervo, 2008)

Es necesario distinguir entre "volatilidad realizada", "volatilidad implícita" y "volatilidad futura"; La volatilidad realizada es un indicador ex-post que mide la volatilidad del mercado observada. Es una medida de la distribución de los rendimientos de un activo durante un período de tiempo, calculada como la desviación estándar de los rendimientos. La volatilidad implícita en el mercado de valores es un indicador temprano de cambios inminentes en el activo. Normalmente se calcula al precio de la oportunidad financiera. Finalmente, la volatilidad futura es algo que no sabemos (y cualquier operador de opciones quiere saber). Todos los modelos de pronóstico de volatilidad intentan predecir este valor. (TOMAS, 2019)

Dado que la volatilidad cambia con el tiempo, los modelos de series de tiempo tradicionales no son adecuados para el modelado. Esto se debe a que uno de los supuestos es la varianza constante.

Las cadenas financieras tienen largos períodos de alta volatilidad seguidos de períodos de baja volatilidad, esto indica la presencia de heteroscedasticidad.

La media y la varianza históricamente informadas (pronóstico a corto plazo) son más interesantes que la media y la varianza incondicionales² (pronóstico a largo plazo), el riesgo que presentan estas son diferentes y para los operadores financieros estos términos dan un significado importante según sea el papel que pueden desempeñar en el mercado.

Estudiando la literatura financiera podemos ver que la volatilidad se caracteriza por:

1. Agrupamientos o clústeres por intervalos³.

² Varianza marginal o incondicional: "Las distribuciones marginales son las distribuciones unidimensionales que nos informan del número de observaciones para cada valor de una de las variables, (prescindiendo de la información sobre los valores de la demás variable". (Universidad de Valencia, s.f.)

³ "La técnica de análisis clúster o análisis de conglomerados consiste en clasificar a los individuos en estudio formando grupos o conglomerados (clúster) de elementos". (Romero, n.d)

2. Persistencia en la volatilidad, es decir, la idea de que la volatilidad actual está influenciada por los valores previos de la volatilidad, esta estará seguida de tiempos de alta volatilidad.
3. En ocasiones pueden darse valores de alta volatilidad en determinados momentos, este comportamiento se denomina "saltos de precios intermitentes".

“La volatilidad de una moneda es una medida de la variabilidad de su cotización, normalmente en torno a un valor esperado o a una media pasada. Suele valorarse a través de la desviación típica” (Santander, s.f.)

En la práctica, la mayoría de las veces pronosticamos la volatilidad en función de los datos sobre los precios de las divisas y sus derivados, la volatilidad pasada u otras variables que los afectan.

Muchas condiciones pueden afectar una moneda, lo que hace más probable que su precio cambie drásticamente. Suelen estar asociados a la llegada de noticias. Las razones de las fluctuaciones de la moneda incluyen:

- Flujos comerciales: cambios repentinos que pueden alterar la oferta y la demanda de las divisas
- Condiciones de inversión y acceso a la financiación: suelen estar relacionados con el marco legal y empresarial del país. Las noticias sobre cambios en el entorno pueden afectar rápidamente a las monedas. Además, a medida que el impacto de las noticias se vuelve ampliamente conocido, tienden a hacer que los precios suban y bajen.

- Política monetaria: decisiones de los bancos centrales esto se refleja en el interés a diferentes plazos cuando estos se mueven hay inversiones que producen cambios en la cotización de las divisas.
- Política fiscal: puede influir en la percepción del riesgo, por motivos financieros, comerciales o especulativos. Especialmente cuando hay noticias de novedades importantes relacionadas con los impuestos, el gasto público o la deuda.

5.3. FUNCIONES DE AUTOCORRELACIÓN.

(IBM Corporation, 2021) La autocorrelación y la autocorrelación parcial son medidas de asociación entre valores de series actuales y pasadas e indican cuáles son los valores de series pasadas más útiles para predecir valores futuros. Con estos datos podrá determinar el orden de los procesos en un modelo ARIMA.

Si $0 < \rho < 1$, entonces todas las covarianzas y correlaciones son positivas. Esto sugiere que el efecto de los choques positivos permanece del mismo signo a lo largo del tiempo, aunque se vuelve cada vez más pequeño. Si este signo cambia debido a un nuevo choque ϵ_t , el signo negativo también permanece constante en el tiempo. Por lo tanto, una implementación del proceso AR(1) con coeficientes positivos mostrará una serie temporal de observaciones agrupadas consecutivas con el mismo signo. Cuanto más se acerque el valor de ρ a 1, más tardará el cambio de signo. (El concepto de autocorrelación y su modelización, n.d.).

Si $-1 < \rho < 0$, los signos alternativos de covarianza y correlación son positivos entre perturbaciones separadas por un número par de rezagos y negativos entre perturbaciones separadas por un número impar de rezagos. Esto sugiere que los efectos de los choques positivos tienden a estar asociados con errores posteriores de signo negativo, que a su vez

están asociados con errores de signo positivo, aunque cada vez en magnitudes menores. Por lo tanto, una implementación de un proceso AR(1) con coeficientes negativos mostrará una serie de observación continua del tiempo con alternancia de signos. Cuanto más se acerque el valor de ρ a 1 en valor absoluto, mayor será el cambio de signo y magnitud.

(Asturias Corporación Universitaria, n.d.) presenta las consecuencias que puede afectar si tenemos autocorrelación de la perturbación aleatoria:

- Los estimadores MCO siguen siendo insesgados (su valor medio esperado sigue siendo el verdadero valor del parámetro).
- Los errores estándar de los estimadores MCO son inconsistentes (si la correlación es positiva, se estimarán sistemáticamente demasiado bajos, y a la inversa): Este sesgo no se soluciona con tamaños muestrales mayores.
- Los estimadores MCO ya no serán los mejores posibles. Veremos que se pueden encontrar otros con menor error estándar.

En definitiva, la derivación estadística se ve afectada, y los contrastes de hipótesis, al depender de los errores estándar de los estimadores, no serán fiables, con lo que las pruebas pierden validez.

“Para detectar la presencia de autocorrelación se pueden utilizar métodos gráficos y contrastes de hipótesis. A través de los contrastes gráficos se intuirá si existe autocorrelación cuando existan comportamientos sistemáticos para los residuos.

Los contrastes de hipótesis, por su parte, permiten, a través de una regla de decisión, considerar si con los datos de la muestra y con un nivel de significación (α) concreto se debe o no rechazar la hipótesis nula”. (Arranz & Zamora, 2015)

5.4. Modelos univariados de series de tiempo con varianza no constante.

La volatilidad del rendimiento de varios activos financieros no se observa en una determinada serie de tiempo, por lo que es necesario estimar la serie de volatilidad. Los cálculos dependerán del tipo de modelo que utilice en su estimación. (Alonso C. & Berggrun P., 2015, pág. 115) afirma: “El comportamiento de los rendimientos de activos normalmente presenta una volatilidad no constante. Grandes retornos tienden a estar seguidos de grandes retornos, y pequeños retornos tienden a estar seguidos por pequeños retornos”.

Entre los modelos econométricos utilizados en series de tiempo con varianza no constante se pueden destacar los modelos de heterocedasticidad ⁴condicional autorregresivas modelos ARCH y modelos GARCH.

Los modelos de heterocedasticidad condicional autorregresivos fueron formulados por Engle en 1982 bajo la abreviación ARCH(q). Estos modelos permiten detectar diferenciaciones que se presenta en la volatilidad de acuerdo a los patrones preestablecidos en los datos históricos. El modelo ARCH reconoce claramente la diferencia entre la varianza incondicional y la condicional, permitiendo que esta varíe con el tiempo en función de errores pasados.

Según (Bollerslev, 1986):

“In empirical applications of the ARCH model a relatively long lag in the conditional variance equation is often called for, and to avoid problems with negative variance parameter estimates a fixed lag structure is typically imposed” significa que el modelo ARCH a menudo requiere un retraso relativamente largo en la ecuación de la varianza condicional para detener problemas con valores de varianza negativa. El procedimiento

⁴ La heterocedasticidad es uno de los modelos con muchos valores atípicos. La perturbación no es fija cada tono es diferente.

ARCH(q) define la varianza condicional solo como una función lineal de la varianza de la muestra anterior, mientras que la operación GARCH (p, q) también permite ingresar varianzas condicionales rezagadas. Esto corresponde a un mecanismo de aprendizaje adaptativo.

(Alonso C, 2005) “El modelo ARCH tiene más como objetivo pronosticar la variabilidad de los rendimientos y no tanto el rendimiento *per se*. De tal forma que cuando se considera tiempos de corto plazo se maneja como hipótesis que $\mu = 0$ ”.

(Romero, n.d) afirma: “Los momentos condicionales de este procedimiento dependen de los valores anteriores de Y_t , porque el proceso es autorregresivo de primer orden, la información del pasado se limita a lo que sucede justo frente a nosotros”.

Ecuación 1: Varianza condicional ARCH

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 v_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p v_{t-p}^2$$

“Cuando se utiliza un modelo GARCH (1,1) para que tenga varianza finita se debe cumplir la condición $\alpha_1 + \beta_1 < 1$. En series financieras la volatilidad es persistente, por lo cual $\alpha_1 + \beta_1 = 1$ y el proceso se convierte en un IGARCH o GARCH integrado que es estrictamente estacionario”. (Romero, n.d)

Si la variable de referencia es sensible a la volatilidad, ésta última tendrá que incorporarse como regresor en la ecuación de la media, el resultado será un modelo ARCH en media o ARCH-M como el siguiente (Bahi, 2007)

Ecuación 2 ARCH-M

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2$$

“En el cual se utilizan m variables exógenas x, las cuales podrían incluir rezagos autorregresivos de y. El mismo modelo ARCHM podría generalizarse a un GARCHM.

Antes se mencionó que los modelos ARCH suponen simetría en los choques aleatorios sean positivos o negativos. Sin embargo, en el mercado financiero y con muchas variables económicas, las noticias negativas no tienen el mismo peso que las positivas, por lo tanto el efecto de los choques aleatorios debe de ser asimétrico”. (Romero, n.d)

El modelo GARCH, propuesto por Bollerslev (1987), es una generalización de los modelos ARCH. “Particularmente, la especificación del modelo AR (1)-GARCH (1,1). La especificación del modelo AR (1)-GARCH (1,1) debe cumplir que los parámetros w, β y δ sean positivos y que $\beta + \delta < 1$ (condición de estacionariedad). En el modelo GARCH, las buenas noticias y las malas noticias tienen el mismo efecto, es decir tienen efectos similares”. (Ruiz Porras & Fregoso Becerra, 2016).

Ecuación 3 GARCH (1, 1)

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

El tercer modelo EGARCH propuesto por Nelson en 1991. (Ruiz Porras & Fregoso Becerra, 2016) afirman: “El modelo EGARCH permite la existencia de asimetrías entre los rendimientos y la volatilidad mediante una forma funcional logarítmica”. (Castaño, 2010) El modelo captura efectos de choques aleatorios de forma asimétrica es decir choques aleatorios positivos o negativos esto ayuda al mercado financiero en lo que abarca las noticias negativas que tienen mayor peso que las positivas.

Según (Monsegny & Cuervo, 2008) “Modela el efecto de asimetría al considerar una función g de las innovaciones z_t , que son variables *i.i.d.* de media cero, que involucra, tanto el valor de la innovación z_t como su magnitud expresada por medio de $|z_t| - E(|z_t|)$ ”.

Ecuación 4 EGARCH (1, 1)

$$\ln h_t^2 = \omega + \beta \ln h_{t-1}^2 + \delta \varepsilon_{t-1} + \alpha (|\varepsilon_{t-1}| - \sqrt{2/\pi})$$

La persistencia en volatilidad viene indicada por el parámetro β , mientras que δ mide la magnitud del efecto apalancamiento. En este modelo se espera que $\delta < 0$, lo que implicaría que innovaciones negativas tuviesen un mayor impacto sobre la volatilidad que innovaciones positivas de igual tamaño. El término en δ_{et} permite la existencia de correlación entre el término de error y las varianzas condicionales futuras. (Novales, 2013)

6. TIPO DE INVESTIGACIÓN

Esta investigación será de tipo descriptiva cuantitativa, debido a que busca analizar el acoplamiento que tienen los modelos ARCH, GARCH y EGARCH con los mercados emergentes BRIC en el periodo 2017 a 2022, utilizando métodos econométricos y estadísticos.

