



UTPL

UNIVERSIDAD TÉCNICA PARTICULAR DE LOJA

La Universidad Católica de Loja

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y
EMPRESARIALES**

CARRERA DE ECONOMÍA

**Modelos de volatilidad con efecto apalancamiento en
series financieras**

Trabajo de integración curricular previo a la obtención del título de:

ECONOMISTA

Autor: Apolo Socola, Juan Andrés

Tutor: Ochoa Ordoñez, Oswaldo Francisco

ALAMOR

2023

Aprobación del director del Trabajo de Titulación

Loja, 18 de octubre de 2023

Magister

Diego Alejandro Ochoa Jiménez

Director de la carrera de Economía

Ciudad. -

De mi consideración:

Me permito comunicar que, en calidad de director del presente Trabajo de Titulación denominado: Modelos de volatilidad de series financieras realizado por Juan Andrés Apolo Socola ha sido orientado y revisado durante su ejecución, así mismo ha sido verificado a través de la herramienta de similitud académica institucional, y cuenta con un porcentaje de coincidencia aceptable. En virtud de ello, y por considerar que el mismo cumple con todos los parámetros establecidos por la Universidad, doy mi aprobación a fin de continuar con el proceso académico correspondiente.

Particular que comunico para los fines pertinentes.

Atentamente,

Director: Eco. Oswaldo Francisco Ochoa Ordóñez

Máster en Investigación en Economía

C.I.: 1103671457

Correo electrónico: ofchoa@utpl.edu.ec

Declaración de autoría y cesión de derechos

Yo, Juan Andrés Apolo Socola, declaro y acepto en forma expresa lo siguiente:

Ser autor (a) del Trabajo de Titulación denominado: Modelos de Volatilidad de series financieras, de la carrera de Economía, específicamente de los contenidos comprendidos en: Capítulo 1. Marco Teórico, Volatilidad, Capítulo 2. Hechos estilizados y Metodología, Capítulo 3. Resultados, conclusiones y recomendaciones, siendo Oswaldo Francisco Ochoa Ordóñez, director (a) del presente trabajo; también declaro que la presente investigación no vulnera derechos de terceros ni utiliza fraudulentamente obras preexistentes. Además, ratifico que las ideas, criterios, opiniones, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo investigativo, son de mi exclusiva responsabilidad. Eximo expresamente a la Universidad Técnica Particular de Loja y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones judiciales o administrativas, en relación a la propiedad intelectual de este trabajo.

Que la presente obra, producto de mis actividades académicas y de investigación, forma parte del patrimonio de la Universidad Técnica Particular de Loja, de conformidad con el artículo 20, literal j), de la Ley Orgánica de Educación Superior; y, artículo 91 del Estatuto Orgánico de la UTPL, que establece: "Forman parte del patrimonio de la Universidad la propiedad intelectual de investigaciones, trabajos científicos o técnicos y tesis de grado que se realicen a través, o con el apoyo financiero, académico o institucional (operativo) de la Universidad", en tal virtud, cedo a favor de la Universidad Técnica Particular de Loja la titularidad de los derechos patrimoniales que me corresponden en calidad de autor/a, de forma incondicional, completa, exclusiva y por todo el tiempo de su vigencia.

La Universidad Técnica Particular de Loja queda facultada para ingresar el presente trabajo al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública, en cumplimiento del artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

.....

Autor: Juan Andrés Apolo Sócola

C.I.: 1105122145

Correo electrónico: apolojuan250500@gmail.com

Dedicatoria

Dedico este trabajo de tesis de manera muy especial a mi familia, por su amor incondicional, paciencia y apoyo constante durante todo mi proceso académico, que a pesar de tantos obstáculos que se me presentaron en mi vida estudiantil, estoy aquí en la etapa final de esta linda trayectoria. Gracias por estar siempre a mi lado y por ser mi fuente de inspiración en cada etapa de mi vida. Sin su aliento y confianza, este logro no habría sido posible.

A mis amigos y amigas, quienes han estado realmente a mi lado en los momentos de alegría y desafíos. Gracias por su compañía, palabras de aliento, por su apoyo en momentos difíciles y por creer en mí, su amistad ha sido un regalo invaluable. De igual manera a mis compañeros y compañeras de estudio, por compartir este viaje académico conmigo, por las reuniones virtuales que manteníamos hasta altas horas de la noche con el fin de darnos apoyo y ánimo en momentos de dificultad. Agradezco las experiencias compartidas, las discusiones enriquecedoras y el apoyo mutuo a lo largo de este camino.

A todas las personas que, de alguna manera, me han inspirado y motivado a superarme a mí mismo. Gracias por su ejemplo, sus enseñanzas y su influencia positiva en mi vida. Este logro es también de ustedes, y les dedico este trabajo con profundo agradecimiento y admiración.

Agradecimiento

Agradezco con toda la gratitud del mundo a mis profesores y profesoras que he tenido el honor de ser su estudiante a lo largo de mi carrera, Economía, cuyos conocimientos y enseñanzas han sido fundamentales en mi formación académica. Agradezco su pasión por la educación y su compromiso con mi aprendizaje.

A mi director de tesis, Francisco Ochoa, por su guía experta, dedicación y motivación durante todo el proceso de investigación, por la ayuda a lo largo de este proceso, por estar presente cuando uno necesitaba consejos académicos para poder desarrollar el presente trabajo de titulación. Agradezco profundamente su conocimiento y orientación, que han sido fundamentales para el éxito de este trabajo a lo largo de estos ciclos durante el cual se desarrolló.

De igual manera expresar mi más profundo agradecimiento a la Universidad Técnica Particular de Loja por brindarme la oportunidad de realizar esta tesis y por su apoyo incondicional a lo largo de mi trayectoria académica. Finalmente quiero reconocer y agradecer a los miembros del personal administrativo y técnico de la universidad por su labor incansable en el soporte logístico y administrativo. Su profesionalismo y amabilidad han facilitado mi proceso de investigación y han contribuido a la culminación exitosa de esta tesis.

Índice de contenidos

Carátula	I
Aprobación del director del Trabajo de Titulación	II
Declaración de autoría y cesión de derechos.....	III
Dedicatoria	V
Agradecimiento	VI
Índice de contenidos.....	VII
Resumen	1
Abstract	2
Capítulo uno.....	5
Marco teórico	5
1.1 Volatilidad	5
<i>1.1.1 Definición de volatilidad</i>	6
<i>1.1.2 Características de la volatilidad</i>	7
<i>1.1.3 Tipos de Volatilidad</i>	8
1.2 Modelos de Volatilidad.....	8
1.2.1 Modelos ARCH.....	8
1.2.2 Modelos GARCH.....	9
1.2.3 Modelos EGARCH.....	9
1.2.4 Características de los modelos de volatilidad	10
1.3 Apalancamiento.....	12
1.4 Retorno Financiero	13

1.5 Mercados Financieros	14
1.5.1 Mercado de Criptomonedas	14
1.6 Evidencia Empírica	17
Capítulo dos	21
Hechos estilizados	21
2.1 Bitcoin	21
2.1.1 Breve historia del dinero	21
2.1.2 Breve historia de las monedas digitales	21
2.1.3 Origen del bitcoin	21
2.1.4 Definición de bitcoin	22
2.1.5 Características del Bitcoin	23
2.1.6 Ventajas y desventajas	24
2.1.7 Precios	24
2.2 Manipulación del bitcoin	25
2.3 La regulación jurídica y uso en Ecuador	26
2.4 Metodología	28
2.4.1 Recolección de Información	28
2.4.2 Tratamiento de la Información	29
2.4.3 Desarrollo de los modelos ARCH; GARCH y EGARCH	29
2.4.3.1 Modelo ARCH.	29
2.4.3.2 Modelos GARCH.	30
2.4.3.3 Modelos EGARCH	30

2.4.4 Selección de modelo y simulación de rendimientos.....	30
Capítulo tres.....	32
3. Resultados	32
3.1 Modelos GARCH y EGARCH del Bitcoin (BTC).	32
3.2 Test estadísticos de los modelos de volatilidad estimados.....	36
3.3 Asimetría de la volatilidad mediante el uso de la curva de impacto de noticias	38
3.4 Predicción en el corto plazo del modelo seleccionado.....	39
3.5 Discusión de resultados.....	40
Conclusiones	44
Recomendaciones	46
Referencias.....	48
ANEXO 1 <i>MODELO EGARCH 1,1</i>	52
ANEXO 2 <i>GARCH 2,2</i>.....	62
ANEXO 3 <i>FORECASTING EGARCH 1,1</i>.....	72

Índice de figuras

Figura 1	<i>Historial de precios Bitcoin</i>	25
Figura 2	Bitcoin trailing annualized standard deviation of returns	26
Figura 3	<i>Precios Bitcoin 2015 - 2023</i>	32
Figura 4	<i>Log precios de cierre diario</i>	33
Figura 5	<i>Primeras diferencias</i>	33
Figura 6	<i>ACF</i>	34
Figura 7	<i>PACF</i>	34
Figura 8	<i>Ljung-Box test</i>	35
Figura 9	<i>Curva de Impacto de noticias</i>	38
Figura 10	<i>Predicción BTC</i>	40

Índice de tablas

Tabla 1	Ventajas y riesgos del Bitcoin	24
Tabla 2	<i>Criterios de información</i>	35
Tabla 3	<i>Criterios de información modelos de volatilidad</i>	36
Tabla 4	<i>Coeficientes y significatividad</i>	37

Resumen

La presente tesis se enfoca en el desarrollo de los modelos ARCH, GARCH y EGARCH para analizar la volatilidad de la serie financiera del Bitcoin. Se utiliza una base de datos, que abarca desde enero de 2015 hasta enero de 2023, con precios de cierre diarios. Se aplica tratamiento a la serie para convertirla en estacionaria, mediante logaritmos y diferencias. Se desarrollan los modelos ARCH, GARCH y EGARCH, teniendo en cuenta los rezagos necesarios. Se selecciona el mejor modelo basándose en criterios de información y se simulan los rendimientos. En los resultados se presentan los modelos GARCH y EGARCH estimados, se analiza su factibilidad y capacidad descriptiva de la volatilidad del Bitcoin. Se especifica un modelo ARIMA y se determina la cantidad de rezagos necesarios. Se estiman los modelos GARCH y EGARCH con diferentes rezagos y se concluye que el modelo EGARCH (1,1) es el que mejor describe la volatilidad del Bitcoin, presentando los resultados de los test estadísticos y criterios de información.

Palabras clave: modelos volatilidad, bitcoin, EGARCH

Abstract

The present thesis focuses on the development of ARCH, GARCH and EGARCH models to analyze the volatility of the Bitcoin financial series. A database is used, spanning from January 2015 to January 2023, with daily closing prices. Treatment is applied to the series to make it stationary, using logarithms and differences. ARCH, GARCH and EGARCH models are developed, taking into account the necessary lags. The best model is selected based on information criteria and the performances are simulated. In the results, the estimated GARCH and EGARCH models are presented, their feasibility and descriptive ability of Bitcoin volatility are analyzed. An ARIMA model is specified and the number of necessary lags is determined. GARCH and EGARCH models with different lags are estimated and it is concluded that the EGARCH (1,1) model best describes Bitcoin volatility, presenting the results of statistical tests and information criteria.

Keywords: volatility models, bitcoin, EGARCH

Introducción

La volatilidad es un concepto fundamental en el análisis de series financieras, ya que proporciona información sobre la variabilidad y el riesgo asociado a los precios de los activos. En numerosos estudios, se ha empleado la metodología basada en la información de periodos anteriores como base para la predicción y cálculo de las volatilidades en las series financieras. Sin embargo, esta metodología puede incurrir en un error significativo debido a la falta de estacionariedad en la varianza y media de estas series a lo largo del tiempo, violando el principio de homocedasticidad establecido (Gujarati, 2010).

El objetivo de la investigación es examinar la estabilidad de la volatilidad en los modelos de predicción en series financieras, teniendo en cuenta el efecto de apalancamiento. Para lograr este objetivo, se analizarán diversos modelos, incluyendo aquellos fundamentados en la volatilidad histórica, promedios exponenciales, modelos autorregresivos e interpretación de modelos ISD (Implied Standard Deviation).

La metodología empleada en este estudio se centrará en el uso de los modelos ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) y EGARCH (Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) aplicados a la serie financiera del Bitcoin, una de las criptomonedas más prominentes en el mercado. Estos modelos econométricos se desarrollarán utilizando software estadístico como Eviews o mediante programación en Python.

La recolección de información se llevará a cabo utilizando datos del mercado de criptomonedas, específicamente el Bitcoin, obtenidos de la página web Yahoo Finance. Se tomará como base una amplia serie temporal desde enero de 2015 hasta enero de 2023, utilizando los precios de cierre diarios. La información se dividirá en dos periodos: el primero se utilizará para la elaboración de los modelos de volatilidad, mientras que el segundo se empleará para comparar las predicciones de los modelos y evaluar su eficacia considerando el efecto de apalancamiento.

Antes de desarrollar los modelos ARCH, GARCH y EGARCH, se realizará un tratamiento de la información para transformar la serie financiera en una serie estacionaria. Esto incluirá la aplicación de la primera diferencia logarítmica de los datos, lo cual eliminará la tendencia y permitirá analizar la heteroscedasticidad de la serie.

Una vez preparada la serie financiera, se procederá al desarrollo de los modelos ARCH, considerando diferentes rezagos, y posteriormente se incorporará la varianza condicional rezagada en los modelos GARCH. Además, se emplearán los modelos EGARCH para capturar el efecto asimétrico de los cambios en el precio del Bitcoin sobre su volatilidad, es decir, el impacto causado por parte de noticias tanto positivas como negativas en el mercado de las criptomonedas del cual forma parte el Bitcoin.

Finalmente, se seleccionará el mejor modelo mediante el análisis de los parámetros y criterios de información de Akaike y criterios Bayesianos de Schwartz, así como de diversas pruebas estadísticas que otorgarán una guía para el siguiente proceso. Se simularán los rendimientos utilizando los parámetros obtenidos de los modelos ARCH, GARCH y EGARCH, lo que permitirá describir la volatilidad de los rendimientos del Bitcoin de manera más precisa sin incurrir en errores estadísticos.

Capítulo uno

Marco teórico

1.1 Volatilidad

La volatilidad es un tema de gran interés tanto para los mercados financieros como para el público en general, aunque su comprensión y aplicación pueden variar según el contexto. En el caso de los comerciantes de derivados, la capacidad de predecir con precisión y gestionar las carteras es fundamental para lograr operaciones exitosas, ya que la volatilidad desempeña un papel crucial en la fijación de precios de estos instrumentos, los cuales se cotizan en unidades de volatilidad. Existiendo derivados que se adquieren con volatilidad inherente, lo cual implica que la definición y medición de la misma se establecen de manera clara en los contratos correspondientes (Figlewski, 1997).

Dado que la volatilidad es una característica intrínseca de las series financieras, los modelos tradicionales de series de tiempo que asumen una varianza uniforme resultan inadecuados para su modelado. En este sentido, han surgido los modelos ARCH, GARCH y EGARCH, los cuales se han propuesto para capturar la volatilidad condicional, que depende no solo del cuadrado de las perturbaciones, sino también de la varianza condicional de etapas anteriores. La desviación estándar se utiliza como un indicador fundamental para medir la volatilidad, y un valor alto de desviación estándar indica una volatilidad y rentabilidad elevadas, mientras que un valor bajo refleja una menor variabilidad, pero una rentabilidad más estable a lo largo del tiempo (Casas & Cepeda, 2008).

En resumen, la volatilidad es una característica importante dentro del mundo de las inversiones y su comprensión y manejo adecuados son esenciales para lograr una negociación exitosa en los mercados financieros. Por tal motivo, los modelos de volatilidad condicional como los modelos ARCH, GARCH y EGARCH han sido propuestos para modelar la variabilidad de las series financieras, donde la desviación típica se utiliza como un indicador de la volatilidad (Andersen & Bollerslev, 1998).

1.1.1 Definición de volatilidad

En finanzas, la volatilidad es generalmente empleada para referirse a la desviación estándar, σ , o varianza, σ^2 , la cual es calculada de la siguiente forma:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (R_t - \bar{R})^2$$

donde \bar{R} es el retorno promedio.

Según Figlewski (1997) la volatilidad no se refiere a un solo parámetro, sino a un conjunto de conceptos relacionados. En un modelo de valoración de opciones, la volatilidad es la raíz cuadrada de la varianza promedio del rendimiento del activo subyacente en cada punto de la vida útil de la opción. Por otro lado, un agente del mercado de opciones podría usar el término para referirse a las fluctuaciones a corto plazo en los rendimientos. Pero la mayoría de las veces, cuando se usa el término volatilidad, en realidad se refieren a la variabilidad implícita. A su vez, un administrador de riesgos de una institución financiera puede calcular la volatilidad para estimar la distribución de probabilidad del valor de la garantía de un prestatario en el pago y, en base a eso, el riesgo crediticio de su empresa. Solo bajo suposiciones limitadas (especialmente las que se usan comúnmente en los modelos de precios estocásticos) estas medidas de riesgo podrían resumirse en una sola cifra (Figlewski, 1997)

Por otra parte, Rossi, (2013) señala que la volatilidad es un término que se refiere a los cambios o fluctuaciones en los precios, y no necesariamente implica un cambio en la media, sino una mayor variación alrededor de dicha media. En realidad, podría darse el caso de que el precio promedio cambie sin que la volatilidad se vea alterada, esto ocurre cuando la oferta y la demanda experimentan impulsos positivos o negativos que llevan al equilibrio del mercado a un nuevo nivel. Asimismo, la volatilidad de los precios podría aumentar o disminuir con el tiempo sin que se produzcan cambios en su promedio.

La volatilidad de los retornos en las series de tiempo financieras es un aspecto crucial que se modela y estudia. Es importante tener en cuenta que, aunque la serie sea estacionaria y tenga una varianza constante, puede experimentar oscilaciones a corto plazo que se reflejan

en la varianza condicional y son relevantes para el análisis de la volatilidad. Este conocimiento resulta especialmente útil para realizar predicciones a corto plazo en el mercado. Sin embargo, debido a que la volatilidad varía a lo largo del tiempo, los modelos clásicos de series de tiempo que asumen una varianza constante no son apropiados para su modelado. Estos modelos no tienen en cuenta la naturaleza cambiante de la volatilidad, lo que limita su capacidad para capturar las fluctuaciones y patrones de volatilidad en los datos (Casas & Cepeda, 2008).

1.1.2 Características de la volatilidad

Según Rodríguez (2014), la volatilidad posee determinadas características como:

- La volatilidad de un activo es que no es directamente observable.
- La volatilidad se manifiesta en ciertos periodos de tiempo (bajista, alcista).
- Presenta un comportamiento continuo, es decir, no muestra saltos, o éstos son raros
- No muestra tendencias crecientes al infinito, sino más bien varía dentro de determinados rangos, lo que estadísticamente significa que es frecuentemente estacionaria.
- Reacciona de forma distinta ante un alza o caída pronunciada de los precios, lo que se conoce como el efecto leverage.

Se reconoce que las series de tiempo financieras, como los tipos de cambio y la rentabilidad de las acciones, exhiben diversos patrones recurrentes que son relevantes para la especificación de modelos, valoración y pronósticos precisos. Una característica importante de muchas series de rendimiento de activos financieros que es fundamental en los modelos ARCH es conocida como agregación de volatilidad. Esta tendencia de comportamiento se conoce como agregación de volatilidad y tiene un impacto significativo en el análisis y la predicción de las series financieras. En otras palabras, cuando se producen grandes cambios en los precios de los activos, ya sean al alza o a la baja, es probable que se produzcan cambios de gran magnitud en los períodos siguientes. Por otro lado, cuando se observan pequeños cambios en los precios, tanto positivos como negativos, es más probable que se produzcan cambios de menor envergadura en el futuro cercano. Esta relación entre los

cambios de precios de diferentes magnitudes, sin importar su dirección, tiene implicaciones importantes en la gestión del riesgo y la toma de decisiones en los mercados financieros. (Epaphra, 2017).

1.1.3 Tipos de Volatilidad

Según Casas y Cepeda (2008) existen los siguientes tipos de volatilidad:

- **Volatilidad Histórica.** Es la forma en la que varía la rentabilidad de un activo financiero en un periodo de tiempo determinado, la volatilidad depende de la variabilidad de la rentabilidad del activo, y no de su precio.
- **Volatilidad implícita.** Este tipo de volatilidad es más conocido como volatilidad de mercado, es aquella proporción de la volatilidad implícita en el ejercicio.
- **Volatilidad estocástica.** Se produce cuando una volatilidad cambia a lo largo del tiempo de forma desconocida o incierta. Para evaluar se suelen utilizar modelos matemáticos heterocedasticidad condicional autorregresiva.
- **Volatilidad determinista.** Este tipo surge cuando no se producen cambios, o en caso se produzcan, se pueden estimar sin riesgo de equivocación.

1.2 Modelos de Volatilidad

1.2.1 Modelos ARCH

Los modelos ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) son un tipo de modelos estocásticos que se utilizan para modelar la volatilidad condicional en las series financieras. Estos modelos fueron propuestos por Engle (1982) y se caracterizan por tener una varianza que depende de información pasada y que no es constante. La idea principal detrás de los modelos ARCH es que la varianza de los errores en una serie financiera puede ser modelada como una función lineal de las varianzas pasadas de los errores. En otras palabras, la varianza de los errores en un tiempo dado se puede explicar por la varianza de los errores en tiempos pasados. Los modelos ARCH son útiles para modelar la volatilidad en las series financieras, ya que la volatilidad no es constante y tiende a fluctuar con el tiempo.

Estos modelos permiten a los analistas financieros tener una mejor comprensión de la volatilidad en una serie financiera, lo que a su vez les permite tomar decisiones informadas sobre las inversiones y la gestión del riesgo (Engle, 1982).

1.2.2 Modelos GARCH

Los modelos GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) son una extensión de los modelos ARCH que fueron propuestos por Bollerslev (1986). Estos modelos se caracterizan por tener una varianza condicional que depende no solo del cuadrado de los errores pasados, sino también de la varianza condicional de etapas anteriores. En otras palabras, los modelos GARCH permiten que la varianza condicional de una serie financiera sea una función no lineal de las varianzas pasadas y de las varianzas condicionales pasadas.

Los modelos GARCH son útiles para modelar la volatilidad en las series financieras, ya que permiten una mayor flexibilidad en la modelación de la varianza condicional. A diferencia de los modelos ARCH, que solo tienen en cuenta la varianza condicional de etapas anteriores, los modelos GARCH tienen en cuenta tanto la varianza condicional como las varianzas condicionales anteriores, lo que permite una mejor modelación de la volatilidad en una serie financiera (Bollerslev, 1986).

1.2.3 Modelos EGARCH

Los modelos EGARCH (Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) son una extensión de los modelos GARCH que fueron propuestos por Nelson (1991). A diferencia de los modelos GARCH, los modelos EGARCH permiten que la volatilidad condicional sea asimétrica, es decir, que la reacción de la volatilidad a un shock positivo o negativo no sea la misma. Esto se logra mediante la inclusión de un término exponencial en la modelación de la varianza condicional, que permite que la respuesta de la volatilidad a un shock sea diferente según su signo.

Los modelos EGARCH son útiles para modelar la volatilidad en las series financieras que presentan asimetrías en su comportamiento, como por ejemplo en el caso de una crisis financiera en la que la volatilidad se incrementa de manera más pronunciada ante

movimientos negativos en los mercados. Estos modelos permiten una mejor aproximación a la realidad y una mayor precisión en la predicción de la volatilidad en una serie financiera (Nelson, 1991).

1.2.4 Características de los modelos de volatilidad

La volatilidad no es observable directamente, para un día, por ejemplo, se tiene una única observación. En las series financieras se presenta periodos largos de alta volatilidad seguidos por períodos de baja volatilidad, lo que indica la presencia de heterocedasticidad. Siendo más útiles las medias y varianzas condicionadas a la información pasada (pronósticos a corto plazo) que las medias y varianzas no condicionadas (pronósticos a largo plazo). Un buen modelo para la volatilidad debe tener la capacidad de pronosticarla; por tanto, debe modelar sus características. En general, esta clase de modelos es utilizada para hacer proyecciones y estimaciones, por ejemplo, pronosticar el valor absoluto de los retornos de los precios de un activo, estimar cuantiles o incluso toda la función de densidad de probabilidad de los retornos. Estos pronósticos y estimaciones son utilizados en diversas actividades financieras (Casas & Cepeda, 2008):

- Manejo de riesgo
- Selección de portafolio
- Posiciones cortas y largas en la tenencia de un activo, entre otras (Casas y Cepeda, 2008).