7. ESTRATEGIAS METODOLÓGICAS

7.1. POBLACIÓN Y MUESTRA

La muestra de datos pertinentes en esta investigación son las divisas de cuatro países los cuales hacen parte de los mercados emergentes BRIC (Brasil, Rusia, India y China). El análisis se desarrolla para los términos comprendidos al 12 de 2017 hasta el 12 del 2022. Se usan los precios de cierre diarios sin tener en cuenta los fines de semana y días festivos de la plataforma “Yahoo Finance”, se trasladan los datos históricos al programa Excel calculando los rendimientos. Por convención, los valores del tipo de cambio se expresan en retornos compuestos.

7.2. PROCEDIMIENTO

Para desarrollar el estudio se aplicará los siguientes procedimientos:

Se procede en la plataforma de “yahoo finance” para descargar los datos históricos desde el periodo comprendido del 12 de 2017 al 12 del 2022 con un total de 1304 de observaciones diarias, después se trasladan los datos históricos al programa Excel calculando los rendimientos logarítmicos porcentuales, al generar el anterior proceso con el software NumXL se estima la tabla de estadística descriptiva y el histograma para analizar si cumple con las características del modelo de heteroscedasticidad condicional Auto-Regresiva, se repite el procedimiento con el rendimiento al cuadrado calculando el modelo ARCH y el análisis de correlograma. Del mismo modo con la ayuda del programa del Excel se realiza la modelación de los modelos GARCH (1,1) y EGARCH (1,1) calibrando y obteniendo los resultados de la volatilidad que sufren las series.

Para el desarrollo del segundo objetivo específico:

Conformado el desarrollo de los modelos ARCH, GARCH Y EGARCH con las series de estudio (BRIC) se analiza las diferencias que conllevan estos con el fin de lograr identificarlos y detectar los cambios en la volatilidad de acuerdo a los patrones establecidos en la historia de las series, para cumplir con este objetivo, se analiza la tabla de análisis residual estandarizada que presenta si hay curtosis leptocúrtica, ruido blanco, distribución normal y efecto ARCH, después se desarrolla una tabla de la volatilidad condicional logarítmica con el fin de diferenciar el nivel de volatilidad que presenta en los modelos GARCH Y EGARCH.

Con los anteriores objetivos podemos observar las ventajas y desventajas que los modelos de volatilidad no constante presentan al estimarlos.

8. RESULTADOS OBTENIDOS

Los datos utilizados en este estudio se refieren a los tipos de cambio diarios de los cuatro países BRIC (Brasil, Rusia, India y China) basándose en el término original, cabe destacar que al estudio no se incluyera la presencia de Sudáfrica el cual se unió en el 2008 a los mercados emergentes BRIC, esto no significa que es menos influyente, todos estos países juegan un papel muy importante en la economía mundial e influyen en algunos de los indicadores financieros actuales. El análisis se realiza para el período 12 de 2017 al 12 de 2022. Se utilizan precios de cierre diarios, excluyendo fines de semana y feriados de la plataforma Yahoo Finance, los datos históricos se transfieren a Excel para el cálculo de la rentabilidad. Convencionalmente, los valores de tipo de cambio se expresan como rendimientos compuestos, luego de obtener el logaritmo natural, se construye una serie que refleja el comportamiento del tipo de cambio.

Ecuación 5 RENDIMIENTOS LOGARITMICOS

$$R_{t+1} = \ln\left(\frac{P_{t+1}}{p_t}\right) = \ln(p_{t+1}) - \ln(p_t)$$

Al generar el anterior proceso con el programa NumXL se estima la tabla de estadística descriptiva y el histograma para analizar si cumple con las características del modelo de heteroscedasticidad condicional Auto-Regresiva, se repite el procedimiento con el rendimiento al cuadrado calculando el modelo ARCH y el análisis de correlograma. Del mismo modo con el programa del Excel se realiza la modelación de los modelos GARCH (1,1) y EGARCH (1,1) calibrando y obteniendo los resultados de la volatilidad que sufren las series.

Calculado el proceso de los modelos ARCH, GARCH Y EGARCH con las series de estudio (BRIC) se analiza las diferencias que conllevan estos con el fin de lograr identificarlos y detectar los cambios en la volatilidad de acuerdo a los patrones establecidos en la historia de las series.

8.1. Estimación de la volatilidad de los mercados emergentes aplicando el método GARCH.

La estimación de la volatilidad de los mercados emergentes BRIC se realiza con el cálculo de rendimientos logarítmicos $R_{t+1} = \ln\left(\frac{P_{t+1}}{p_t}\right) = \ln(p_{t+1}) - \ln(p_t)$ para la estabilidad de la varianza.

Ilustración 1 *Calculo de rendimientos logarítmicos de las series BRIC*

	A	B	C
1	Date	Adj Close	% R
2	21/12/2017	3.296.500	
3	22/12/2017	3.306.800	0,0031197
4	25/12/2017	3.338.000	0,0093909
5	26/12/2017	3.335.500	-0,0007492
6	27/12/2017	3.309.700	-0,007765
7	28/12/2017	3.313.300	0,0010871
8	29/12/2017	3.311.100	-0,0006642
9	1/01/2018	3.307.600	-0,0010576
10	2/01/2018	3.311.000	0,0010274
11	3/01/2018	3.257.800	-0,0161981
12	4/01/2018	3.235.500	-0,0068686
13	5/01/2018	3.233.100	-0,000742
14	8/01/2018	3.226.600	-0,0020125
15	9/01/2018	3.239.000	0,0038357
16	10/01/2018	3.246.800	0,0024053
17	11/01/2018	3.226.400	-0,0063029
18	12/01/2018	3.214.000	-0,0037885

$$R_{t+1} = \ln\left(\frac{P_{t+1}}{p_t}\right) = \ln(p_{t+1}) - \ln(p_t)$$

$$R_{t+1} = +\text{LN}(B3/B2)$$

Fuente 1 *Elaboración propia*

En la ilustración 2 se puede ver la volatilidad que surge en los países emergentes (BRIC) tras el cálculo de los rendimientos.

Ilustración 2 Rendimientos diarios de las series BRIC.



Fuente 2 Elaboración Propia.

En contraste se puede diferenciar que los rendimientos diarios de Rusia hay volatilidad baja en un constante tiempo y en el año 2022 presenta volatilidad alta tras los sucesos de la guerra con ucrania presentando fluctuaciones financieras.

Por otro lado, (Infobae, 2020) afirma: “La actividad económica en Brasil se retrajo un 9,73% en abril frente a marzo como consecuencia de la paralización provocada por la pandemia de la COVID-19, según un indicador divulgado este jueves por el Banco

Central”. Con este suceso el país presento volatilidad alta en el momento de distanciamiento social adaptadas por el gobierno, en consecuencia, los demás países también presentaron tras este suceso volatilidades altas, en India durante el confinamiento presento una caída de 23.9% del PIB durante abril- junio en comparación con el año anterior que se observa fluctuaciones bajas.

Según el (Banco Santander, S.A, 2023) China tiene uno de los crecimientos del PIB más rápidos del mundo, en 2020 el crecimiento económico se ralentizó abruptamente al 2,3%, frente al 6,1% de 2019, debido al impacto de la pandemia del COVID-19.

Al revisar los precios de cierre y los rendimientos es importante tener en cuenta las especificaciones y estimaciones que necesitamos para el desarrollo de los modelos ARCH(q) y GARCH (p, q). La base de datos se obtiene de la plataforma” Yahoo Finance” comprendiendo cuatro divisas. Cada divisa incluye 1304 observaciones diarias, estas mismas se usan para obtener la tabla estadística con la información de:

Promedio, Desviación Estándar, la Simetría y la Curtosis.

Tabla 1. Resumen estadístico de las series de rendimientos de los mercados emergentes BRIC.

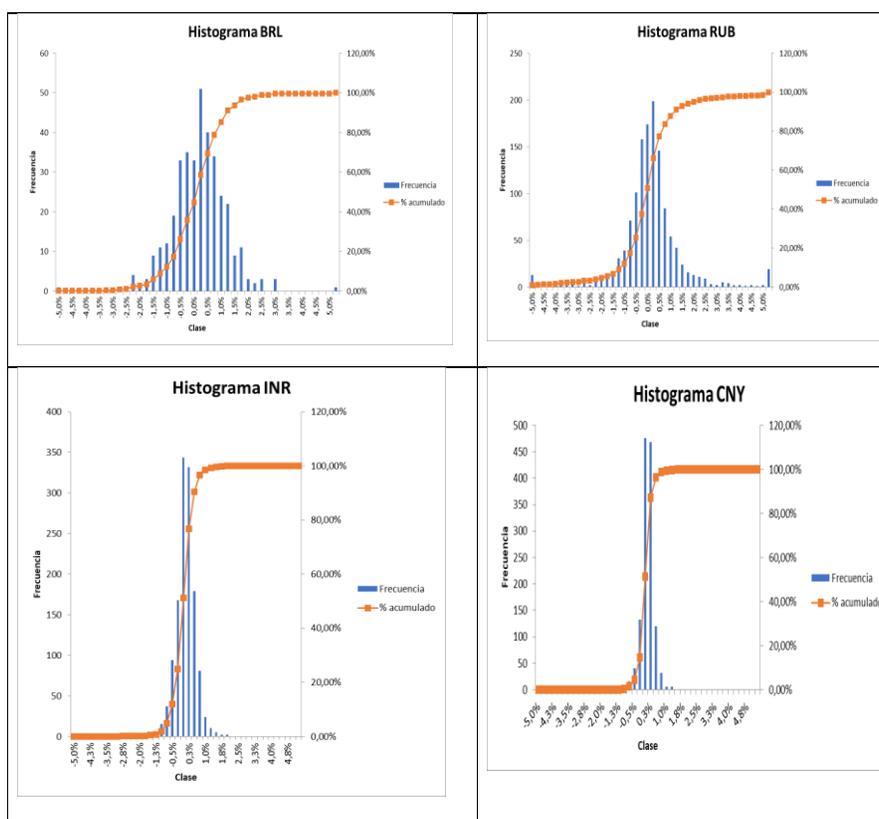
	Promedio	Desv. Est	Coef. Asim	Curtosis
Brasil	0,000349171	0,011155607	0,05	3,12
Rusia	0,000150612	0,041009787	0,17	192,85
India	-0,000198815	0,004428434	-0,41	3,58
China	-4,54725E-05	0,002881629	0,19	4,84

Fuente 3 Elaboración propia.

La tabla 1 muestra que todas las series de rendimientos logarítmicos presentan curtosis altas llamadas leptocúrtica, hay una gran concentración de valores alrededor a la media ($G_2 > 3$). El coeficiente de asimetría es positivo para la mayoría de las series y negativo para India indicando una distribución unilateral en otras palabras la distribución se extiende solamente a una dirección. Las desviaciones estándar indican la existencia de volatilidades no constantes.

En la ejecución las colas pesadas significan que existen mayor oportunidad de obtener valores alcistas alejados de la media que la que existiría en una distribución normal. Este hecho se puede ver en la ilustración 2, estos resultados gráficos pueden ser confirmados por las estadísticas descriptivas de cada serie presentadas en la Tabla 1.

Ilustración 3 Histogramas de los rendimientos de las series.

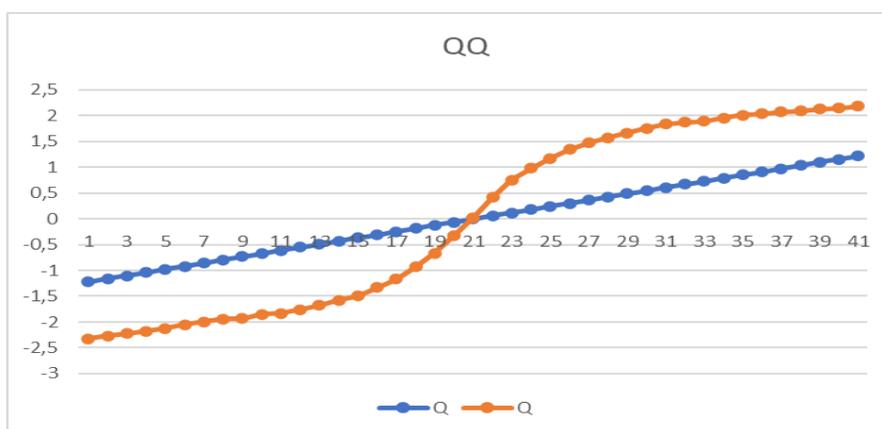


Fuente 4 Elaboración propia.