De igual manera, los autores antes citados mencionan que un modelo de la volatilidad de los retornos debe reflejar las siguientes características:

- **Aglomeración de la volatilidad.** La volatilidad tiene tendencia a aparecer agrupada por periodos, es decir, que la volatilidad puede ser alta durante un período y baja durante otro. A grandes cambios en la volatilidad siguen cambios grandes de volatilidad; a pequeños cambios, siguen pequeños cambios de volatilidad. Este comportamiento ha sido reportado en numerosos estudios, como (Trucíos y Hotta, 2016). A la aglomeración de la volatilidad se

debe el hecho de que los choques de hoy influyan en el valor esperado de la volatilidad varios periodos en el futuro.

- **Reversión a la media.** La aglomeración de la volatilidad implica que después de un período de alta volatilidad, es probable que siga otro período con volatilidad normal, mientras que después de un período de baja volatilidad es probable que siga un período con volatilidad más alta. Este patrón sugiere que la volatilidad tiende a volver a un nivel promedio, es decir, existe un nivel normal de volatilidad al cual tiende a regresar con el tiempo. Por lo tanto, los pronósticos a largo plazo convergerán hacia este nivel normal de volatilidad, sin importar cuándo se realicen. Este fenómeno tiene implicaciones importantes para la gestión del riesgo y la toma de decisiones en los mercados financieros.
- **La volatilidad es asimétrica.** La volatilidad se comporta diferente frente a innovaciones positivas y negativas. No reacciona de la misma manera frente a una gran alza en el precio de un activo que frente a una caída. Varios de los modelos imponen el supuesto de que la varianza condicional es afectada simétricamente por las innovaciones positivas y negativas, por ejemplo, en un modelo ARCH(p), la varianza depende del cuadrado de las innovaciones retardadas, ignorando este efecto de asimetría. Esta asimetría recibe el nombre de efecto de apalancamiento y ha sido modelada entre otros, por los EGARCH. Evidencia de este efecto ha sido encontrada por (Tsay, 2005) entre otros.
- **Influencia de variables exógenas.** Evidentemente, nadie considera que los precios de los activos financieros evolucionan independientemente de los mercados alrededor de estos y, por ello, cabría esperar que existan variables que contengan información relevante para la volatilidad de la serie. Esto ha sido tratado por (Sewell, 2011), entre otros, encontrando que las variables exógenas pueden influir en la volatilidad. Además, es posible que eventos

determinísticos repercutan también en la volatilidad de la serie. Ejemplos de tales eventos pueden ser los informes periódicos de una compañía o las nuevas políticas macroeconómicas. Por ejemplo, Andersen y Bollerslev (1998), hallaron que la volatilidad de la tasa de cambio del dólar, frente al marco alemán, aumentaba notablemente en la época en la que se publicaba la nueva información macroeconómica de Estados Unidos, como el Reporte de Empleo o el Índice del Precio de Producción.

- **Distribución de probabilidad.** La distribución de probabilidad de los retornos tiene colas pesadas y, en general, exceso de curtosis.

1.3 Apalancamiento

El efecto apalancamiento, también conocido como volatilidad asimétrica, ocurre en los mercados de capitales. En su estudio de los índices bursátiles, Glosten et al. (1993), observaron que la volatilidad aumenta a medida que caen los precios de las acciones (rendimientos negativos), luego aumenta la tasa de rendimiento requerida, lo que hace que las acciones sean más valiosas usar. En este sentido, Los shocks positivos se relacionan con buenas noticias y los negativos con malas noticias, la asimetría se refiere a la volatilidad que es mayor cuando hay un shock negativo que cuando hay un shock positivo. Para French et al. (1987), un shock de información simplemente refleja la existencia de un cambio parcial en la prima de riesgo.

Por su parte Engle y Ng (1993), presentaron una curva de impacto de noticias de volatilidad en la que propusieron pruebas de diagnóstico para observar la asimetría de la volatilidad. El modelo GARCH no captura el comportamiento del sesgo porque la varianza condicional solo está relacionada con la varianza condicional pasada y la innovación al cuadrado, por lo que el signo del cambio no está cerrado. Esta limitación en las formulaciones estándar de los modelos ARCH es una de las principales motivaciones para desarrollar otras propuestas de extensión de los modelos GARCH, entre ellas Threshold GARCH (TGARCH) de Glosten et al, (1993), o el modelo EGARCH de Nelson (1991), en este tipo de modelo, la

volatilidad depende de la magnitud de los rendimientos pasados y sus correspondientes signos (Ludlow y Mota, 2006).

Esta característica empírica hace referencia a que los cambios en los precios de los activos tienden a correlacionarse negativamente con los cambios en la volatilidad. Así, cuando los retornos previos han sido negativos, la volatilidad presenta mayores valores que cuando los retornos han sido positivos (Nelson, 1991). Los primeros autores en observar y evidenciar este comportamiento fueron Black (1976) y Christie (1982), quienes desarrollaron respectivamente trabajos seminales que apoyaban la existencia de un efecto de apalancamiento en las series financieras. Ambos estudios mostraron que, al obtener shocks negativos en la rentabilidad de un activo financiero, las compañías apalancadas reducen la proporción del valor del capital accionario (por la caída de la acción) en la estructura del capital total, ocasionando que los productos financieros tengan un mayor nivel de riesgo, elevando posteriormente su volatilidad. De tal forma, se evidencia la existencia de una correlación positiva entre el grado de apalancamiento en el balance financiero de una empresa y la volatilidad de sus acciones (Christie, 1982).

Casas y Cepeda (2008) y Andersen (2017), entre muchos otros autores, han encontrado reiteradamente este hecho estilizado. Luego, dada su importancia, se ha suscitado un creciente interés por la construcción de metodologías que puedan contribuir a explicar la dinámica asimétrica de la volatilidad, desarrollándose numerosos modelos estadísticos como por ejemplo los QGARCH, TGARCH, EGARCH, APARCH, entre otros.

1.4 Retorno Financiero

Según Fabozzi et al. (1996), un activo, en términos generales, es cualquier posesión que tiene valor en un intercambio. Los activos pueden clasificarse como tangibles o intangibles. Un activo tangible es aquel cuyo valor depende de sus propias características; por ejemplo, un edificio, maquinaria, terrenos, etc. Un activo intangible, por el contrario, representa obligaciones legales sobre algún beneficio futuro. En este sentido, los activos financieros son activos intangibles, dado que su valor o beneficio es una obligación de dinero a futuro. Por ejemplo, un bono es una obligación financiera contraída por el inversionista; o

puede ser considerado como un certificado de deuda, es decir, una promesa de pago futura documentada en un papel y que determina un monto, un plazo, una moneda y una secuencia de pagos. Cuando un inversionista compra un bono, está prestando su dinero a un gobierno, a un ente territorial, a una agencia del Estado, a una corporación o a una compañía. En contraprestación a este préstamo, el emisor acuerda pagar al inversionista unos intereses durante la vida del bono, hasta que este llegue a su vencimiento, reembolsando la cantidad prestada. Otro ejemplo de un activo financiero son las acciones; cada una de las cuales da derecho al inversionista a recibir dividendos de la compañía que emite la acción; estos pagos estarán relacionados con las ganancias de la empresa. A diferencia de los bonos, el poseedor de una acción común no tiene certeza de la cantidad, ni del momento en que se paguen los dividendos.

Sea $P_t, t = 1, 2, \dots$, el precio de un activo en el tiempo t . Asumiendo que el activo no paga dividendos, su tenencia por un período de tiempo, desde $t - 1$ hasta t , producirá un retorno simple definido como:

$$R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

Sobre este período de tiempo se define el log-retorno (r_t), mediante la expresión:

$$r_t = \ln(R_t + 1) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

Obsérvese que la serie de los log-retornos, que llamaremos la serie de los retornos, no tiene unidades, es estable en la media y facilita el cálculo de un retorno compuesto k períodos desde el tiempo $t - k$ hasta el tiempo t (Tsay 2002). Así:

$$\begin{aligned} r_t [k] &= \ln(1 + R_t [k]) = LN \left(\prod_{i=1}^k (1 + R_i) \right) \\ &= r_t + r_{t-1} + \dots + r_{t-k} \end{aligned}$$

1.5 Mercados Financieros

1.5.1 Mercado de Criptomonedas

Las criptomonedas son una clase especial de monedas virtuales, empleadas principalmente como medio de pago y como depósito de valor. Estas monedas digitales

exhiben características específicas muy diferentes a las de los activos financieros estándares. Igualmente, dado el crecimiento del mercado de las criptomonedas en los últimos años, es fundamental estudiar su funcionamiento desde un punto de vista económico financiero

La descripción de las criptomonedas carece de una definición única y clara. Si se toma en cuenta la definición de dinero electrónico establecida en la Directiva de Dinero Electrónico del Parlamento Europeo, resulta evidente que las criptomonedas no cumplen plenamente con esta función. Además, los sistemas de criptomonedas no garantizan el cumplimiento de una condición fundamental requerida para el dinero electrónico, tal como se establece en el artículo 11.1 de dicha directiva: "Los Estados miembros deben asegurarse de que los emisores de dinero electrónico emitan el dinero electrónico por su valor nominal al recibir los fondos" (Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea, 2009).

Por su parte, el Banco Central Europeo en 2015, señaló que, aunque las criptomonedas se denominan "monedas virtuales" desde un punto de vista legal, no se consideran dinero o monedas. El supervisor profundiza en la definición de las criptomonedas, considerándolas una representación digital del valor, no emitida por un banco central, una institución de crédito o una institución de dinero electrónico, que en algunas circunstancias pueden utilizarse como una alternativa al dinero (Banco Central Europeo, 2012). Asimismo, en el 2019 el Banco Central Europeo (2019), emite un tercer informe al respecto, en el cual se refiere a las criptomonedas como criptoactivos o activos criptográficos. En el documento se señala que un activo criptográfico no representa un reclamo ni una responsabilidad financieros de ninguna persona física o jurídica, y no incorpora un derecho de propiedad contra una entidad.

De igual manera, en dicho informe se establece que "los criptoactivos no cumplen las funciones del dinero, y tampoco implican un impacto tangible en la economía real ni tienen implicaciones significativas para la política monetaria". En dicho informe el BCE advierte que "la alta volatilidad de los precios de los criptoactivos, la ausencia de respaldo del banco central y la limitada aceptación entre los comerciantes impiden que los cripto activos se utilicen

actualmente como sustitutos del efectivo y los depósitos, y dificultan el cumplimiento de las características de un activo monetario en el futuro cercano” (Banco Central Europeo, 2019).

Para Nikolova (2012), las criptomonedas obtienen su nombre de la criptografía, una rama de las matemáticas que crea cifrados altamente seguros para hacer que los mensajes sean ininteligibles para los destinatarios no autorizados. Es una solución técnica encargada de proteger las criptomonedas contra los ataques de "doble gasto" y la falsificación mediante la codificación de la criptografía, ya que evita que personas no autorizadas utilicen las criptomonedas o se dañen los datos. Otra dificultad presente en el mercado de las criptomonedas es la dificultad para rastrear transacciones, lo cual se debe principalmente a varios obstáculos técnicos causados por la gran cantidad de transacciones aleatorias en grandes bancos y que se encuentran muy dispersos, así como a obstáculos legales causados por la diversidad de entidades legales e intermediarios en el mundo, los cuales no tienen toda la información sobre los contratos.

A pesar de lo que se suele creer, el concepto de criptomoneda se originó antes de la popularidad de Bitcoin. En realidad, fue en 1998 cuando el ingeniero informático Wei Dai describió este concepto en la lista de correo electrónico de Cyberpax. Los criptógrafos propusieron un nuevo modelo de moneda digital basado en la criptografía, que permitiría su gestión mediante tecnología en lugar de una entidad centralizada como un Banco Central. En esa misma línea, a principios de los años 90, David Chaum lanzó las primeras criptomonedas conocidas como eCash y DigiCash. Sin embargo, Chaum se enfrentó a dos desafíos significativos: la dificultad de conseguir suficientes comerciantes dispuestos a aceptar estas criptomonedas y la falta de usuarios dispuestos a utilizarlas, creando así un problema de aceptación (Lee y Deng, 2018). Como consecuencia, la empresa DigiCash Inc., propietaria de estas criptomonedas, se declaró en quiebra en 1998, ya que uno de los factores clave para el éxito de una criptomoneda es su utilidad y aceptación. Sin embargo, algunos años después, con la aparición de Bitcoin en 2008, las criptomonedas lograron captar la atención de numerosos inversores, marcando así un hito en su historia.

En la actualidad, el Bitcoin sigue siendo la criptomoneda más destacada y dominante en el mercado, aunque otras criptomonedas también están experimentando un notable crecimiento en términos de volumen de transacciones. En este sentido, el criptomercado se encuentra en constante expansión, contando con más de 7400 criptomonedas activas. Aunque existen muchas más criptomonedas, algunas de ellas carecen de liquidez y se consideran de menor importancia. Algunas criptomonedas han surgido y desaparecido del mercado, mientras que otras continúan emergiendo, lo que refleja la naturaleza dinámica y diversa de este mercado. A pesar de la amplia diversidad de criptomonedas, se estima que el 80% del mercado de criptomonedas está dominado por Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum y Ripple, las cuales representan la mayoría del valor y la actividad en el mercado.

1.6 Evidencia Empírica

El Bitcoin es una criptomoneda que ha experimentado una gran volatilidad en los últimos años, lo que ha llevado a muchos investigadores a analizar su comportamiento y buscar modelos que permitan predecir su volatilidad. En la siguiente sección se presenta la evidencia empírica de modelos de volatilidad del Bitcoin, que se han utilizado para predecir los precios del Bitcoin.

Katsiampa, (2017) se propuso estimar un modelo GARCH de orden (1,1) para analizar la volatilidad del Bitcoin utilizando datos diarios del precio de cierre en el periodo 2010-2016. El autor encontró que el modelo GARCH (1,1) es capaz de capturar la volatilidad de los precios del Bitcoin. Además, descubrió que la volatilidad del Bitcoin es asimétrica, lo que significa que los shocks negativos tienen un efecto mayor en la volatilidad que los shocks positivos. Este resultado es consistente con otros estudios como el de Naimy y Hayek, (2018), que también encontraron evidencia de asimetría en la volatilidad del Bitcoin.

Corbet, (2018) plantea un modelo EGARCH de orden (1,1) para analizar la volatilidad del Bitcoin. Este se implementó utilizando datos diarios del precio del Bitcoin desde 2014 hasta 2018, y se encontró que el modelo EGARCH (1,1) es capaz de capturar la volatilidad del Bitcoin de manera más efectiva que el modelo GARCH. Además, se encontró que los efectos asimétricos son más pronunciados en el modelo EGARCH que en el modelo GARCH.

Este resultado sugiere que el modelo EGARCH es capaz de capturar mejor la volatilidad del Bitcoin que el modelo GARCH, y puede ser útil para los inversores que deseen predecir la volatilidad del Bitcoin.

Naimy y Hayek, (2018) se enfocaron en evaluar la capacidad de los modelos GARCH para modelar y predecir la volatilidad del Bitcoin. Los autores utilizan los datos de precios diarios del Bitcoin en dólares estadounidenses en el período 2013-2016 para calcular la volatilidad diaria del Bitcoin y aplican diferentes modelos GARCH para evaluar su capacidad de capturar la dinámica de la volatilidad del Bitcoin. Los autores concluyen que el modelo GARCH (1,1) es el más adecuado para modelar la volatilidad del Bitcoin, y es capaz de capturar la dinámica de la serie temporal con precisión.

Blazevic y Marcusson (2019) se pusieron como objetivo examinar y comparar la volatilidad en el pronóstico de ajuste de cuatro modelos de heteroscedasticidad diferentes, ARCH, GARCH, EGARCH y GJR-GARCH aplicados a Bitcoin. Los modelos se estimaron en el período del 2016-2017, y luego se utilizan para obtener pronósticos continuos de un día durante el período 2018. Los autores utilizaron los criterios de información AIC y BIC para evaluar el ajuste de la muestra. Encontrando que los modelos de tipo GARCH superan claramente a los modelos ARCH tanto en el ajuste de la muestra como en el pronóstico fuera de la muestra.

Eroğlu y Yüce, (2021) tuvieron como objetivo analizar la dinámica de volatilidad de los retornos de Bitcoin, debido a que es la criptomoneda con mayor demanda en el mercado de criptomonedas, utilizando un conjunto de datos semanales para el período 2013-2020. Para tales fines, los investigadores emplearon el modelo de Heteroscedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada Exponencial (EGARCH) con el fin de investigar la volatilidad asimétrica, que se refiere a los efectos asimétricos de shocks positivos y negativos. Los investigadores encontraron que existe un efecto asimétrico entre buenas y malas noticias, así como un efecto significativo y duradero de los choques asimétricos.

(Rodríguez et al., (2020) se centraron en el estudio del Bitcoin con el objetivo de valorar su atractivo frente a los mercados bursátiles tradicionales, para tales fines recopilaban

datos del portal Quandl en el periodo 2009-2020 y utilizaron un modelo predictivo GARCH (1,1). Los autores encontraron que el carácter limitado y la escasez absoluta de Bitcoin convierten a esta criptomoneda en un activo peculiar, con cualidades muy interesantes desde el punto de vista del inversor relacionadas con su ratio rentabilidad-riesgo y su efecto diversificador. En cuanto al modelo GARCH (1,1), los autores resaltan que este es un buen predictor de los retornos semanales del Bitcoin en el corto plazo.

Wang, (2021) tuvo como objetivo investigar los rendimientos y la volatilidad de Bitcoin (BTC) utilizando su precio de cierre diario desde el 1 de octubre de 2013 hasta el 31 de julio de 2020. En cuanto a la metodología, el autor señala que los modelos EGARCH son adecuados para modelar los datos ya que los retornos y la volatilidad de Bitcoin tienen características de agrupamiento, además de ser un proceso persistente, pero con un efecto que se reduce gradualmente con el tiempo. En este sentido, el investigador encuentra que el Bitcoin actúa como refugio seguro ante posibles riesgos financieros en tiempos de depresión económica, y tiene un efecto asimétrico entre shocks positivos y negativos.

Asante, (2019) se propuso evaluar la volatilidad de los rendimientos del Bitcoin utilizando modelos GARCH, ya que estos permitirían modelar los efectos de agrupamiento, de volatilidad, de curtosis, así como la distribución sesgada en la serie de los retornos. Para tales fines utilizaron datos de coinmarketcap en el periodo 2014-2019. Encontrando que dichos modelos son los mejores, debido a que describen correctamente la volatilidad en las series y la ocurrencia asimétrica de shocks en el mercado de criptomonedas.

Bouoiyour y Selmi, (2016) se propusieron evaluar el desempeño de nueve modelos GARCH (GARCH, GARCH-M, I-GARCH, C-GARCH, CMT-GARCH, T-GARCH, E-GARCH, P-GARCH, AP-GARCH) diferentes aplicados a los retornos de Bitcoin en el periodo 2010-2014, donde el ajuste óptimo fue evaluado a través de los criterios de información AIC, BIC y HQC. Encontrando que el modelo EGARCH tiene en cuenta los efectos de asimetría y apalancamiento, lo que proporcionaría el ajuste de muestra óptimo.

Chu et al., (2017) se plantearon el objetivo de probar un modelo de tipo GARCH en las siete criptomonedas más populares (Bitcoin, Dash, Dogecoin, Litecoin, Mailsafecoin,

Monero y Ripple), para tales fines los autores ajustaron doce modelos diferentes a los rendimientos logarítmicos de los tipos de cambio de cada una de estas criptomonedas. Para el ajuste se utilizó el método de máxima verosimilitud. La bondad de ajuste se evaluó en términos de cinco criterios diferentes. En este sentido, los investigadores concluyen que los modelos GARCH son los mejores para realizar pronósticos y estimar el valor en riesgo.

Capítulo dos

Hechos estilizados

2.1 Bitcoin

2.1.1 Breve historia del dinero

Aparentemente, el primer uso de cualquier forma de pago monetario fue alrededor del 2200 A.C. Sin embargo, la forma de la moneda ha cambiado desde entonces, originalmente, el dinero solía ser dinero mercancía, es decir, artículos que tenían valor típicamente. Alrededor del siglo XVIII, comenzó a utilizarse el dinero "respaldado por materias primas", que consiste en artículos (billetes) que representan la materia prima subyacente (lingotes de oro). La economía moderna actual se basa en la moneda fiduciaria, que se parece visualmente al dinero respaldado por materias primas, pero se diferencia conceptualmente en que ya no es intercambiable por la materia prima subyacente y su valor depende de la fortaleza económica del país emisor.

2.1.2 Breve historia de las monedas digitales

La idea de una moneda digital existe desde al menos en 1985, pero fue solo en la década de 1990 cuando comenzaron a materializarse las primeras monedas. Ninguno de ellos realmente funciona, principalmente debido al llamado "doble pago", es decir, copiar y compartir su unidad varias veces.

Para solucionar este problema los terceros de los sitios web que proporcionan probar la autenticidad de la transacción, es decir, un tercero de confianza. Sin embargo, esto conlleva numerosas dificultades inherentes a la actividad humana. De esta forma, se han creado muchas alternativas, de las cuales la más destacada es el concepto de criptomoneda. Varias monedas virtuales administradas centralmente surgieron en las décadas de 1990 y 2000. Por supuesto, su uso y aceptación es bastante limitado.

2.1.3 Origen del bitcoin

Se puede decir que Bitcoin (BTC) es el origen y máximo representante del mercado de las criptomonedas, con un protocolo de código abierto y una red peer-to-peer, Bitcoin o criptomoneda se lanzó por primera vez el 3 de enero de 2009 a las 18h15 horas, bajo un

bloque de 50 BTC llamado génesis. Sin embargo, sus orígenes se remontan mucho más atrás. En 2008, durante la crisis financiera mundial, una persona o grupo de personas cuya verdadera identidad permanece sin identificar apareció bajo el seudónimo de Satoshi Nakamoto. El 1 de noviembre, Nakamoto publicó un libro blanco sobre lo que él llama Bitcoin en el sitio web de la plataforma P2P (Peer to Peer) (Santaella, 2021).

En las primeras etapas del lanzamiento, el valor monetario de bitcoin se adquirió a través de un proceso de transacción de mercado prototipo, como cuando se usaron 10,000 bitcoins para (indirectamente) comprar dos pizzas Papa Johns. En esta etapa temprana, aunque el sistema tenía vulnerabilidades obvias, solo se descubrió una falla significativa, lo que resultó en una sobreproducción de 180 mil millones de bitcoins. Sin embargo, estas monedas se eliminaron de la cadena de bloques y un protocolo de seguridad actualizado fue en contra del flujo existente (Chohan, 2022)

2.1.4 Definición de bitcoin

Bitcoin fue la primera criptomoneda en aparecer en 2009 y desde entonces su uso e importancia han crecido exponencialmente, aunque su uso sigue limitado por la sensación de insignificancia, seguridad e ignorancia que tienen muchos usuarios potenciales, es una moneda digital (no físico) existe solo en cadenas de bloques o cadenas de bloques que lo admiten. Como moneda, se puede utilizar para cualquier otra moneda respaldada por el gobierno, como euros o dólares. Sin embargo, Bitcoin no depende de ninguna organización gubernamental para emitirlo o mantenerlo, y son los usuarios quienes administran y mantienen Bitcoin en funcionamiento y seguro (LISA Institute, 2021).

Por ello, con esta moneda se puede realizar compras, ventas e intercambios rápidamente desde cualquier lugar sin condiciones ni restricciones, es un sistema digital porque, como se mencionó, es la primera cadena de bloques existente. Esta tecnología es una base de datos encriptada donde se puede almacenar cualquier información, su significado radica en que cada información registrada está marcada con una huella digital única, haciéndola única e inmutable (LISA Institute, 2021).