Como era de esperar, la Tabla 1 y la ilustración 3 refuerzan la justificación a favor de rendimientos diarios anormales.

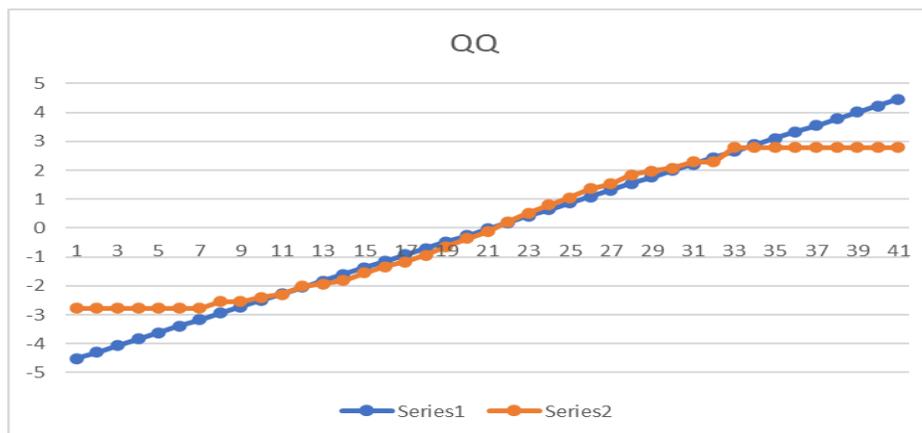
Las anomalías en las distribuciones de rendimiento también se pueden observar gráficamente utilizando un gráfico de probabilidad normal. Este gráfico muestra la relación entre el tamaño de muestra de una distribución normal y el tamaño teórico, si las muestras provienen de una distribución normal, los puntos de muestra deben estar en línea recta.

Ilustración 4 *QQ-plots de los rendimientos de la serie RUB/USD*



Fuente 5 Elaboración propia.

Ilustración 5 *QQ-plots de los rendimientos de la serie BRL/USD*

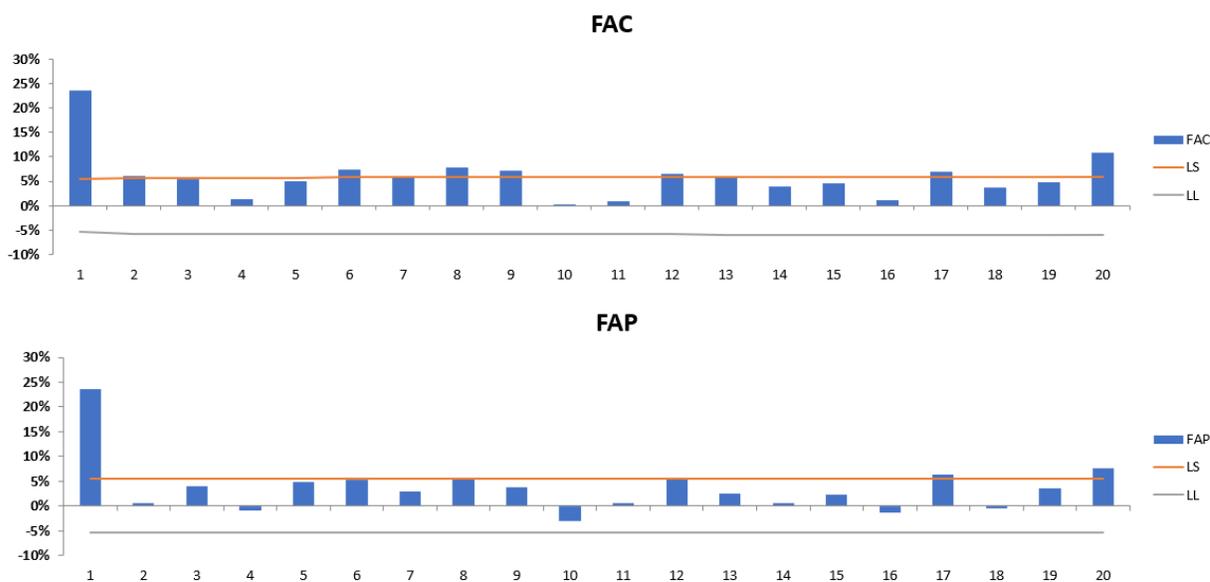


Fuente 6 Elaboración propia.

En la ilustración 4 y 5 muestra claramente cómo la distribución tiene colas más pesadas ("colas gordas") que la distribución gaussiana⁵. En otras palabras, la probabilidad de sesgo de la distribución empírica de rendimientos es mucho mayor de lo que cabría esperar de una distribución normal.

Por otra parte, también se ha observado que, para las series de rendimientos del estudio, tiene una fuerte correlación entre la volatilidad durante un periodo determinado y la volatilidad pasada con una regularidad sorprendente. La función de autocorrelación (ACF) de rendimientos cuadrados es una forma sencilla de identificar la analogía lineal entre las fluctuaciones a lo largo del tiempo.

Ilustración 6 Correlación de la volatilidad de los rendimientos de la serie BRL/USD



Fuente 7 Elaboración propia.

⁵ Distribución gaussiana se utiliza en ocasiones para referirse a la distribución normal.

La ilustración 6 muestra la existencia de correlaciones entre diferentes periodos de volatilidad de las rentabilidades. esto quiere decir que está relacionado con los valores pasados; hay presencia de volatilidad agrupada.

Con este hecho implica que la volatilidad presenta efecto ARCH, el modelo más utilizado para el cálculo de la volatilidad es el GARCH (1, 1) donde

Ecuación 6 GARCH (1, 1)

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

Con la ecuación 6 se realiza para hallar los parámetros $\mu, \alpha_0, \alpha_1, \beta_1$ ⁶ que nos servirá para pronosticar la volatilidad condicional.

Ilustración 7 Implementación del modelo GARCH (1, 1)

Fuente 8 Excel, herramienta NumXL

⁶ Las siguientes letras griegas hacen referencia a “ μ ” la media, “ α ” nivel de significancia y “ β ” probabilidad.

Una de las limitaciones que posee el modelo es que la varianza condicionada responde de la misma manera a los retornos positivos que a los negativos. De ese modelo se implementa el modelo EGARCH (1, 1) para recoger los efectos de apalancamiento observados en la serie.

(Novales, 2013) El modelo EGARCH al estar especificado para el logaritmo de la varianza no precisa de restricciones de signo para ninguno de los parámetros.

Ilustración 8 Modelo GARCH (p, q) de la serie BRL/USD

GARCH(1,1)			Bondad de Ajuste		
Param		Valor	Verosimilitud	AIC	Revisar
μ		0,00	4059,18	-8112,36	1
α_0		0,00			0,99999
α_1		0,09			
β_1		0,86			
			VL		
			0,01116245		

Fuente 9 Elaboración propia.

Ilustración 9 Modelo EGARCH de la serie BRL/USD

EGARCH(1,1)			Bondad de Ajuste		
Param		Valor	Verosimilitud	AIC	Revisar
μ		0,00	4064,26	-8118,52	1
α_0		-0,23			0,99999
α_1		0,09			
γ_1		0,41			
β_1		0,98	VL		
				0,01195561	

Fuente 10 Elaboración propia.

En la ilustración 8 el modelo GARCH (1, 1) de la serie BRL/USD presenta una

verosimilitud de 4059,18 en comparación del modelo EGARCH (1, 1) de 4064,26, el criterio de información Akaike (AIC) reconoce la relación entre la exactitud y complejidad de los modelos, de acuerdo con el AIC varios modelos pueden ser clasificados, el modelo que tenga el mínimo AIC es el mejor de implementar. De acuerdo a lo anterior el de menor AIC es EGARCH (1, 1) con -8118,52 con una diferencia de 6,16 con el modelo GARCH.

Con lo anterior se puede pronosticar cual de los modelos es mas acertado ante el riesgo que pueda surgir en la divisa, la verosimilitud nos puede acercar a una probabilidad de tendencia alcista o bajista, si es cierta la estimación que se efectuó en el desarrollo de los modelos.

8.2. Análisis del punto diferenciador que surge en los mercados emergentes cuando se estudia con el método ARCH Y GARCH.

Los modelos ARCH(q) y GARCH (p, q) propuestos para investigar la volatilidad de series financieras, recogen de forma adecuada las peculiaridades de distribuciones de colas gruesas y de clúster o agrupamientos de volatilidades.

“El modelo ARCH (q) describe la predicción de la varianza como una función de las variables observables actuales del modelo, se propuso usar medias ponderadas de los cuadrados de los errores de predicción del pasado, estas ponderaciones pueden conceder mayor influencia a la información reciente y restarle peso al pasado no muy cercano”.
(Castaño, 2010)

El modelo GARCH (p, q) es una difusión del modelo ARCH donde la varianza condicional depende de los p cuadrados pasados de la innovación, pero también de los valores pasados de q de la varianza, es decir como un modelo simétrico que tiene en cuenta la varianza condicionada en cada etapa del estudio. Por lo tanto, el modelo GARCH no es

más que una mejor intención para modelar la volatilidad y conlleva dos características importantes, exceso de curtosis y volatilidad de las series financieras.

Como se presentó en la tabla 1 estas presentan exceso de curtosis y volatilidades bajas y altas, en el desarrollo de los modelos de volatilidad no constante la aplicación del modelo GARCH (1, 1) se utilizó el esquema EWMA para estimar las varianzas de las rentabilidades diarias, en la realización de las series se estima el parámetro de la suavización para el esquema de ponderación exponencial con $\lambda = 0,94$ para generar volatilidad de las rentabilidades, sin media.

Ilustración 10 Análisis Residual del Modelo GARCH de la serie BRL/USD

Análisis Residual (estandarizado)							
	PROMEDIO	DESV.STD	Sesgar	Curtosis	Ruido?	Normal?	ARCH?
	0,01	1,00	-0,01	1,60	VERDADERO	FALSO	FALSO
Objetivo	0,00	1,00	0,00	0,00			
Significado	FALSO	FALSO	FALSO	VERDADERO			

Fuente 11 Elaboración propia

Ilustración 11 Análisis Residual del Modelo EGARCH de la serie BRL/USD

Análisis Residual (estandarizado)							
	PROMEDIO	DESV.STD	Sesgar	Curtosis	Ruido?	Normal?	ARCH?
	0,00	1,01	0,17	2,17	FALSO	FALSO	VERDADERO
Objetivo	0,00	1,00	0,00	0,00			
Significado	FALSO	FALSO	VERDADERO	VERDADERO			

Fuente 12 Elaboración propia.

Los modelos presentados en las ilustraciones 10 y 11 al estimar el análisis residual se puede observar que el modelo GARCH presenta ruido blanco, una distribución no normal y

no hay efecto de ARCH esto puede significar que el modelo está presentando homocedasticidad a contrario de heterocedasticidad, presentando una varianza constante a lo largo del tiempo. En otras palabras, no hay evidencia de que la volatilidad de la serie está cambiando significativamente con el tiempo, aunque los residuos sean completamente aleatorios es posible que el modelo no este capturando completamente la volatilidad en la serie de tiempo, mientras que en el análisis residual del modelo EGARCH no presenta Ruido Blanco, tiene una distribución no-normal y presenta efecto ARCH esto indica que el modelo presenta autocorrelación o heterocedasticidad condicional, implica que la serie de tiempo no es constante y cambia con el tiempo. El hecho de que el modelo EGARCH tenga un efecto ARCH indica que el modelo puede capturar la dependencia temporal de la variabilidad de la serie temporal y que el modelo es adecuado para modelar series temporales que varían en el tiempo.

Tabla 2 Volatilidad Condicional Logarítmica de las series.

	GARCH (1, 1)	EGARCH (1, 1)
BRASIL	1,116%	1,196%
RUSIA	1,647%	7,457%
INDIA	0,423%	0,432%
CHINA	0,306%	0,325%

Fuente 13 Elaboración propia.

La volatilidad condicional es importante en el análisis de series temporales financieras porque permite estimar la incertidumbre asociada con los rendimientos futuros

de un activo financiero. La volatilidad condicional se utiliza a menudo en la gestión de riesgos financieros y en la valoración de instrumentos financieros que se ven afectados por la volatilidad.