2.1.5 Características del Bitcoin

Para conocer más acerca del bitcoin se detallan a continuación las siguientes características (Cointelegraph, 2021) :

- **Descentralizado**

Uno de los principales objetivos de Satoshi Nakamoto al crear Bitcoin fue la independencia de la red de cualquier autoridad estatal. Está diseñado de tal manera que las personas, las empresas, usando las computadoras que usan en el proceso de minería y verificación de transacciones, se vuelven parte de una gran red.

- **Anonimato**

El anonimato de Bitcoin es relativo porque cada transacción de BTC que ha tenido lugar se almacena en Blockchain. En teoría, si la dirección de su billetera ya está en uso público, cualquiera puede saber cuánto dinero hay en ella examinando cuidadosamente el libro mayor de la cadena de bloques. Sin embargo, rastrear la dirección de bitcoin específica de una persona sigue siendo casi imposible.

- **Transparencia**

Como mencionamos anteriormente, las transacciones dentro de la red Blockchain de Bitcoin se mantienen dentro de un Libro Público que se registra en la Blockchain y es visible para todo el mundo. Ello implica que todas las operaciones dentro de la red son visibles pero lo que no se puede rastrear es la propiedad particular de cada Bitcoin que tienen las personas dentro de la red.

- **Rapidez**

Las operaciones dentro de la red Blockchain de Bitcoin están destinadas a resolverse en cuestión de minutos, sin importar la ubicación en las que se encuentren las partes participantes de la operación. En comparación con los

servicios bancarios nacionales e internacionales, Bitcoin tiene una ventaja significativa en la velocidad de las transacciones.

- ***Irreversible***

Una vez que se realiza una transacción dentro de la Blockchain de Bitcoin, no hay forma de revertirla. Esta característica puede ser un arma de doble filo que debemos utilizar con mucho cuidado. Lo recomendable es verificar que todo está correcto antes de realizar cualquier tipo de operación (Cointelegraph, 2021).

2.1.6 Ventajas y desventajas

A continuación, detallamos las ventajas y riesgos que posee el bitcoin:

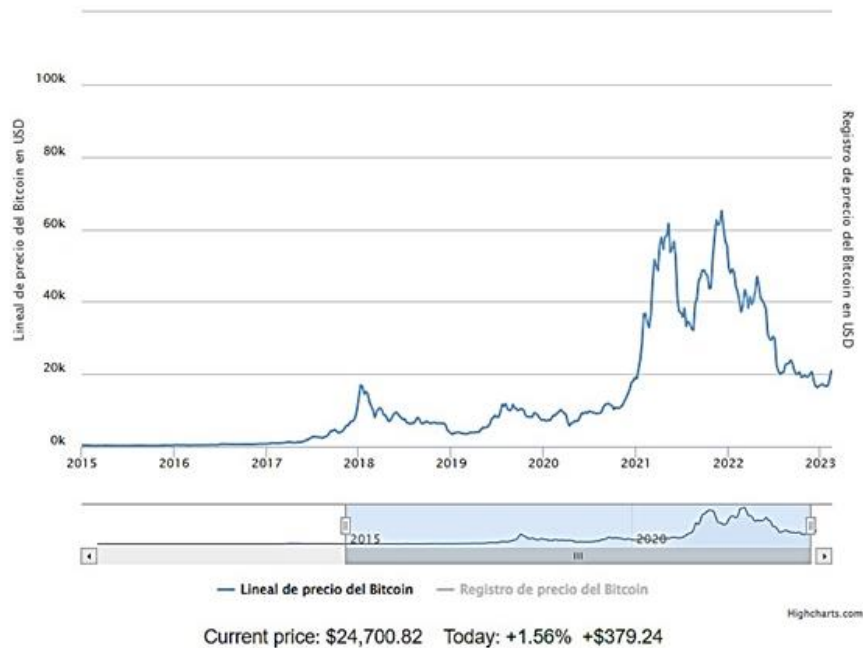
Tabla 1

Ventajas y riesgos del Bitcoin

VENTAJAS Y RIESGOS DEL BITCOIN	
<i>Ventajas</i>	<i>Riesgos</i>
Mayor Liquidez	Exposición a fraudes y timos
Aceptación cada vez mas amplia	Utilización de la Dark Web
Transacciones internacionales mas sencillas	Volatilidad en los precios
Comisiones bajas	No se pueden realizar devoluciones ni reembolsos
Anonimato y privacidad	Posibilidad de ser sustituido por otras criptomonedas
Independencia de creadores y agente polític	Daños medioambientales de la minería del BTC
Escazes inherente	

2.1.7 Precios

El precio del Bitcoin ha tenido incrementos significativos desde el 2015 hasta la actualidad, debido a ciertos factores como la demanda de criptomonedas y el boom de su mercado y la aceptación a nivel internacional, que ha logrado que su precio llegue a un precio por arriba de los \$64.000,00 siendo su máximo histórico, pero debido a su alto precio y a las circunstancias del mercado junto a las condiciones macroeconómicas, provocó una disminución en su precio rápidamente, y para la fecha de hoy se registra con un precio de 24.681,61 USD.

Figura 1*Historial de precios Bitcoin*

Nota. Tomado *Historial de precios Bitcoin*, por Buy Bitcoin Worldwide, 2023,

<http://bit.ly/41b2KhY>

2.2 Manipulación del bitcoin

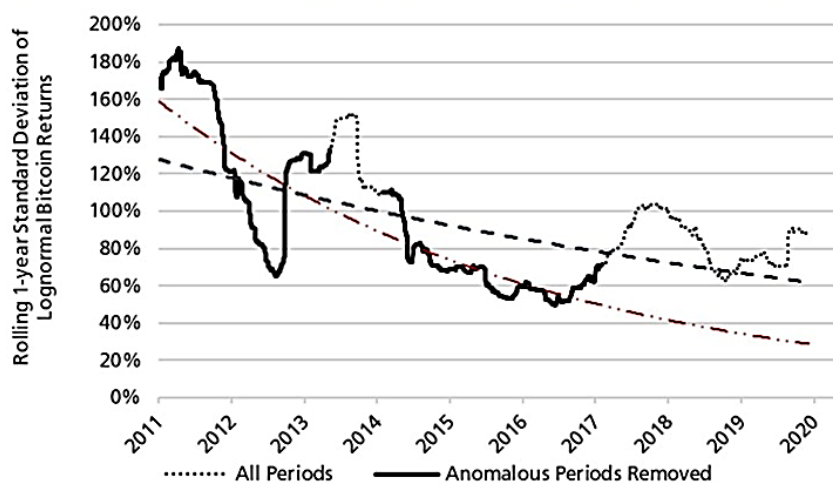
El recorte de precios provoca un daño económico además de las pérdidas sufridas por los inversores, y el daño no se asume. La volatilidad es un elemento importante de la valoración porque los inversores necesitan descontar los valores futuros, en consonancia con la gama de resultados posibles. Con la excepción de períodos irregulares, que se atribuyen a precios manipulados artificialmente, la volatilidad diaria anual de bitcoin se puede estimar en alrededor del 50% de su precio histórico (Peterson, 2021).

Asimismo, Peterson (2021) señala que este porcentaje significa que la tasa de descuento de bitcoin también se ha inflado artificialmente, lo que ha reducido el valor actual (y presumiblemente el precio) de bitcoin. En teoría, al menos una relajación significativa de la manipulación de precios de Bitcoin aumentaría el valor de Bitcoin en alrededor de un 40%, según un modelo de valoración de acciones ingenuo. A partir de junio de 2020, este hecho significa que el mercado estima que la capitalización de Bitcoin se ha reducido en alrededor de \$ 100 mil millones.

En otras palabras, la expectativa de volatilidad futura reduciría la capitalización de mercado actual de Bitcoin en \$100 mil millones. Pero estas expectativas incluyen instancias futuras de manipulación de precios, lo cual no es una suposición descabellada (Peterson, 2021).

Figura 2

Bitcoin trailing annualized standard deviation of returns



Nota. Tomado de *A History of Bitcoin Price Manipulation*, por Timothy F.

Peterson, 2021, <http://bit.ly/3IsQMJc>

2.3 La regulación jurídica y uso en Ecuador

En Ecuador, el panorama jurídico del Bitcoin y en general de las criptomonedas no es más alentador que en Colombia. En el año 2014 estas fueron prohibidas a través de una reforma legislativa al Código Monetario y Financiero, autorizada por la Asamblea Nacional,³¹ quien apoyó el proyecto de Ley, el cual le otorgó al Gobierno la autorización para hacer pagos en dinero electrónico y monopolizar el control y fabricación de moneda virtual. El artículo 94 de la Ley, estipula: “El Banco Central del Ecuador es la única entidad autorizada para proveer y gestionar moneda metálica nacional o electrónica en la República del Ecuador, equivalente y convertible a dólares de los Estados Unidos de América” (Valencia, 2021).

Poco después de su publicación, la Asamblea Nacional informó que el dinero electrónico traería beneficios para la economía del país, atrayendo a ciudadanos ecuatorianos, especialmente a los no bancarizados y que dicha moneda electrónica sería

desarrollada por el gobierno y estaría respaldada por los activos del Banco Central. En síntesis, el país desde el año 2014 mostró su hostilidad a la utilización de las criptomonedas descentralizadas por estar fuera de su control, por lo que prefirió adoptar la idea, pero desnaturalizándola y acomodándola en función de sus intereses, estableciendo un sistema de dinero electrónico muy diferente a las criptomonedas, que no tuvo mayor acogida entre la población (Valencia, 2021).

Como era de esperarse, esta postura desalentó el progreso y la utilización de monedas digitales en el territorio, incluyendo bitcoin, ya que el artículo 98 de la Ley prohíbe de forma general: La emisión, reproducción, imitación, falsificación o simulación total o parcial de moneda y dinero, así como su circulación por cualquier medio, soporte o forma de representación, lo que significa que las plataformas de intercambio registradas en el país se ven afectadas por dicha medida. Las sanciones previstas son tan fuertes, que incluso las conductas contrarias a la ley son sancionadas penalmente y el decomiso de los bitcoins o demás criptoactivos están autorizados (Valencia Marín, 2021)

En el artículo perteneciente a Brito-Calahorrano, se analizan los resultados de encuestas, entrevistas y revisión de literatura y marco legal relacionados con el Bitcoin en Ecuador. La mayoría de los usuarios de Bitcoin tienen formación académica de tercer nivel (46.7%) o título de Bachiller (33.3%), mientras que un pequeño porcentaje corresponde a estudios de Cuarto Nivel (13.3%) y Secundaria (6.7%). En cuanto al funcionamiento del Bitcoin, el 16.7% de los encuestados lo considera sencillo, el 76.7% cree que requiere entrenamiento y el 6.6% lo encuentra confuso. Respecto al uso que le dan al Bitcoin, el 56.7% lo utiliza como medio de inversión, el 33.3% como medio de pago y el 10% para otras funciones. La mayoría de los encuestados ha utilizado el Bitcoin como medio de pago (83.3%) y como forma de inversión (66.7%).

En relación a los riesgos percibidos por los usuarios, el 90% considera que el Bitcoin implica riesgos, mientras que el 10% restante no lo ve como riesgoso. Los riesgos mencionados por los encuestados incluyen la posibilidad de perder la inversión, debido a la

elevada volatilidad que posee esta criptomoneda al no estar debidamente regulada, la inestabilidad del precio, el mal uso por parte de la delincuencia y la falta de aceptación en establecimientos comerciales. La mayoría de los encuestados opina que el Bitcoin debe ser regulado para ordenar la actividad económica, evitar fraudes, capacitar a los usuarios y establecer niveles de utilidad y pérdida. Las entrevistas realizadas a los ciudadanos C, G y S, quienes crearon billeteras de Bitcoin, revelan su experiencia y perspectivas sobre el uso y regulación del Bitcoin (Brito-Calahorrano, 2021).

Se presentan dos casos de estudio sobre la factibilidad del Bitcoin, mostrando la disposición de las personas a utilizarlo como medio de pago y la posibilidad de establecer trueques electrónicos, es decir, para la realización de intercambios usando esta moneda como cambio. También se describen los marcos legales vigentes en Ecuador relacionados con el Bitcoin y el mercado de las criptomonedas, incluyendo la Constitución de Montecristi, el Código Orgánico Monetario Financiero, el Código de Comercio, el Código Civil, la Ley de Comercio Electrónico y la Ley de Defensa del Consumidor (Brito-Calahorrano, 2021).