En la tabla 2 se identifica que la volatilidad condicional del modelo GARCH es menor a la del modelo EGARCH esto puede indicar que el modelo capta la asimetría de la volatilidad de los rendimientos de los mercados emergentes (BRIC) mejor que el modelo GARCH, proporcionando mejores predicciones de la volatilidad futura en la serie de estudio.

8.3. Ventajas y desventajas en el comportamiento del modelo ARCH y GARCH en los mercados emergentes

El modelo ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) es una técnica estadística utilizada para modelar la volatilidad en series de tiempo, incluyendo los precios de los activos en los mercados financieros de los países emergentes BRIC (Brasil, Rusia, India y China). A continuación, se presentan algunas ventajas y desventajas de utilizar el modelo ARCH en los mercados emergentes BRIC:

1. El modelo ARCH permite modelar la volatilidad en los mercados emergentes BRIC, lo que puede ser útil para predecir futuros movimientos de precios y riesgos, modelando la heteroscedasticidad condicional.
2. Nos permite modelar la varianza de la serie que dependa de su propia historia, es adaptable a diferentes distribuciones de error siendo más flexible y adaptable a diferentes circunstancias.

3. Al modelar la volatilidad, el modelo ARCH puede mejorar significativamente la precisión de las predicciones en comparación con otros modelos de series de tiempo que no tienen en cuenta la heteroscedasticidad.

Desventajas

1. Para que el modelo ARCH sea efectivo, es preciso contar con una cantidad suficiente de datos históricos para estimar los parámetros del modelo. En los mercados emergentes BRIC, los datos pueden ser limitados debido a la falta de transparencia y regulación en algunos mercados.
2. Los mercados emergentes BRIC pueden experimentar volatilidad exagerada debido a factores políticos, económicos y sociales, lo que puede afectar la precisión de las predicciones del modelo ARCH.
3. El modelo ARCH puede ser susceptible al sobreajuste si se ajusta demasiado a los datos históricos, lo que puede afectar la precisión de las predicciones en el futuro.

A continuación, se presentan algunas ventajas y desventajas de utilizar el modelo

GARCH en los mercados emergentes BRIC:

1. El modelo GARCH es una extensión del modelo ARCH y permite modelar la volatilidad de manera más precisa. Puede capturar las correlaciones de la volatilidad a lo largo del tiempo y hacer un mejor pronóstico de la volatilidad futura en los mercados emergentes BRIC.
2. El modelo GARCH es flexible y puede adaptarse a diferentes distribuciones de error, lo que lo hace adecuado para diferentes situaciones y mercados.

3. Al modelar la volatilidad de manera más precisa, el modelo GARCH puede mejorar significativamente la precisión de las predicciones en comparación con otros modelos de series de tiempo que no tienen en cuenta la heteroscedasticidad.

Desventajas

1. Al igual que con el modelo ARCH, para que el modelo GARCH sea efectivo, es necesario tener una cantidad suficiente de datos históricos para estimar los parámetros del modelo. En los mercados emergentes BRIC, los datos pueden ser limitados debido a la falta de transparencia y regulación en algunos mercados.
2. Los mercados emergentes BRIC experimentan volatilidad exagerada debido a factores políticos, económicos y sociales, lo que puede afectar la precisión de las predicciones del modelo GARCH.
3. Al igual que con el modelo ARCH, el modelo GARCH puede ser susceptible al sobreajuste si se ajusta demasiado a los datos históricos, lo que puede afectar la precisión de las predicciones en el futuro.

En resumen, al implementar estos dos modelos tanto el modelo GARCH como el modelo ARCH son técnicas ventajosas para modelar la volatilidad en los mercados financieros de los países emergentes BRIC, pero también hay que tener en cuenta que estos modelos tienen limitaciones lo que nos puede afectar la precisión para evaluar la volatilidad de los retornos financieros.

El modelo EGARCH (Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) es una extensión más avanzada al modelo GARCH al usarlo en los mercados emergentes BRIC identificamos las siguientes ventajas y desventajas.

1. Proporciona un mejor modelado de la asimetría de la volatilidad: el modelo EGARCH puede modelar la asimetría de la volatilidad, es decir, la volatilidad responde de manera diferente a los shocks positivos y negativos. En los mercados emergentes BRIC, la volatilidad puede verse afectada por eventos políticos, económicos y sociales, y el modelo EGARCH puede comprender mejor la asimetría de la volatilidad.
2. Modelado de la persistencia de la volatilidad: los modelos EGARCH también pueden modelar la persistencia de la volatilidad, la idea de que la volatilidad actual está influenciada por los valores de volatilidad anteriores. Esto es especialmente útil en los mercados emergentes BRIC donde la volatilidad de los eventos macroeconómicos y políticos puede ser muy persistente.
3. Capacidad para modelar diferentes distribuciones de error: los modelos EGARCH pueden modelar diferentes distribuciones de error, lo que los hace adecuados para diferentes situaciones y mercados.

Desventajas

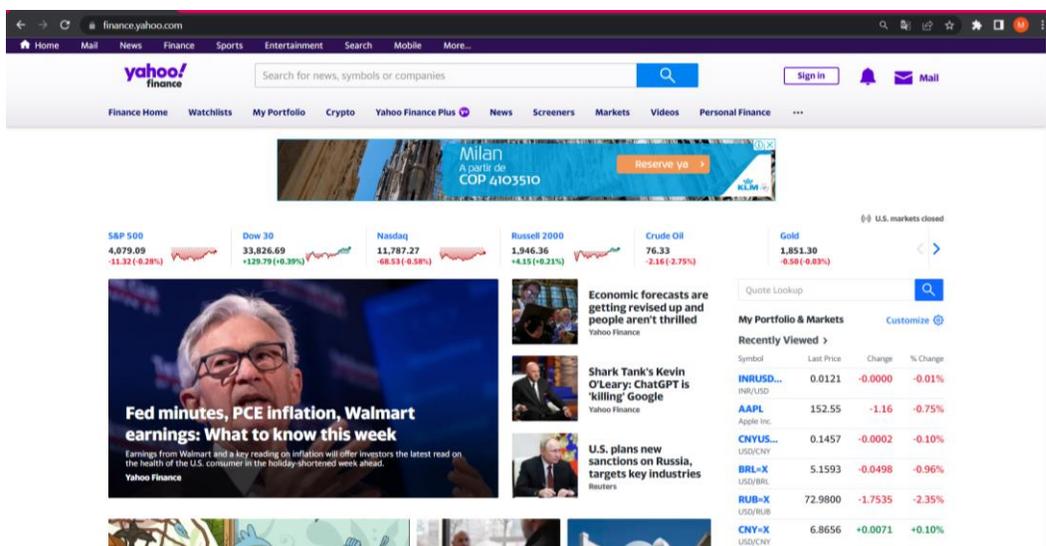
1. Al igual que los otros modelos de series de tiempo, el modelo EGARCH requiere una cantidad suficiente de datos históricos para estimar los parámetros del modelo de manera efectiva. En los mercados emergentes BRIC, puede haber una falta de transparencia y regulación en algunos mercados, lo que limita la disponibilidad de datos.
2. Riesgo de sobreajuste: El modelo EGARCH puede ser susceptible al sobreajuste si se ajusta demasiado a los datos históricos, lo que puede afectar la precisión de las predicciones en el futuro.

3. Incapacidad para modelar cambios repentinos en la volatilidad: el modelo EGARCH no puede modelar cambios repentinos en la volatilidad, lo que puede ser un problema en los mercados emergentes BRIC donde la volatilidad puede cambiar rápidamente en respuesta a eventos políticos y económicos.

Se presenta la siguiente cartilla como una herramienta de conocimiento para estimar modelos de Volatilidad no Constante con base en lo anterior para dar a conocer el paso a paso la funcionalidad del programa NumXL.

1. Ingresar a la página de YAHOO FINANCE. <https://finance.yahoo.com/>

Ilustración 12 Página principal de Yahoo! Finance



Fuente: (Yahoo finance, s.f.)

Al acceder a la página nos dirigimos al buscador para acceder a la divisa o empresa a la que se va a realizar el análisis, para poder recopilar información. Se desarrollará con la divisa perteneciente a los mercados emergentes, el cual será objetivo para encontrar los resultados de volatilidad. La búsqueda se puede realizar por los símbolos establecidos, en este contexto se usará la divisa de Sudáfrica con el símbolo ZAR.

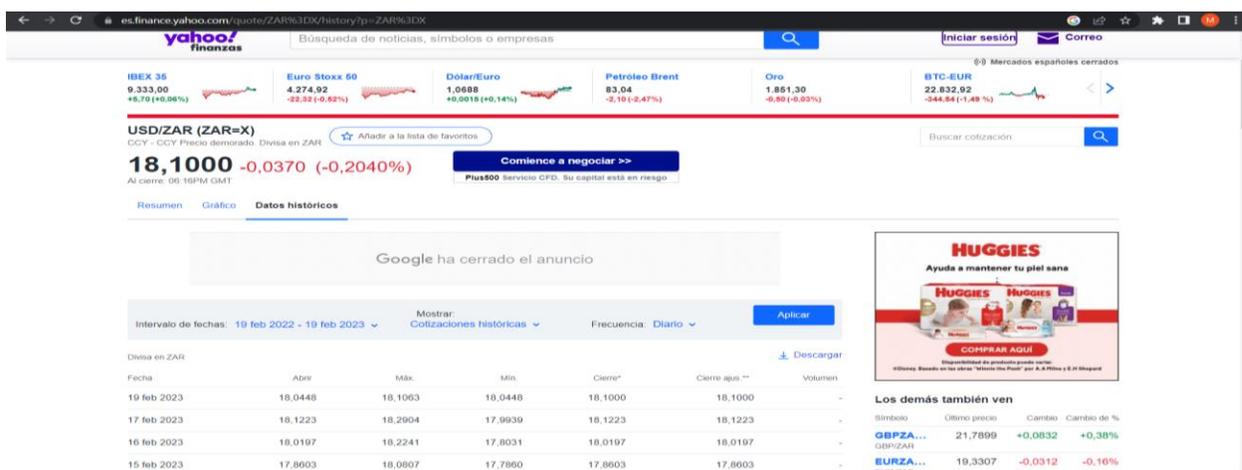
Ilustración 13 Pagina Yahoo! Finance, datos ZAR/USD



Fuente: (Yahoo finance, s.f.)

En la página se puede obtener información conveniente que se debe tener en cuenta para el siguiente análisis, para la investigación se utilizará los datos históricos.

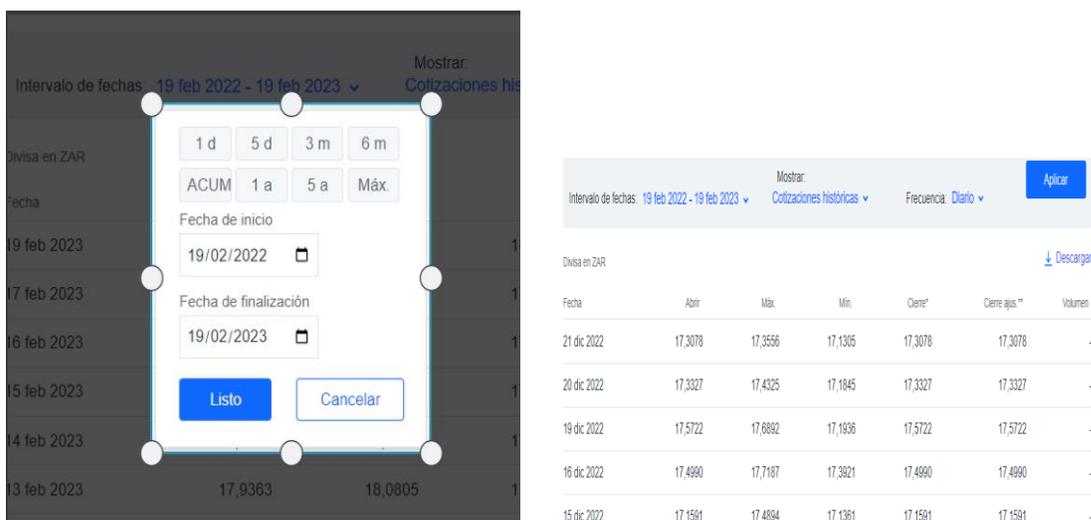
Ilustración 14 Yahoo! finance, ZAR datos historicos



Fuente: (Yahoo finance, s.f.)

A continuación, la función “Intervalos de fechas” seleccionamos el rango de datos que necesitamos, en este caso de 5 años con el fin de tener mayoría de datos para predecir mejor la volatilidad y manejaremos una frecuencia diaria. Posteriormente se procede a descargar los datos que hemos preestablecido.

Ilustración 15 Intervalos de fechas de los datos históricos



The image shows a financial data interface. On the left, a date range selection dialog is open, showing the interval from 19/02/2022 to 19/02/2023. The dialog includes options for frequency (1 d, 5 d, 3 m, 6 m) and accumulation (ACUM, 1 a, 5 a, Máx.). Below the dialog, a table of historical data is visible, showing dates from 13 feb 2023 to 19 feb 2023 and corresponding values.

Fecha	Abir	Máx.	Mín.	Cierre*	Cierre ajus.**	Volumen
21 dic:2022	17,3078	17,3556	17,1305	17,3078	17,3078	-
20 dic:2022	17,3327	17,4325	17,1845	17,3327	17,3327	-
19 dic:2022	17,5722	17,6892	17,1936	17,5722	17,5722	-
16 dic:2022	17,4990	17,7187	17,3821	17,4990	17,4990	-
15 dic:2022	17,1581	17,4894	17,1361	17,1581	17,1581	-

La información es descargada en formato de Excel, al abrirla esta se encontrará agrupada en solo una columna, para ordenar los datos correctamente seleccionamos la columna A, nos dirigimos a la pestaña o ventana de “DATOS”, en el grupo de comandos “herramientas de datos” y seleccionamos texto en columna.

Ilustración 16 Datos descargados de Yahoo! Finance

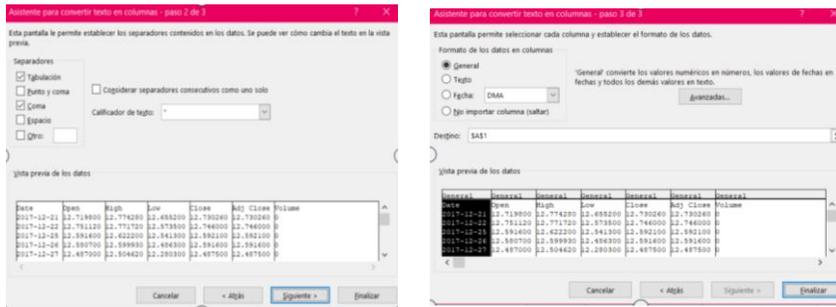
The image shows the 'Text to Columns' wizard in Microsoft Excel. The wizard is set to 'Delimited' and 'Comma' is selected as the separator. The data from the wizard is shown in a table on the right.

	A	B
1	Date,Open,High,Low,Close,A	
2	2017-12-21,12.719800,12.77	
3	2017-12-22,12.751120,12.77	
4	2017-12-25,12.591600,12.62	
5	2017-12-26,12.580700,12.59	
6	2017-12-27,12.487000,12.50	
7	2017-12-28,12.252800,12.38	
8	2017-12-29,12.395700,12.40	
9	2018-01-01,12.357400,12.35	
10	2018-01-02,12.387100,12.46	
11	2018-01-03,12.433000,12.49	
12	2018-01-04,12.361050,12.39	
13	2018-01-05,12.288300,12.39	
14	2018-01-08,12.298600,12.46	
15	2018-01-09,12.373500,12.45	
16	2018-01-10,12.331800,12.53	
17	2018-01-11,12.421200,12.49	
18	2018-01-12,12.367500,12.45	

Fuente 14 Elaboración propia.

Al proceder, texto de columna esta estima que los datos están delimitados por caracteres de coma o tabulaciones que separan campos, este ingresa una nueva visualización de los datos, al lado izquierdo en la opción separadores seleccionamos las casillas de tabulación y de coma, después seleccionamos el comando de la forma que deseamos los datos (general, en texto o en fechas).

Ilustración 17 Ventana de Excel de texto columnas



Fuente 15 Excel

Al tener los datos ya ordenados procedemos a eliminar las columnas que no son necesarias para el desarrollo de los modelos, en este campo solamente utilizaremos la columna de las fechas y la columna de los precios de cierre ajustados.

Ilustración 18 Datos históricos ZAR/USD

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
21/12/2017	12.719.800	12.774.280	12.655.200	12.730.260	12.730.260	0
22/12/2017	12.751.120	12.771.720	12.573.500	12.746.000	12.746.000	0
25/12/2017	12.591.600	12.622.200	12.541.300	12.592.100	12.592.100	0
26/12/2017	12.580.700	12.599.930	12.486.300	12.591.600	12.591.600	0
27/12/2017	12.487.000	12.504.620	12.280.300	12.487.500	12.487.500	0
28/12/2017	12.252.800	12.382.320	12.232.400	12.252.400	12.252.400	0
29/12/2017	12.395.700	12.406.820	12.268.600	12.395.500	12.395.500	0
1/01/2018	12.357.400	12.357.400	12.356.800	12.319.990	12.319.990	0
2/01/2018	12.387.100	12.464.220	12.251.400	12.387.000	12.387.000	0
3/01/2018	12.433.000	12.498.250	12.313.700	12.435.620	12.435.620	0
4/01/2018	12.361.050	12.397.020	12.230.600	12.361.000	12.361.000	0
5/01/2018	12.288.300	12.397.900	12.262.300	12.287.200	12.287.200	0
8/01/2018	12.298.600	12.463.670	12.280.700	12.295.540	12.295.540	0
9/01/2018	12.373.500	12.457.370	12.287.300	12.372.400	12.372.400	0
10/01/2018	12.331.800	12.539.580	12.324.200	12.331.500	12.331.500	0
11/01/2018	12.421.200	12.496.180	12.394.600	12.419.000	12.419.000	0
12/01/2018	12.367.500	12.458.400	12.347.700	12.378.390	12.378.390	0
15/01/2018	12.369.180	12.387.200	12.256.800	12.368.620	12.368.620	0
16/01/2018	12.287.700	12.356.270	12.193.100	12.287.300	12.287.300	0

Fuente 16 Elaboración propia

Los datos recopilados de esta serie serán sometidos a estudios de fórmulas estadísticas para medir su rentabilidad en la margen de tiempo en el que seleccionamos, e intentando

realizar una proyección de posible fluctuación, de esta manera para observar que tan volátil puede ser a futuro y que tanto riesgo presenta para los inversionistas.

A continuación, se procede a realizar el cálculo de rentabilidad logarítmica, usando los precios de cierre de la divisa ZAR/USD para el periodo 21/12/2017 hasta el 21/12/2022 con un total de 1305 datos.

Ecuación 7 Rendimientos logarítmicos

$$R_{t+1} = \ln\left(\frac{P_{t+1}}{p_t}\right) = \ln(p_{t+1}) - \ln(p_t)$$

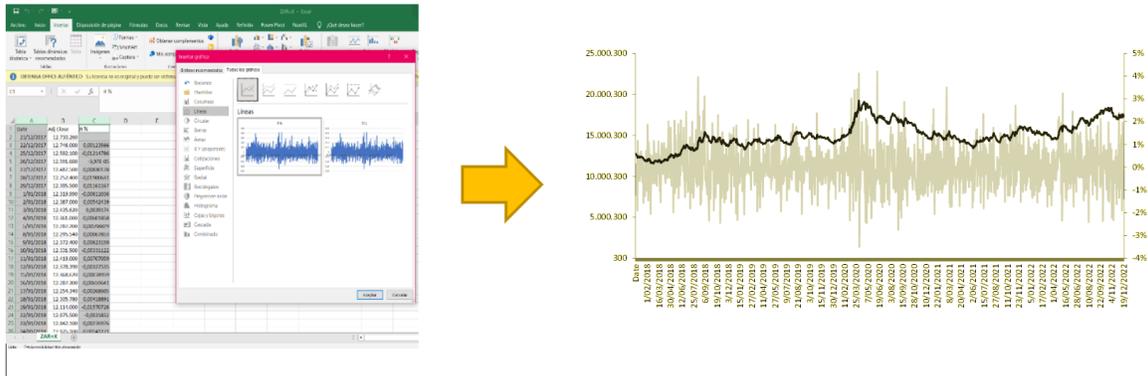
Ilustración 19 Estimación de Rendimientos

A	B	C	D
Date	Adj Close	R %	
21/12/2017	12.730.260		
22/12/2017	12.746.000	=LN(B3/B2)	
25/12/2017	12.592.100	LN(número)	
26/12/2017	12.591.600		
27/12/2017	12.487.500		
28/12/2017	12.252.400		
29/12/2017	12.395.500		
1/01/2018	12.319.990		
2/01/2018	12.387.000		
3/01/2018	12.435.620		
4/01/2018	12.361.000		
5/01/2018	12.287.200		
8/01/2018	12.205.500		

Fuente 17 Elaboración propia

Se traza el gráfico de los rendimientos calculados y de los precios diarios con el fin de visualizar la volatilidad de la serie, con el gráfico se puede investigar que hechos económicos o políticos afecto a la serie en tales fechas, por ejemplo, el suceso de la pandemia afecto con fluctuaciones altas el 02/20.

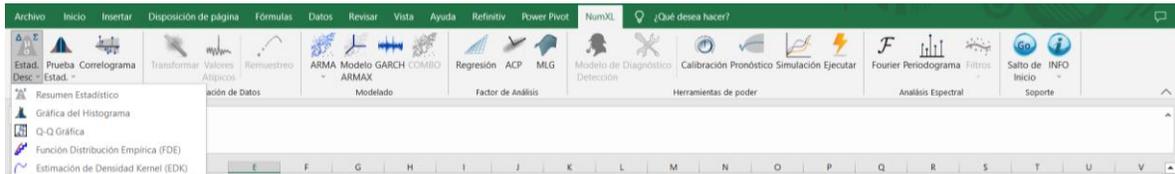
Ilustración 20 Grafico de Rendimientos esperados



Fuente 18 Elaboración propia.

Tras la estimación de los rendimientos logarítmicos y su respectiva gráfica, se ingresa al programa NumXL, es un complemento para analizar series de tiempo con herramientas econométricas y estadísticas de primera clase, con este se procederá a realizar un resumen estadístico, ubicado al lado izquierdo del grupo de resumen estadístico.

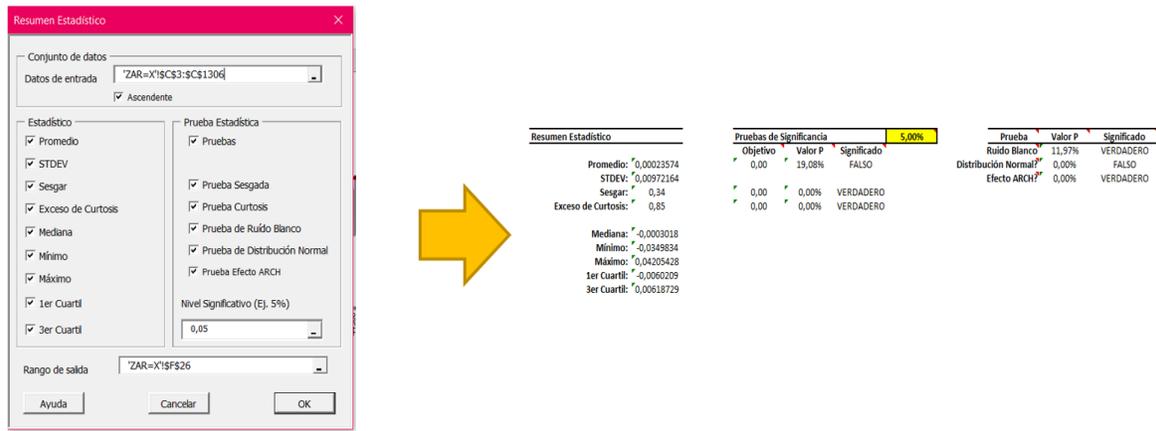
Ilustración 21 Herramienta de Excel NumXL



Fuente 19 Excel, programa NumXL

Para crear el resumen estadístico es necesario calcular los rendimientos logarítmicos, estos será los datos de entrada para tener su respectivo análisis estadístico con el fin de comprender mejor la distribución subyacente de la muestra de datos, el programa realiza una serie de comprobaciones de validación de datos y esta genera la tabla de resumen estadístico para su respectivo análisis.