2.4 Metodología

La presente tesis desarrollará los modelos ARCH; GARCH y EGARCH de la serie financiera del Bitcoin, perteneciente al mercado de las criptomonedas, modelos econométricos que se elaborarán a través de un software estadístico como Eviews o el uso de la programación mediante Python.

2.4.1 Recolección de Información

Se trabajará con el mercado de criptomonedas, eligiendo la de mayor rendimiento hasta la actualidad que es el Bitcoin, con su abreviatura BTC, descargado de la página web, Yahoo Finance, tomando una base de información con datos desde el mes de enero del año 2015 hasta el mes de enero del año 2023, usando los precios de cierre con temporalidad diaria, con lo cual contaremos con 2586 datos que nos servirán para el desarrollo de los diferentes modelos de volatilidad objetos de estudio.

La información va a ser dividida en dos periodos, el primero que tendrá como objetivo ser la base para la elaboración de los modelos de volatilidad, que comprenderá el periodo desde el mes de enero del año 2015, hasta el mes de agosto del año 2022, con ellos tendremos una cantidad de 2433 datos.

El segundo periodo que será del mes de septiembre del año 2022 hasta el mes de enero 2023 tendrá como objetivo ser empleado para comparación con los datos obtenidos de la simulación de nuestro modelo, es decir, para ser comparada con la predicción de nuestros diversos modelos y analizar el porcentaje de éxito tomando en cuenta el apalancamiento de nuestra serie financiera.

2.4.2 Tratamiento de la Información

Una práctica común para transformar una serie no estacionaria en una serie fija es tomar cuántas diferencias y números se necesitan para alcanzar la estacionariedad, lo que se denomina orden de integración de la serie. Sin embargo, si una serie no estacionaria es diferenciable, pero su grado de integración es menor que el número de diferencias consecutivas que realmente se necesitan, entonces se dice que la serie está re diferenciada. Un signo de re diferencia de series no estacionarias es un valor alto de ρ (autocorrelación) para un gran número de rezagos, mientras que los signos de una diferencia de ρ (autocorrelación) alternan entre positivos y negativos para un gran número de rezagos tardíos (Greene, 2018).

Por tanto, obtendremos en primera instancia la primera diferencia logarítmica de los datos que se utilizará posteriormente para calcular el rendimiento diario de la criptomoneda en estudio. Una vez realizada esta transición, la serie se vuelve estática, es decir que, diferenciación elimina la tendencia, mientras que el logaritmo natural maneja la heteroscedasticidad, por lo que la serie financiera en estudio está lista para el análisis y desarrollo de los modelos de volatilidad

2.4.3 Desarrollo de los modelos ARCH; GARCH y EGARCH

2.4.3.1 Modelo ARCH. Para el desarrollo del presente modelo, donde en su ecuación se toma en cuenta las perturbaciones rezagadas q periodos, se desarrollará desde $q=1$ hasta

$q=3$, es decir que se tomarán en cuenta hasta 3 periodos atrás como rezago, teniendo las siguientes ecuaciones de la varianza a estimar:

ARCH (1)

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 u_{t-1}^2$$

2.4.3.2 Modelos GARCH. Una vez desarrollados los modelos ARCH, donde en su ecuación se toma en cuenta las perturbaciones rezagadas q periodos, los modelos GARCH adicionalmente toman en cuenta la varianza condicional rezagada p periodos, se desarrollará desde $p=1$ hasta $p=3$, es decir que se tomarán en cuenta hasta 3 periodos como rezago de la varianza condicional, teniendo la siguiente ecuación de la varianza a estimar:

GARCH (1,1)

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Adicionalmente se puede realizar modelos no únicamente con ARCH (1), si no, se puede tomar en cuenta varios rezagos adicionales, hasta encontrar el que mejor describa la volatilidad de nuestra serie de datos

2.4.3.3 Modelos EGARCH. Para dar cuenta del efecto asimétrico de los cambios en el precio de un activo sobre su volatilidad, Nelson (1991) propuso el modelo EGARCH (varianza exponencial generalizada, autorregresiva, varianza variable). Modela el efecto sesgo considerando la función g de la innovación z^t , que son las variables iid. la media es cero incluyendo el valor de la innovación z^t y su escala, expresada como $|z_t| - E(|z_t|)$ Matemáticamente queda expresado

$$g(z_t) = \theta z_t + \lambda[|z_t| - E(|z_t|)]$$

2.4.4 Selección de modelo y simulación de rendimientos

Para seleccionar el mejor modelo, se presentan los resultados de los parámetros obtenidos de todas las especificaciones ARCH y GARCH, así como sus criterios de información de Akaike y criterios Bayesianos de Schwartz. Se generan números aleatorios del tamaño de muestra cargado (datos 2586) para simular la secuencia, y los parámetros obtenidos de los diversos ARCH y GARCH se usaron para simular las características del

BITCOIN. De esta forma, es posible describir la volatilidad de los rendimientos de BITCOIN utilizando modelos ARCH-GARCH y por último los EGARCH.

Capítulo tres

3. Resultados

En este capítulo se presentará los modelos GARCH y EGARCH estimados de la criptomoneda del Bitcoin, y que, mediante la comparación de sus test estadísticos y diversos criterios de información se analizará la factibilidad de cada uno y su capacidad descriptiva de la volatilidad del activo en estudio.

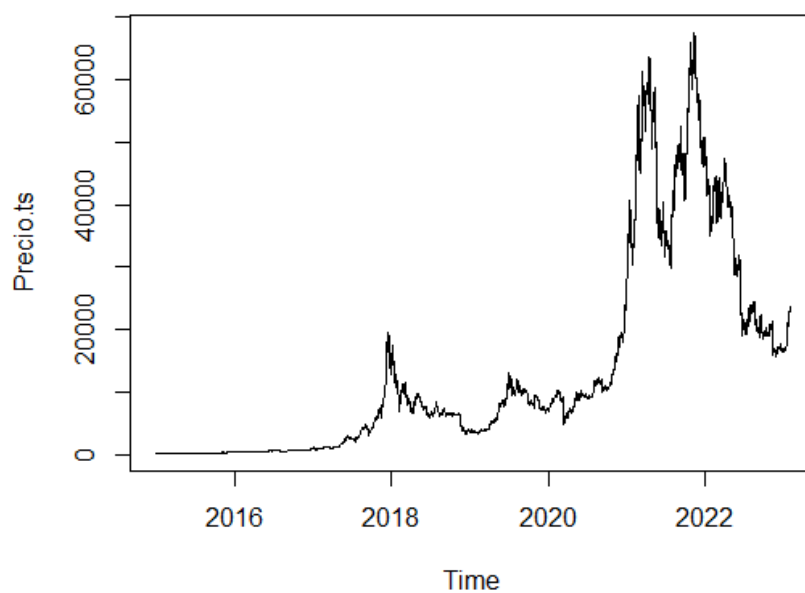
Mediante el desarrollo de la curva de impacto de las noticias, se expondrá cómo reacciona la variancia condicional en respuesta a noticias o eventos inesperados que afectan a la volatilidad del activo. Finalmente, la predicción de cada modelo nos permitirá observar la capacidad descriptiva de la volatilidad en el corto plazo, del modelo seleccionado.

3.1 Modelos GARCH y EGARCH del Bitcoin (BTC).

Un análisis gráfico de la evolución diaria del Bitcoin a lo largo del periodo considerado indica que la serie de precios de cierre diario, no es estacionaria, ya que, si observamos la figura 3 se identifica la tendencia que ha existido del 2015 al 2023.

Figura 3

Precios Bitcoin 2015 - 2023



Mediante la aplicación del test de raíz unitaria, Dicker Fuller, para verificar la existencia de estacionariedad, se obtuvo un p -value de 0.538, concluyendo en la aceptación de la hipótesis nula, la serie es no estacionaria; así, para realizar un análisis de los modelos de volatilidad tendremos que convertir la serie en estacionaria y para lograrlo, en primer lugar, se obtiene los logaritmos de los precios de cierre diario, reflejados en la figura 4 y posteriormente las primeras diferencias en la figura 5.

Figura 4

Log precios de cierre diario

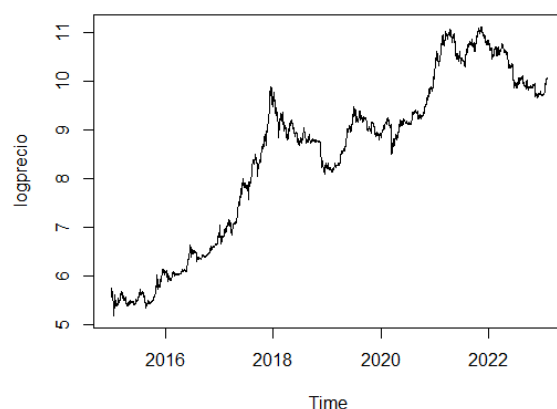
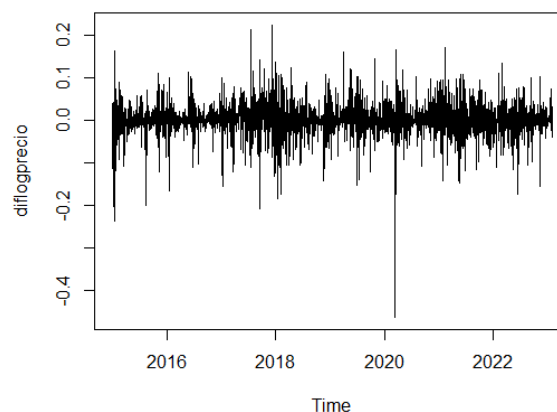


Figura 5

Primeras diferencias



Logrado exitosamente el tratamiento de la serie para eliminar el componente tendencial, los resultados de la prueba de Dicker Fuller, mediante el método de las primeras diferencias, resulta un p -value de 0.01, por lo cual, la serie pasó de ser no estacionaria a ser estacionaria, con ello, podrá ser utilizada para la elaboración de los diversos modelos.

Posteriormente, hay la necesidad de especificar correctamente la cantidad de rezagos, que se reflejará en la elaboración de los modelos GARCH, por tanto, se determina un modelo ARIMA, y observas la cantidad rezagos necesarios para el proceso de elaboración de los modelos posteriores, y observar su comportamiento en los clústeres de volatilidad.

En primera instancia se realiza la prueba de autocorrelación, que determinará los rezagos de la componente media móvil (MA), y la prueba de autocorrelación parcial, que determinará el componente autorregresivo (AR). Si observamos la figura 6 donde en la prueba ACF se observa que el componente MA posee un rezago significativo, y en la prueba PACF, en la figura 7 se observa que el componente AR posee los rezagos (6,10,21,33) que son significativos.

Figura 6

ACF

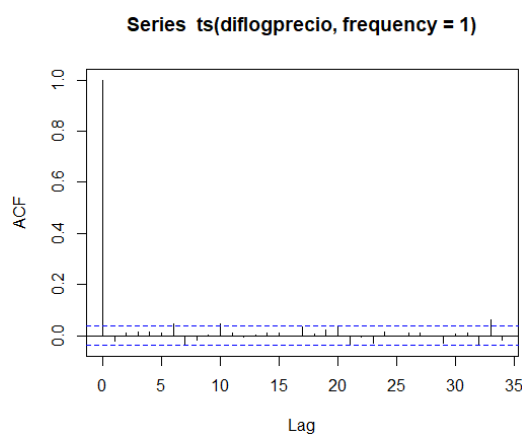
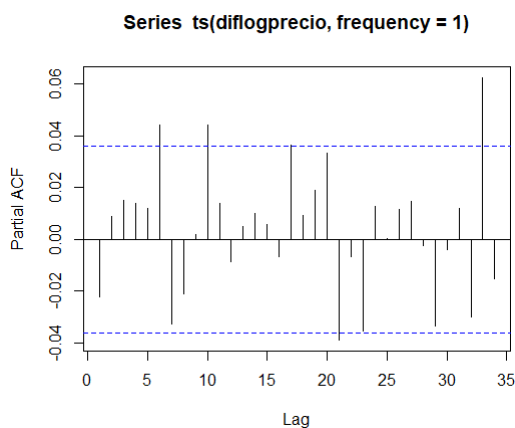


Figura 7

PACF



Y que, mediante los criterios de información de Akaike y Bayesiano de Schwarz, y la prueba de Ljung-Box para determinar ruido blanco, como podemos observar en la tabla 2, se elige el modelo ARIMA (33,1,33), tomando en cuenta los valores más bajos del criterio de información AIC y BIC, y la existencia de ruido blanco.