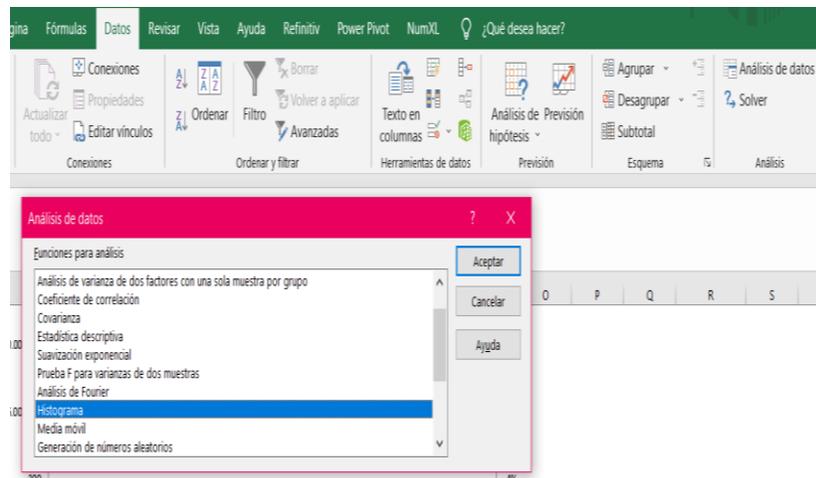
Ilustración 22 NumXL, Resumen estadístico



Fuente 20 Elaboración propia

Seguidamente nos dirigimos a la ventana de datos, con el fin de usar el comando de análisis de datos para emplear la función de histograma

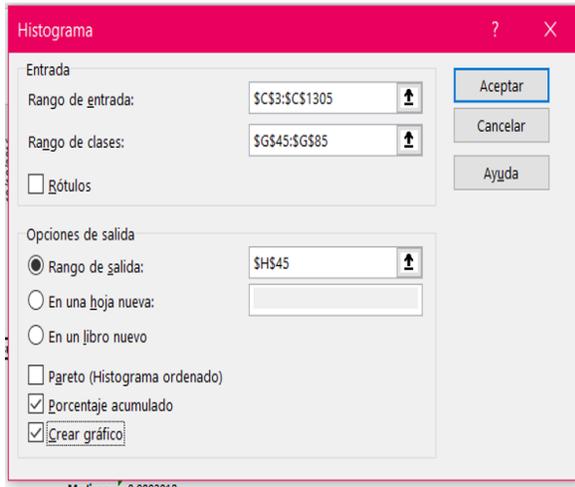
Ilustración 23 Herramienta de Excel, análisis de datos.



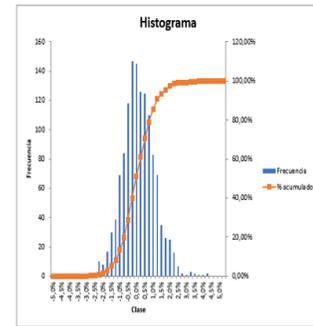
Fuente 21 Excel

Al seleccionar la función de histograma se utiliza como rangos de entrada los datos de la rentabilidad y los bins como rango de clases, además como conjunto de “opciones de salida” optamos por porcentaje acumulado y creación de grafico para representar la distribución de frecuencias de la muestra de datos.

Ilustración 24 Función Histograma



bins	Clase	Frecuencia	% acumulado	Q	q
-5,0%	-5,0%	0	0,00%		
-4,8%	-4,8%	0	0,00%		
-4,5%	-4,5%	0	0,00%		
-4,3%	-4,3%	0	0,00%		
-4,0%	-4,3%	0	0,00%		
-3,8%	-4,0%	0	0,00%		
-3,5%	-3,8%	0	0,00%		
-3,3%	-3,5%	0	0,00%		
-3,0%	-3,3%	1	0,08%		
-2,8%	-3,0%	0	0,08%		
-2,5%	-2,8%	1	0,15%		
-2,3%	-2,5%	0	0,15%		
-2,0%	-2,3%	10	0,92%		
-1,8%	-2,0%	8	1,53%		
-1,5%	-1,8%	17	2,84%		
-1,3%	-1,5%	20	3,14%		
-1,0%	-1,3%	39	8,14%		
-0,8%	-1,0%	69	13,43%		
-0,5%	-0,8%	84	18,88%		
-0,3%	-0,5%	118	28,93%		
0,0%	-0,3%	147	40,21%		
0,3%	0,0%	145	51,34%		
0,5%	0,3%	126	61,01%		
0,8%	0,5%	125	70,61%		
1,0%	0,8%	110	79,05%		
1,3%	1,0%	83	83,42%		
1,5%	1,3%	69	90,71%		
1,8%	1,5%	35	91,40%		
2,0%	1,8%	26	95,40%		
2,3%	2,0%	25	97,31%		
2,5%	2,3%	16	98,54%		
2,8%	2,5%	7	99,08%		
...		



Fuente 22 Elaboración propia

Después de obtener el histograma, se realizará los cálculos de las QQ, para el primer Q de frecuencia se utiliza el tipo de clase, el promedio y la desviación estándar, se aplica la siguiente formula = ((R. Clase – promedio) /desviación estándar), para el segundo Q de frecuencia se inserta la función = **DISTR.NORM.ESTAND.INV(%acumulado)**

Ilustración 25 Q-Q plots

Resumen Estadístico	
Promedio:	0,00023574
STDEV:	0,00972164
Sesgar:	0,34
Exceso de Curtosis:	0,85
Mediana:	-0,0003018
Mínimo:	-0,0349834
Máximo:	0,04205428
1er Cuartil:	-0,0060209
3er Cuartil:	0,00618729

Pruebas de Significancia	
Objetivo	Valor P
0,00	19,08%
0,00	0,00%
0,00	0,00%

bins	Clase	Frecuencia	% acumulado	Q	Q
-5,0%	-5,0%	0	0,00%	=+(H46-S1530)/S1531	
-4,8%	-4,8%	0	0,00%		
-4,5%	-4,5%	0	0,00%		
-4,3%	-4,3%	0	0,00%		
-4,0%	-4,0%	0	0,00%		
-3,8%	-4,0%	0	0,00%		
-3,5%	-3,8%	0	0,00%		
-3,3%	-3,5%	0	0,00%		
-3,0%	-3,3%	1	0,08%		
-2,8%	-3,0%	0	0,08%		
-2,5%	-2,8%	1	0,15%		
-2,3%	-2,5%	0	0,15%		
-2,0%	-2,3%	10	0,92%		
-1,8%	-2,0%	8	1,53%		
-1,5%	-1,8%	17	2,84%		
-1,3%	-1,5%	20	3,14%		
-1,0%	-1,3%	39	8,14%		
-0,8%	-1,0%	69	13,43%		
-0,5%	-0,8%	84	18,88%		
-0,3%	-0,5%	118	28,93%		
0,0%	-0,3%	147	40,21%		
0,3%	0,0%	145	51,34%		
0,5%	0,3%	126	61,01%		
0,8%	0,5%	125	70,61%		
1,0%	0,8%	110	79,05%		
1,3%	1,0%	83	83,42%		
1,5%	1,3%	69	90,71%		
1,8%	1,5%	35	91,40%		
2,0%	1,8%	26	95,40%		
2,3%	2,0%	25	97,31%		
2,5%	2,3%	16	98,54%		
2,8%	2,5%	7	99,08%		
...		

Frecuencia	% acumulado	Q	Q
0	0,00%	-5,1674171	=+DISTR.NORM.ESTAND.INV(.146)
0	0,00%	-4,9102587	DISTR.NORM.ESTAND.INV(probabilidad)
0	0,00%	-4,6531003	
0	0,00%	-4,3959419	
0	0,00%	-4,1387836	
0	0,00%	-3,8816252	
0	0,00%	-3,6244668	
1	0,08%	-3,3673084	
0	0,08%	-3,11015	

Fuente 23 Elaboración propia

Siguiendo la creación del modelo se continuará a hallar el cuadrado de la diferencia, se tomarán los datos que se calcularon al principio (R%), después de calcular los rendimientos al cuadrado procedemos a realizar la estimación de resumen estadístico, utilizando los datos recién calculados.

Ilustración 27 Rendimientos al cuadrado

ate	Adj Close	R %	R%^2
1/12/2017	12.730.260		0
2/12/2017	12.746.000	0,0012357	=+C3^2
5/12/2017	12.592.100	-0,0121479	0,0001476
6/12/2017	12.591.600	-3,971E-05	1,577E-09
7/12/2017	12.487.500	-0,0083018	6,892E-05
8/12/2017	12.252.400	-0,0190063	0,0003612
9/12/2017	12.395.500	0,0116117	0,0001348
1/01/2018	12.319.990	-0,0061104	3,734E-05
2/01/2018	12.387.000	0,0054244	2,942E-05
3/01/2018	12.435.620	0,0039174	1,535E-05
4/01/2018	12.361.000	-0,0060186	3,622E-05
5/01/2018	12.287.200	-0,0059883	3,586E-05
8/01/2018	12.295.540	0,0006785	4,604E-07

Fuente 25 Elaboración propia

Ilustración 26 Resumen Estadístico de los Rendimientos al cuadrado

Fuente 24 Excel, programa NumXL

Ya con la estimación del resumen estadístico se procede a usar el comando correlograma para lograr identificar el orden del modelo, seleccionamos toda la columna de rendimientos al cuadrado.

Ilustración 28 Función Correlograma

Correlograma

Conjunto de datos
 Datos de entrada: 'ZAR=X!\$D\$3:\$D\$1305
 Ascendente

FAC
 Calcula FAC
 Maximo Lags: 20
 Límites superiores e inferiores?
 Gráfica de la Tabla?
 Método: Muestra FAC

FAP
 Calcula FAP
 Maximo Lags: 20
 Límites superiores e inferiores?
 Es una gráfica del cuadro?

Nivel Significativo (Ej. 5%): 0,05

Salida
 Rangos de la tabla: 'ZAR=X!\$H\$108
 Rangos de la gráfica: 'ZAR=X!\$P\$108

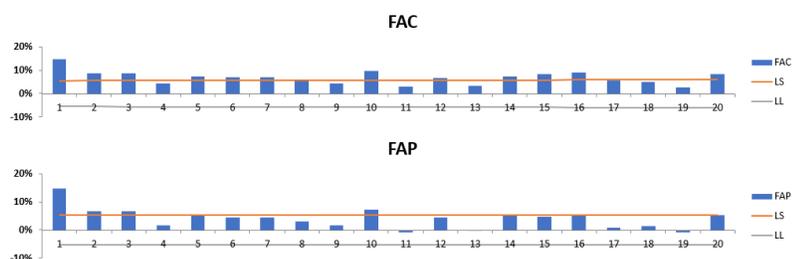
Ayuda Cancelar OK

Fuente 26 Excel, programa NumXL

Afirma (Benites, 2022) “Los correlogramas pueden darle una buena idea de si los pares de datos muestran o no autocorrelación. No se pueden usar para medir qué tan grande es esa autocorrelación”. Nos permite identificar si el modelo es viable.

Ilustración 29 Tabla de análisis de Correlograma

Lag	FAC	LS	LL	FAP	LS	LL
1	14,92%	5,43%	-5,43%	14,92%	5,43%	-5,43%
2	8,79%	5,55%	-5,55%	6,72%	5,43%	-5,43%
3	8,84%	5,59%	-5,59%	6,80%	5,43%	-5,43%
4	4,46%	5,63%	-5,63%	1,80%	5,43%	-5,43%
5	7,41%	5,64%	-5,64%	5,65%	5,43%	-5,43%
6	6,91%	5,67%	-5,67%	4,35%	5,43%	-5,43%
7	7,00%	5,70%	-5,70%	4,44%	5,43%	-5,43%
8	6,02%	5,72%	-5,72%	3,00%	5,43%	-5,43%
9	4,48%	5,74%	-5,74%	1,66%	5,43%	-5,43%
10	9,59%	5,75%	-5,75%	7,24%	5,43%	-5,43%
11	3,10%	5,80%	-5,80%	-0,76%	5,43%	-5,43%
12	6,83%	5,80%	-5,80%	4,41%	5,43%	-5,43%
13	3,39%	5,82%	-5,82%	-0,24%	5,43%	-5,43%
14	7,39%	5,83%	-5,83%	5,34%	5,43%	-5,43%
15	8,45%	5,86%	-5,86%	4,78%	5,43%	-5,43%
16	9,03%	5,89%	-5,89%	5,52%	5,43%	-5,43%
17	5,55%	5,93%	-5,93%	0,89%	5,43%	-5,43%
18	5,02%	5,95%	-5,95%	1,43%	5,43%	-5,43%
19	2,61%	5,96%	-5,96%	-0,96%	5,43%	-5,43%
20	8,27%	5,97%	-5,97%	5,43%	5,43%	-5,43%



Fuente 27 Elaboración propia

En una hoja nueva de Excel procedemos a desarrollar el modelo GARCH para este volvemos a copiar los datos de precio de cierre y la rentabilidad logarítmica, al tener los datos nuevamente se calcula WMA Y EWMA.