Tabla 2

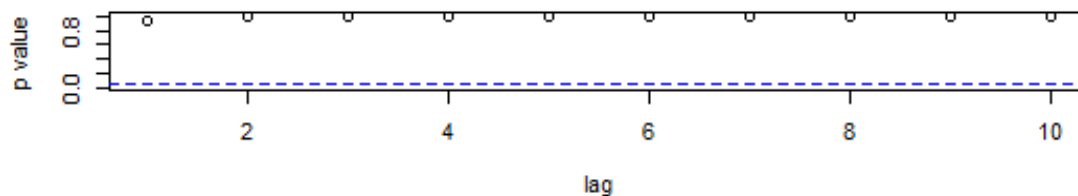
Criterios de información

Modelos	AIC	BIC	Ljung-Box
ARIMA(6,1,1)	47900,25	47948,17	0,9712
ARIMA(10,1,1)	47874,48	47946,37	0,9929
ARIMA(21,1,1)	47857,53	47995,24	0,9960
ARIMA(33,1,1)	47790,78	48000,44	0,9810
ARIMA(33,1,33)	47707,96	48109,31	0,9483
ARIMA(6,1,33)	47733,75	47973,36	0,8384
ARIMA(1,1,1)	47897,84	48000,44	0,9961
ARIMA(2,1,2)	47901,76	47931,71	0,9896

Mediante la figura 8 del diagnóstico realizado al modelo ARIMA (33,1,33), se puede observar la existencia de ruido blanco mediante la p-value de la prueba de Ljung Box. Determinado el orden de nuestro modelo ARIMA, serán base para la elaboración de los modelos GARCH e EGARCH.

Figura 8

Ljung-Box test



Mediante el software estadístico R Studio, y junto a la aplicación de los diversos métodos para la estimación de los modelos, GARCH y EGARCH, la elaboración de los mismos con diferentes rezagos, desde 1 hasta 5, aplicados tanto al GARCH estándar como en al GARCH exponencial llamado EGARCH permitió observar de manera tanto gráfica como algebraicamente, que el último en cuestión se adapta y describe los clúster de volatilidad y

adapta la asimetría de la volatilidad de los retornos financieros de Bitcoin, objeto principal de estudio de los principales inversionistas del mercado de criptomonedas.

3.2 Test estadísticos de los modelos de volatilidad estimados.

Tratada la data de serie de precios de cierre del bitcoin, de carácter diario, los resultados obtenidos de los diversos modelos de volatilidad reflejados en los Anexos 1 y 2, y los valores resultantes de los criterios de información de Akaike, Bayes, Shibata y Hannan – Quin de cada uno de los modelos GARCH e EGARCH, que se muestran en la tabla 3.

Tabla 3

Criterios de información modelos de volatilidad

	GARCH(1,1)	GARCH(1,2)	GARCH(2,2)	EGARCH(1,1)	EGARCH(1,2)	EGARCH(1,3)	EGARCH(1,4)
Akaike	-3,8266	-3,8272	-3,8265	-3,854	-3,8665	-3,8676	-3,8773
Bayes	-3,8144	-3,813	-3,8103	-3,7099	-3,7204	-3,7195	-3,7272
Shibata	-3,8266	-3,8272	-3,8265	-3,8551	-3,8677	-3,8688	-3,8786
Hannan-Quinn	-3,822	-3,8221	-3,8207	-3,8021	-3,8139	-3,8143	-3,8233

Se logra determinar que el modelo GARCH (2,2) y el modelo EGARCH (1,1), poseen los valores más bajos de los diversos criterios de información antes mencionados, siendo los mejores modelos que capturan y describen, con mayor precisión la volatilidad del activo en estudio.

Los valores de los alpha, beta y omega descritos en la tabla 4 , del modelo GARCH (2,2) e EGARCH(1,1) y su probabilidad, muestra que los valores estimados de los coeficientes del modelo GARCH no son estadísticamente significativos, debido que a un nivel de confianza del 95%, el p-value de cada uno supera el 0,05%, por lo cual, si usamos mencionado modelo estaríamos cometiendo un error, y las predicción o aplicaciones del mismo nos llevaría a la toma errónea de decisiones, a diferencia del EGARCH (1,1), donde todos sus coeficientes son estadísticamente significativos.

Tabla 4*Coefficientes y significatividad*

	GARCH (2,2)	Pr(> t)	EGARCH(1,1)	Pr(> t)
α_1	0,144740	0,000000	-0,032644	0,002092
α_2	0,009262	0,927746	0,000000	0,000000
β_1	0,736376	0,380273	0,933566	0,000000
β_2	0,105263	0,380273	0,000000	0,000000
ω	0,000032	0,885106	-0,411688	0,000000
γ	0,000000	0,000000	0,337597	0,000000

El modelo EGARCH (1,1) mediante la aplicación del Joint effect test, negative and positive sign bias test, nos permitirá determinar si se sobreestima o subestima la volatilidad del Bitcoin

Joint effect test

El joint effect es una prueba estadística que se utiliza para evaluar el efecto conjunto de dos o más variables independientes sobre una variable dependiente en un modelo de regresión. En este caso, los datos indican que el t-value del joint effect es de 6.7347 y el p-value o probabilidad de significancia es de 0.08085. Lo anterior implica que el nivel de volatilidad del bitcoin se correlaciona negativamente con las perturbaciones rezagadas un periodo, mientras se correlaciona positivamente con la varianza condicional rezagada un periodo. Esta incidencia en la volatilidad del bitcoin se daría en el corto plazo, lo cual estaría relacionado con el orden del modelo GARCH (1,1). Asimismo, cabe recalcar que el modelo a nivel conjunto, es estadísticamente significativo al 10% de confianza.

El t-value se utiliza para determinar si el efecto conjunto de las variables independientes es significativo. En general, si el valor absoluto del t-value es mayor que 1.96, se considera que el efecto es significativo a un nivel de confianza del 95%. En este caso, el valor del t-value es mucho mayor que 1.96, lo que indica que el efecto conjunto es altamente significativo.

Por otro lado, el valor del p-value o probabilidad de significancia indica la probabilidad de que los resultados observados se deban al azar en lugar de una verdadera relación entre las variables. En general, si el p-value es menor que 0.05, se considera que los resultados

son estadísticamente significativos. En este caso, el valor de p-value es mayor que 0.05, lo que indica que los resultados no son estadísticamente significativos a un nivel de confianza del 95%.

Negative Sign Bias Test

El negative sign bias se refiere a la posibilidad de que el modelo tenga una tendencia a subestimar o sobrestimar la volatilidad. En este caso, un t-value de 2.4093 y una probabilidad de significancia de 0.01604 sugieren que existe una fuerte evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula de que no hay negative sign bias en el modelo.

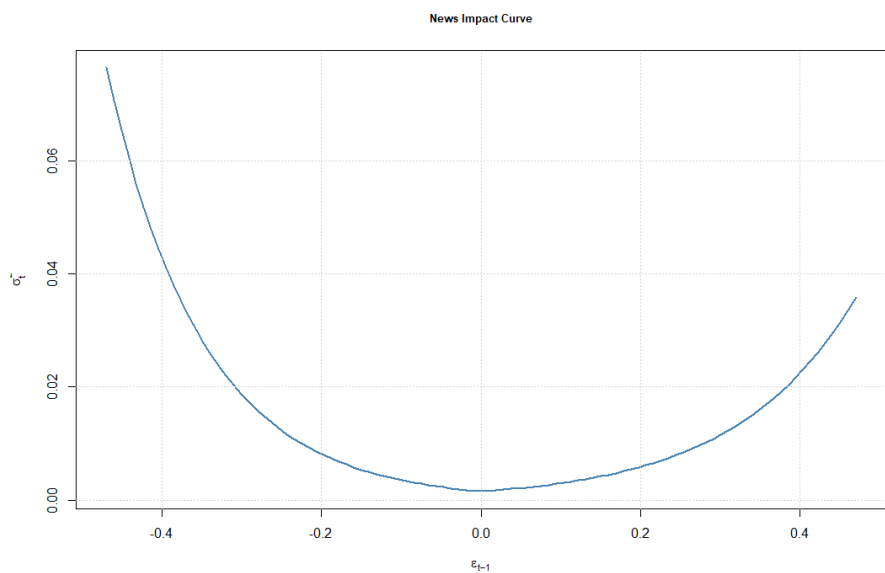
Positive Sign Bias Test

El Positive Sign Bias es una prueba estadística que se utiliza para evaluar si un modelo tiene una tendencia a sobreestimar o subestimar los retornos de una serie de tiempo. En este caso, el t-value de 0.7781 y el prob sig de 0.43658 indican que no hay evidencia significativa para sugerir que existe una tendencia a sobreestimar o subestimar los retornos en el modelo en cuestión.

3.3 Asimetría de la volatilidad mediante el uso de la curva de impacto de noticias

Figura 9

Curva de Impacto de noticias



Tenemos que conocer que los modelos GARCH y EGARCH son de los modelos con mayor tendencia en su aplicación en la econometría para análisis de volatilidad.

El modelo GARCH si bien mide la volatilidad de forma confiable, este no permite que los datos positivos o negativos tengan un impacto diferente en su volatilidad, lo que genera un sesgo en la estimación del modelo.

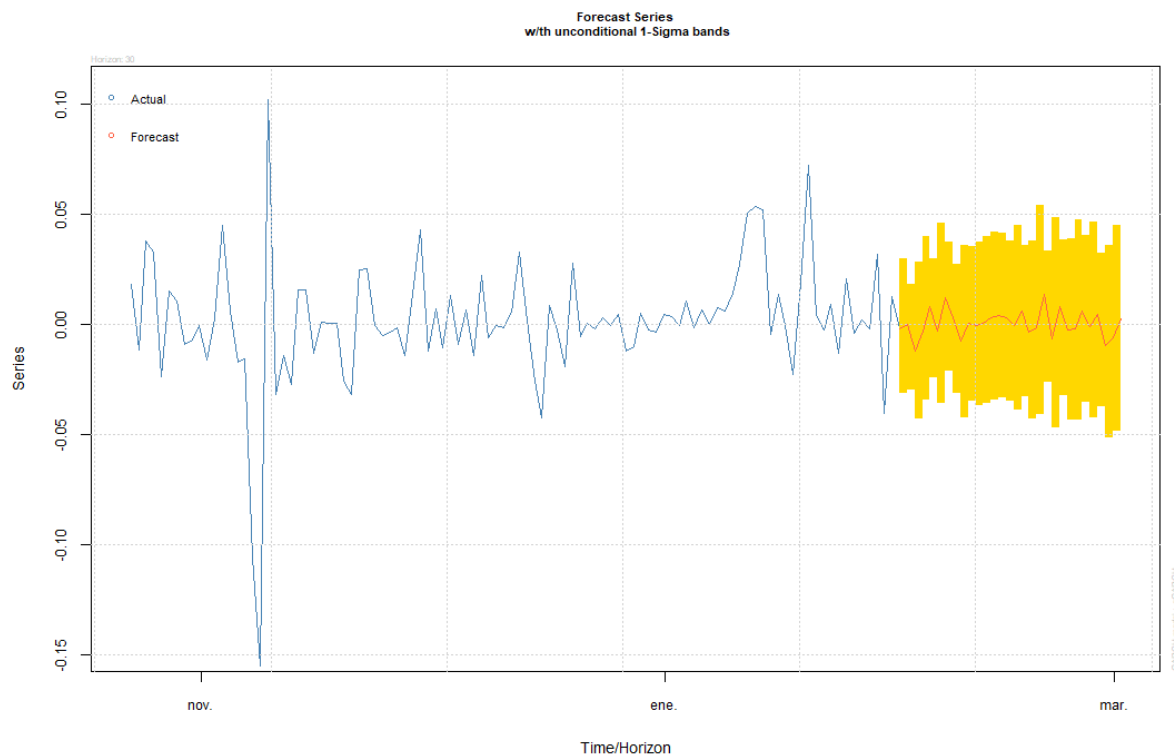
El modelo EGARCH con su condición de asimetría le permite que los datos positivos y negativos, si tengan un impacto diferente en la volatilidad, como podemos observar en la figura nº10. Esta propiedad es significativa en el análisis de criptomonedas como en este caso el Bitcoin, ya que impactos relacionados con la regulación, uso y adopción pueden generar variaciones en su volatilidad.