“La WMA, esencialmente, calcula el promedio de los valores de entrada dados durante períodos de tiempo específicos al dar mayor peso a los datos más recientes. Esto se hace multiplicando un factor de ponderación por el precio de cada barra en un conjunto dado y luego sumando los valores resultantes”. (2020)

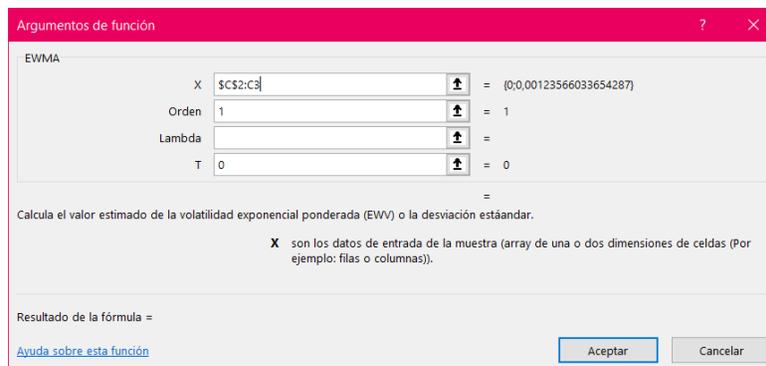
Ilustración 30 Función WMA



Fuente 28 Excel

El EWMA ayuda a estimar la volatilidad futura de una serie de tiempo y como esta cambia al transcurso del tiempo (Laboratorio Excel , s.f.)

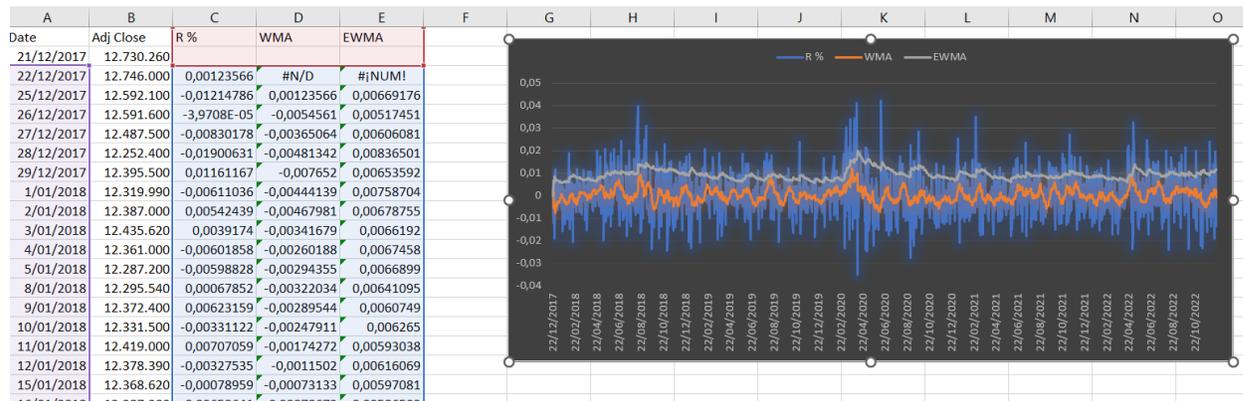
Ilustración 31 Función EWMA



Fuente 29 Excel

En seguida se crea la gráfica de los rendimientos, WMA y EWMA con el fin de visualizar los comportamientos que tienen.

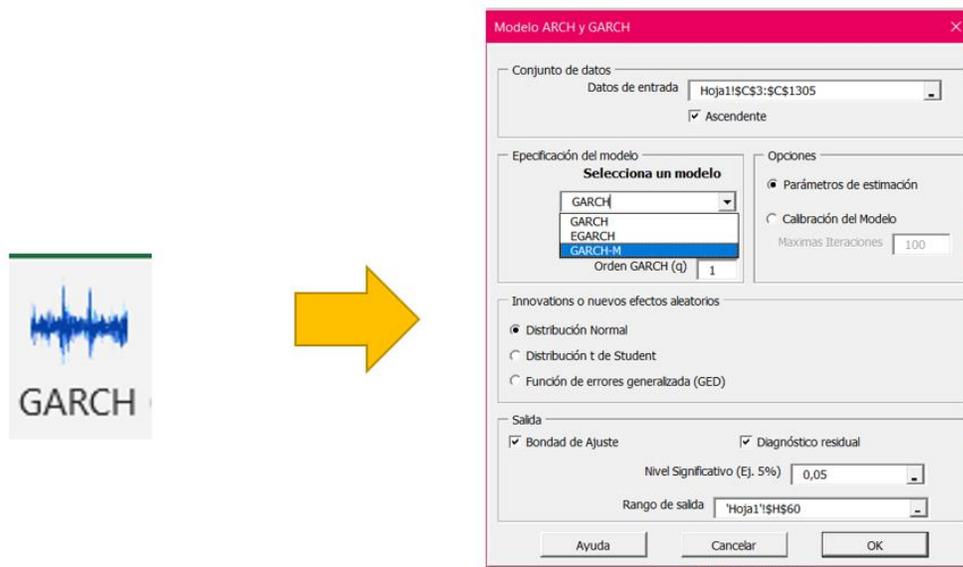
Ilustración 32 Grafica comparativa de Rendimientos, WMA y EWMA



Fuente 30 Elaboración propia

Para realizar el modelo GARCH nos dirigimos al programa NumXL, al grupo de modelado y seleccionamos el comando GARCH, este mostrara los datos necesarios para efectuar el modelo deseado, en los datos de entrada se selecciona la columna de rendimientos logarítmicos.

Ilustración 33 Función del modelado ARCH y GARCH



Fuente 31 Excel, Programa NumXL

Los datos que el modelo GARCH efectúa son los parámetros y las pruebas/cálculos que necesitaremos para evaluar la volatilidad a largo plazo, estas tendrán lugar en la casilla designada en la hoja de cálculo.

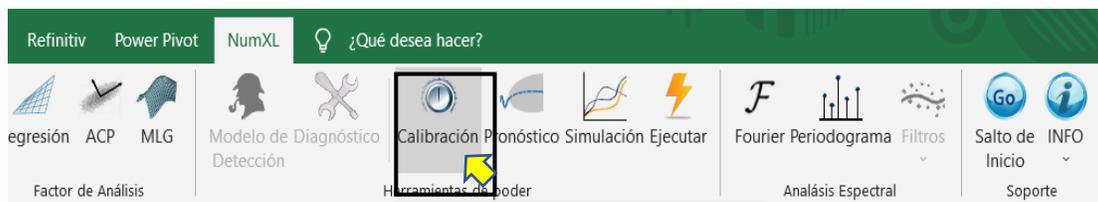
Ilustración 34 Tabla modelo GARCH (1, 1)

GARCH(1,1)		Bondad de Ajuste			Análisis Residual (estandarizado)						
Param	Valor	Verosimilitud	AIC	Revisar	PROMEDIO	DESV.STD	Sesgar	Curtosis	Ruido?	Normal?	ARCH?
μ	0,00	4200,39	-8394,79	1	0,00	0,99	0,35	0,67	VERDADERO	FALSO	VERDADERO
α_0	0,00				Objetivo	0,00	1,00	0,00	0,00		
α_1	0,07				Significado	FALSO	FALSO	VERDADERO	VERDADERO		
β_1	0,07										

Fuente 32 Elaboración propia.

Después del proceso del modelo necesitamos calibrarlo, para encontrar la estimación de máxima probabilidad, para utilizar esta función es primordial activar el cuadro de dialogo Solver, para comprobar, se dirige al administrador de complementos de Excel y busque “Solver” si este se encuentra instalado la función de calibración lo habilitara, tras la comprobación anterior se puede utilizar el modelo de calibración.

Ilustración 35 Herramientas de poder, NumXL



Fuente 33 Excel, Programa NumXL

Posteriormente para usar el modelo de calibración seleccionamos la celda del modelo, este automáticamente define el modelo y su orden, todos los espacios del Solver estarán predefinidos por el modelo, se hace clic en el botón “Resolver” este desarrollara un conjunto de valores para maximizar el objetivo y permanezca este valido y estable.

Ilustración 36 Función Calibración

15	-5,80%	5,49%	-5,49%	-5,56%
16	3,29%	5,51%	-5,51%	3,00%
17	3,14%	5,52%	-5,52%	3,51%
18	-0,23%	5,52%	-5,52%	-0,63%
19	-0,83%	5,52%	-5,52%	-0,25%
20	3,03%	5,52%	-5,52%	3,69%

GARCH(1,1)	
Param	Valor
μ	0,00
α_0	0,00
α_1	0,07
β_1	0,07

Bondad de Ajuste	
Verosimilitud	AIC
4200,39	

Parámetros de Solver

Establecer objetivo:

Para: Máx Min Valor de:

Cambiando las celdas de variables:

Sujeto a las restricciones:

Convertir variables sin restricciones en no negativas

Método de resolución:

Método de resolución

Seleccione el motor GRG Nonlinear para problemas de Solver no lineales suavizados. Seleccione el motor LP Simplex para problemas de Solver lineales, y seleccione el motor Evolutionary para problemas de Solver no suavizados.

Botones: Ayuda, Resolver, Cerrar

Fuente 34 Excel, programa NumXL

Ilustración 37 Parámetro Solver resultados

Resultados de Solver

Solver encontró una solución. Se cumplen todas las restricciones y condiciones óptimas.

Conservar solución de Solver

Restaurar valores originales

Volver al cuadro de diálogo de parámetros de Solver

Informes de esquema

Informes

- Responder
- Sensibilidad
- Límites

Aceptar Cancelar Guardar escenario...

Solver encontró una solución. Se cumplen todas las restricciones y condiciones óptimas.

Al usar el motor GRG, Solver ha encontrado al menos una solución óptima local. Al usar Simplex LP, significa que Solver ha encontrado una solución óptima global.



Una vez aceptado la solución del Solver, los nuevos conjuntos de valores de parámetro cambiarán los anteriores parámetros.

Fuente 35 Excel, programa NumXL

Con los parámetros calibrados estos brindan un ajuste general del modelo pero es necesario realizar un análisis residual, que se mostrará en la parte derecha de la tabla del modelo con el fin de saber si el modelo es el correcto, examinamos la dependencia del efecto ARCH y los otros componentes.

Ilustración 38 Tabla modelo GARCH (1, 1) Calibrado

GARCH(1,1)		Bondad de Ajuste			Análisis Residual (estandarizado)						
Param	Valor	Verosimilitud	AIC	Revisar	PROMEDIO	DESV.STD	Sesgar	Curtosis	Ruido?	Normal?	ARCH?
μ	0,00	4216,00	-8425,99	1	0,01	1,00	0,29	0,45	VERDADERO	FALSO	FALSO
α_0	0,00			0,99999	Objetivo	0,00	1,00	0,00	0,00		
α_1	0,05				Significado	FALSO	FALSO	VERDADERO	VERDADERO		
β_1	0,91										

Fuente 36 Elaboración propia

A continuación, se procederá a calcular la volatilidad a largo plazo del modelo GARCH, aplicamos la función = GARCH_VL (alphas, betas, innovation, v). Los alphas son los parámetros de la (p) es decir componentes del modelo ARCH, las betas son los parámetros de la (q) es decir componentes del modelo GARCH, la innovation es la función de distribución de probabilidad y “v” es el factor de la forma de los residuos.

Ilustración 39 Función GARCH_VL

GARCH(1,1)		Bondad de Ajuste		
Param	Valor	Verosimilitud	AIC	Revisar
μ	0,00	4216,00	-8425,99	1
α_0	0,00			0,99999
α_1	0,05			
β_1	0,91			

VL = {3;J64;J65}

Argumentos de función

GARCH_VL

Alphas: J63:J64 = {3,79308292199149E-06;0,0512586841160963}

betas: J65 = 0,908391257

innovation: =

v: =

Calcula el promedio a largo plazo de la volatilidad para el modelo GARCH dado.

Alphas son los parámetros de la (p) modelo de componentes ARCH (comenzando con el lag más bajo).

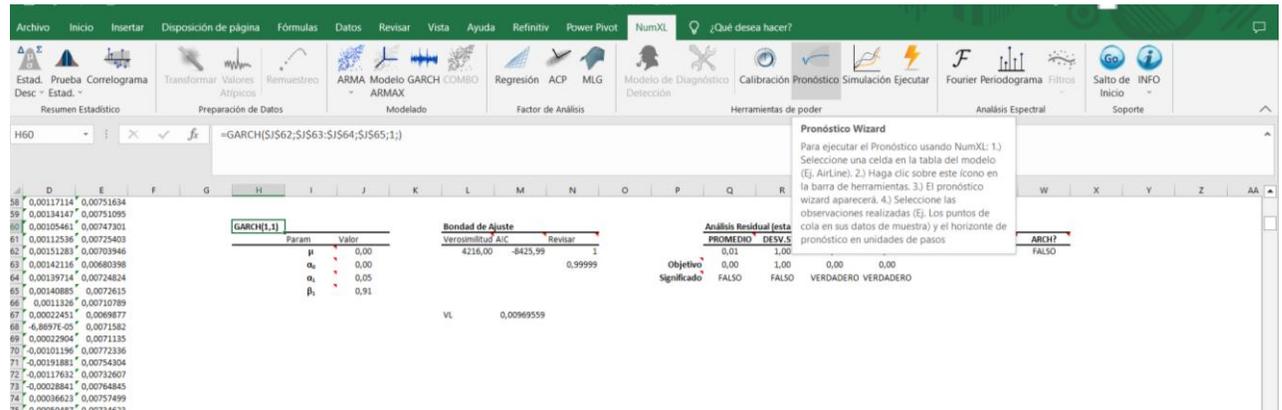
Resultado de la fórmula =

[Ayuda sobre esta función](#) Aceptar Cancelar

Fuente 37 Excel, programa NumXL

Para finalizar el procedimiento del modelo se proyecta un pronóstico de la media, error estándar e intervalo de la confianza, utilizamos las herramientas de NumXL para emplear la función pronóstico, seleccionamos la celda del modelo en este GARCH (1, 1) ubicada en la celda H60 localizamos el icono Pronostico y hacemos clic.

Ilustración 40 Herramientas de poder NumXL Pronóstico



Fuente 38 Excel

El asistente de pronóstico aparece en la hoja de cálculo, este ya habrá identificado el modelo, para los datos de entrada seleccione los rendimientos más recientes de los últimos años, para el rango de volatilidad se usa los datos EWMA de los más recientes, en pasos máximos de acuerdo al tiempo que desea predecir en este contexto lo aplicaremos a 24 meses, en el rango de salida seleccionamos una celda vacía en la hoja del cálculo para imprimir la tabla del pronóstico para finalizar da clic en ok.

Ilustración 41 Tabla pronóstico.

Step	Media	STD	TS	LS	LL
1	0,00011464	0,01107431	0,01107431	0,02181988	-0,0215906
2	0,00011464	0,01102202	0,01104819	0,02171739	-0,02148811
3	0,00011464	0,0109716	0,01102272	0,02161858	-0,0213893
4	0,00011464	0,010923	0,01099787	0,02152332	-0,02129404
5	0,00011464	0,01087615	0,01097364	0,02143151	-0,02120223
6	0,00011464	0,01083101	0,01095	0,02134303	-0,02111375
7	0,00011464	0,01078751	0,01092693	0,02125777	-0,02102849
8	0,00011464	0,0107456	0,01090443	0,02117562	-0,02094635
9	0,00011464	0,01070522	0,01088248	0,02109649	-0,02086722
10	0,00011464	0,01066634	0,01086106	0,02102027	-0,020791
11	0,00011464	0,01062888	0,01084015	0,02094687	-0,02071759
12	0,00011464	0,01059282	0,01081976	0,02087618	-0,0206469
13	0,00011464	0,01055809	0,01079986	0,02080811	-0,02057884
14	0,00011464	0,01052466	0,01078043	0,02074259	-0,02051331
15	0,00011464	0,01049247	0,01076147	0,0206795	-0,02045023
16	0,00011464	0,01046149	0,01074297	0,02061879	-0,02038951
17	0,00011464	0,01043168	0,01072491	0,02056035	-0,02033107
18	0,00011464	0,01040298	0,01070728	0,02050411	-0,02027484
19	0,00011464	0,01037537	0,01069007	0,02045	-0,02022072
20	0,00011464	0,01034881	0,01067326	0,02039793	-0,02016866
21	0,00011464	0,01032325	0,01065686	0,02034784	-0,02011856
22	0,00011464	0,01029867	0,01064084	0,02029965	-0,02007038
23	0,00011464	0,01027502	0,01062519	0,0202533	-0,02002403
24	0,00011464	0,01025227	0,01060992	0,02020872	-0,01997944

Fuente 39 Elaboración propia

Para realizar el modelo EGARCH nos dirigimos al programa NumXL, al grupo de modelado y seleccionamos el icono GARCH, desarrolla los mismos pasos que se usaron para estimar el modelo GARCH es decir utiliza las herramientas mencionas anteriormente comenzando con el icono de calibración y pronóstico.

9. DISCUSIÓN Y RECOMENDACIONES

Discusión

En este estudio se ha desarrollado un análisis estadístico de los rendimientos cambiarios en los mercados emergentes BRIC (Brasil, Rusia, India y China) son conocidos por su volatilidad en los precios de los activos financieros. En este contexto se implementa los modelos ARCH, GARCH y EGARCH, estos han sido implementados para modelar la volatilidad en los mercados financieros.

Los principales resultados del estudio identifican que el modelo ARCH supone que la varianza de los parámetros es una función de los valores previos de la serie, adaptándose a datos financieros de alta frecuencia, la serie presenta efectos asimétricos sobre la volatilidad de los rendimientos cambiarios.

El modelo GARCH puede modelar los resultados de la volatilidad a choques positivos y negativos esto es importante en los países emergentes BRIC porque son influenciados por eventos políticos y económicos que pueden afectar en la volatilidad. Por otro lado, el tercer modelo EGARCH es más sofisticada, ya que puede modelar la asimetría, la persistencia y la distribución de los errores, aunque es uno de los modelos más difíciles de interpretar ya que es susceptible al sobreajuste.

En conclusión, los modelos ARCH, GARCH y EGARCH son herramientas útiles para modelar la volatilidad en los mercados emergentes BRIC. Cada modelo tiene sus propias ventajas y desventajas. En general, el modelo EGARCH puede ser una buena opción para modelar la volatilidad en los mercados emergentes BRIC debido a su capacidad para modelar la asimetría y la persistencia de la volatilidad en un solo modelo.

Recomendaciones

Considerando la importancia que tiene este estudio y en función a los resultados obtenidos se formulan algunas recomendaciones para posibles investigaciones a futuro con la finalidad de lograr un portafolio de los modelos de volatilidad no constantes.

- Diseñar un formato con las demás extensiones que brinda el modelo GARCH, por ejemplo, Modelo IGARCH este modelo es útil cuando la volatilidad tiene una respuesta persistente a los choques, el Modelo FIGARCH esta combina el efecto de la memoria larga con la volatilidad no constante.
- Implementar programas destinados a perfeccionar los modelos de volatilidad no constante, para la actualización y motivación de los posibles investigadores del tema.

Crear un registro de los modelos de volatilidad no constante y acceso a estos, de forma que puedan descargarlo y agregar material.

Bibliografía

- Casas Monsegny, M., & Cepeda Cuervo, E. (2008). Modelos arch, garch y egarch: Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 287 - 319.
- Alonso C, J. (Julio de 2005). *DOCPLAYER*. Recuperado el 7 de Marzo de 2023, de DOCPLAYER: <https://docplayer.es/14993241-Introduccion-al-calculo-del-valor-en-riesgo-julio-cesar-alonso-c-no-7.html>
- Alonso C., J., & Berggrun P., L. (2015). *Introducción al análisis de riesgo financiero* (tercera ed.). Bogota: Ecoe Ediciones Ltda.
- Arranz, J. M., & Zamora, M. M. (2015). Analisis de Autocorrelación. *Retrieved*. Obtenido de <http://ciberconta.unizar.es/Leccion/autocorrelacion/analisis%20de%20autocorrelacion.PDF>
- Asturias Corporación Universitaria. (n.d.). Multilinealidad, heterocedasticidad, autocorrelación. *Unidad 3*. Obtenido de https://www.centro-virtual.com/recursos/biblioteca/pdf/econometria/unidad3_pdf1.pdf
- Autocorrelación. (n.d.). En *Métodos Económicos y Análisis de datos* (págs. 79 - 118). Recuperado el 11 de 05 de 2023, de <https://ocw.ehu.eus/file.php/23/AUTOC.pdf>
- Bahi, C. A. (2007). Modelos de medicion de la volatilidad en los mercados de valores: Aplicación al mercado bursatil Argentino. 25- 27.
- Banco Santander, S.A. (01 de 2023). *Santander trade*. Recuperado el 16 de 02 de 2023, de Santander trade: <https://santandertrade.com/es/portal/analizar-mercados/china/politica-y-economia>
- Benites, L. (30 de 03 de 2022). *statologos*. Recuperado el 22 de 02 de 2023, de statologos: <https://statologos.com/correlograma/>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 307-327.
- Castaño, H. (2010). EGARCH: Un modelo Asimétrico para estimar la volatilidad de series financieras. *EGARCH: A MODEL TO ESTIMATE THE ASYMMETRIC VOLATILITY OF FINANCIAL SERIES.* , 49 - 60.
- Diaz Tagle, S., Gallego Checa, A., & Pallicera Sala, N. (2008). Riesgo País en mercados emergentes. *IdEC*, 1-43.
- Earn2Trade Blog*. (29 de 05 de 2020). Recuperado el 22 de 02 de 2023, de Earn2Trade Blog: <https://blog.earn2trade.com/es/media-movil-ponderada/#:~:text=La%20WMA%2C%20esencialmente%2C%20calcula%20el,luego%20su mando%20los%20valores%20resultantes.>
- Hoskisson, R. E. (2000). Strategy in Emerging Economies. *The Academy of Management Journal*, 43(3), 249–267. Obtenido de <https://www.jstor.org/stable/1556394>

- IBM Corporation. (17 de 08 de 2021). *IBC*. Obtenido de IBC: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=data-autocorrelation-partial-autocorrelation-functions>
- Infobae. (18 de 07 de 2020). *Infobae*. Recuperado el 16 de 02 de 2023, de Infobae: <https://www.infobae.com/america/america-latina/2020/06/18/la-actividad-economica-de-brasil-se-contrajo-un-973-en-abril-por-pandemia-de-coronavirus/>
- Laboratorio Excel*. (s.f.). Recuperado el 22 de 02 de 2023, de Laboratorio Excel : <https://excelhelp.windhamlabs.com/functions/risk-models/ewma>
- Monsegny, M., & Cuervo, E. (2008). Modelos arch, garch y egarch: Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 287-319.
- Novales, A. (2013). *Modelos ARCH univariantes y multivariantes*. Departamento de Economía Cuantitativa Universidad Complutense. Obtenido de <https://www.ucm.es/data/cont/media/www/pag-41459/Arch.pdf>
- Observatorio del Inversor. (1 de JULIO de 2014). *ANDBANK*. Recuperado el 17 de DICIEMBRE de 2022, de ANDBANK: <https://www.andbank.es/observatoriodelinversor/que-son-los-brics/>
- Romero, L. (n.d). Aplicada utilizando r. 272-294. Obtenido de <http://saree.com.mx/econometriaR/>
- Ruiz Porras, A., & Fregoso Becerra, L. (2016). 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.*, 10, 62 -75. Obtenido de <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=120988613&site=ehost-live>
- Santander. (s.f.). *Santander*. Recuperado el 30 de Marzo de 2023, de Santander: <https://www.impulsa-empresa.es/volatilidad-divisas-negocio/>
- TOMAS, P. G. (27 de 10 de 2019). *RANKIA*. Recuperado el 17 de 12 de 2022, de <https://www.rankia.com/blog/tomas-garcia/4390241-volatilidad-i-que>
- Universidad de Valencia. (s.f.). Recuperado el 15 de 05 de 2023, de <https://www.uv.es/ceaces/base/descriptiva/marginales.htm>
- Yahoo finance*. (s.f.). Recuperado el 22 de 02 de 2023, de Yahoo finance: <https://finance.yahoo.com/>