El usar el modelo EGARCH para el análisis la volatilidad del Bitcoin hace que la estimación del modelo se ajuste de forma precisa y entre dentro de una significancia adecuada tomando en cuenta su asimetría, debido a su capacidad para diferenciar el impacto de las noticias positivas y negativas. Además, la implementación del modelo mejora la comprensión que tenemos de las varias causas que están detrás de la volatilidad del Bitcoin, las propiedades propias del modelo nos permiten identificar y analizar de una forma más detallada la información contenida en la data.

3.4 Predicción en el corto plazo del modelo seleccionado.

Predicción EGARCH (1,1)

Mediante el software R Studio, una vez realizado el modelo de volatilidad y su selección mediante la aplicación de diferentes test y criterios de información, el modelo EGARCH (1,1) se adapta y describe con mayor precisión la volatilidad, tomando en cuenta la asimetría. La figura nº11 muestra la predicción realizada de 30 días, es decir, de h_{t+1} hasta h_{t+30} .

Figura 10*Predicción BTC*

3.5 Discusión de resultados

La investigación del comportamiento del Bitcoin es un tema de gran interés en el ámbito de la economía y la estadística, ya que esta criptomoneda ha generado investigación exhaustiva y dentro de esta controversia debido a su alta volatilidad. En este sentido, el objetivo principal de la presente tesis es determinar el modelo estadístico que mejor mide la volatilidad del Bitcoin.

En la presente investigación, se utilizó el modelo EGARCH (1,1) para medir la volatilidad del Bitcoin debido a que este modelo incluye la asimetría en los precios negativos, lo que permite tener una mejor aproximación de la volatilidad real de la criptomoneda. Este modelo permitió obtener resultados precisos y confiables sobre la volatilidad del Bitcoin, tal como lo señalan (Katsiampa, 2017) y (Corbet, 2018). El efecto de apalancamiento fue planteado como un efecto asimétrico cuando se presentan buenas o malas noticias, en este

caso se pudo apreciar en la tabla 4 que el valor de ganma (γ) es estadísticamente significativo, lo que implica que el impacto es asimétrico sobre la volatilidad de los precios del Bitcoin. Asimismo, el hecho que su signo sea negativo y estadísticamente significativo, implica que los choques negativos pasados disminuyen la volatilidad actual. Por su parte, β_1 es positivo y estadísticamente significativo, lo que implica que los errores de predicción positivos pasados aumentan la volatilidad actual del bitcoin. Por otro lado, al observar la curva de impacto de noticias (ver Figura 9) se aprecia que se cumple el efecto apalancamiento, por ende, se podría afirmar que un choque negativo en el mercado de monedas digitales, causaría una mayor volatilidad que uno positivo, lo cual puede deberse a la alta incertidumbre de dicho mercado, por ejemplo, el Bitcoin ha experimentado considerables fluctuaciones, tanto a la alza como a la baja, no obstante, todavía se encuentra muy por encima de su precio inicial. En este sentido, dado que los coeficientes fluctúan alrededor de cero, podría ser una señal de que los shocks no tienen un efecto duradero en la volatilidad del bitcoin

Los acontecimientos que más han influido en la volatilidad se dieron a finales del 2017, donde su precio pasó de estar alrededor de los mil dólares, para luego ubicarse cerca de los 20 mil dólares. No obstante, también ha habido acontecimientos que han provocado caídas en el precio del Bitcoin como el anuncio de reelección de Donald Trump, la salida del Reino Unido de la Unión Europea, así como la desconfianza sobre posibles regulaciones en el mercado de monedas digitales. La información relacionada con regulaciones gubernamentales o prohibiciones pueden tener un impacto significativo en el precio del Bitcoin. En este sentido, anuncios positivos, como la aprobación de intercambios regulados o la integración de Bitcoin en servicios financieros convencionales, pueden generar un aumento en el precio. Por el contrario, noticias negativas, como prohibiciones o restricciones regulatorias, pueden hacer que el precio caiga. No hay que olvidar que el bitcoin es extremadamente sensible a la información, ya que con solo la especulación la moneda puede experimentar una debacle en su precio, generando pérdidas por miles de millones de dólares. De igual forma, el mercado del bitcoin a menudo está influenciado por el sentimiento y emociones de los agentes económicos, por lo que la confianza, el optimismo, o el temor

pueden ser trascendentales a la hora de cerrar posiciones, fomentando una mayor subjetividad y especulación, lo que podría desencadenar en una corrida masiva de capitales o a su vez una demanda abrupta de Bitcoins.

Por su parte, el COVID-19 influyó significativamente en la volatilidad del Bitcoin, lo cual estuvo directamente relacionado con la incertidumbre en los mercados financieros, incluido el mercado de criptomonedas. Entre los aspectos más relevantes a considerar sobre cómo el COVID-19 influyó en el Bitcoin se encuentran, la alta volatilidad inicial al comienzo de la pandemia en los mercados financieros. Los inversores se enfrentaron a la incertidumbre y la preocupación por la salud pública, lo que llevó a una venta masiva de activos, incluido el Bitcoin. Esto resultó en una caída significativa en su precio. Asimismo, a medida que avanzaba la pandemia, algunos inversores comenzaron a considerar el Bitcoin como un activo de refugio seguro, similar al oro, debido a su naturaleza descentralizada y resistente a la inflación. Esta percepción llevó a un aumento en la demanda de Bitcoin y a un repunte en su precio durante ciertos períodos. Asimismo, las medidas de confinamiento y las restricciones impuestas para controlar la propagación del virus afectaron a la economía global. La disminución de la actividad económica y el aumento del desempleo en muchos países generaron incertidumbre en los mercados financieros, lo que también afectó al precio del Bitcoin. Además, muchos gobiernos y bancos centrales implementaron políticas de estímulo monetario y fiscales para contrarrestar los efectos económicos negativos del COVID-19. Estas medidas, que incluyeron la impresión de grandes cantidades de dinero y la reducción de tasas de interés, aumentaron el interés en los activos alternativos como el Bitcoin, ya que algunos inversores veían en él una cobertura potencial contra la inflación y la devaluación de las monedas fiduciarias. Es importante tener en cuenta que el impacto exacto del COVID-19 en el precio del Bitcoin es complejo y multifactorial, y puede haber sido influenciado por otros factores económicos y geopolíticos. Además, el mercado de criptomonedas es altamente volátil y está sujeto a una variedad de influencias, por lo que resulta difícil atribuir cambios de precios específicos a un solo evento o factor.

Algo similar sucedió en el 2020, donde el desalentador contexto económico fomentaba la volatilidad debido a las altas tasas de inflación de Estados Unidos, así como los anuncios de la FED sobre la subida de las tasas de interés, y, por ende, los anuncios de una posible recesión debido al enfriamiento de la economía. A lo anterior habría que sumarle la guerra de Rusia contra Ucrania, la cual involucra a importantes actores geopolíticos como la Unión Europea y los Estados Unidos, donde el temor a un escalamiento del conflicto podría tener efectos negativos como una reducción del crecimiento económico mundial, o una mayor volatilidad de las principales divisas y los mercados financieros. Siguiendo esta línea, en épocas de conflicto los gobiernos pueden considerar medidas más estrictas para regular el intercambio, esto con el fin de evitar que el bitcoin sea utilizado como una herramienta de financiamiento ilícito o evasión de sanciones, conduciendo a una mayor supervisión y control, lo que puede desalentar a los compradores de bitcoin.

Conclusiones

En este estudio, se utilizó el modelo EGARCH (1,1) debido a su capacidad para capturar la asimetría en los precios negativos y proporcionar una aproximación más precisa de la volatilidad real del Bitcoin. Sin embargo, otros estudios como el realizado por Katsiampa han propuesto diferentes modelos, como el AR-CGARCH (1,1), que incorpora la persistencia de la volatilidad en el tiempo y la heteroscedasticidad condicional. Estos modelos, incluyendo el EGARCH y el AR-CGARCH, son robustos y eficientes para explicar la volatilidad del Bitcoin, cada uno con sus propias fortalezas y debilidades.

En base a los diversos criterios de información, el modelo GARCH (2,2), era una opción que se adaptaba y describía correctamente la volatilidad de la serie de precios del BITCOIN, pero proyectó que, los valores de Alpha y Beta no eran estadísticamente significativos, razón por la cual no se tomó en cuenta para el proceso de predicción; caso contrario el modelo EGARCH, donde los valores de Alpha, beta y omega eran significativos por lo cual fue el seleccionado.

En base a la prueba de Join effect, los datos indican que el efecto conjunto de las variables independientes es altamente significativo, según el valor del t-value, pero no es estadísticamente significativo a un nivel de confianza del 95% según el valor del p-value. Sin embargo, es importante tener en cuenta que la interpretación del p-value depende del nivel de confianza elegido y que un valor ligeramente superior a 0.05 no necesariamente significa que no haya una relación significativa entre las variables.

Los valores obtenidos del Negative Sign Bias Test, nos indican que hay una alta probabilidad de que el modelo tenga una tendencia a subestimar o sobrestimar la volatilidad. Por lo tanto, es importante tener en cuenta este sesgo al interpretar los resultados del modelo y al tomar decisiones basadas en ellos. El Positive Sign Bias Test, contrario a lo determinado por la prueba anteriormente descrita, se puede concluir que el modelo no muestra una tendencia significativa hacia una sobreestimación o subestimación de los retornos de la serie de tiempo.

Utilizar el modelo EGARCH para analizar la volatilidad del Bitcoin proporciona estimaciones más precisas y significativas al considerar su asimetría y diferenciar el impacto de noticias positivas y negativas. Además, la implementación de este modelo mejora nuestra comprensión de las múltiples causas que contribuyen a la volatilidad del Bitcoin, permitiéndonos identificar y analizar de manera más detallada la información contenida en los datos.

La predicción realizada mediante el modelo a pesar de capturar los clusters de volatilidad, y la asimetría de la misma respecto al impacto de las noticias positivas y negativas en las fluctuaciones de los precios, tiene sus limitaciones respecto a la predicción de futuros periodos de volatilidad, razón por la cual se requirió el uso de un número mayor de rezagos en los modelos de volatilidad estimados.

Recomendaciones

Selección del modelo: Se recomienda utilizar el modelo EGARCH (1,1) para medir la volatilidad del Bitcoin. Este modelo ha demostrado ser más preciso y confiable al incluir la asimetría en los precios negativos, lo que permite una mejor aproximación de la volatilidad real de la criptomoneda. Además, se ha observado que todos los coeficientes del modelo EGARCH (1,1) son estadísticamente significativos.

Validación del modelo: Es importante realizar una validación adicional del modelo seleccionado utilizando técnicas estadísticas y criterios de información. Esto ayudará a confirmar la idoneidad del modelo EGARCH (1,1) y su capacidad para describir y capturar la volatilidad del Bitcoin. Además, se puede comparar el modelo con otros enfoques propuestos en la literatura para obtener una visión más completa.

Uso en la toma de decisiones: El modelo EGARCH (1,1) puede ser utilizado en la toma de decisiones financieras e inversiones relacionadas con el Bitcoin. La volatilidad del Bitcoin tiene un impacto significativo en la rentabilidad de las inversiones, por lo que contar con un modelo preciso para medir y predecir esta volatilidad puede ser de gran utilidad para los inversores. Sin embargo, se debe tener en cuenta que ningún modelo es perfecto y siempre existe un grado de incertidumbre asociado a las predicciones de volatilidad.

Considerar otras propiedades: Es importante tener en cuenta que la elección del modelo más adecuado dependerá de las propiedades específicas que se consideren relevantes. En el caso de esta investigación, se ha considerado la asimetría de la volatilidad como un factor crucial. Sin embargo, otros estudios han propuesto diferentes modelos que enfatizan la persistencia de la volatilidad en el tiempo. Por lo tanto, se recomienda evaluar diferentes modelos y enfoques en función de las necesidades y objetivos específicos de la investigación.

Actualización del modelo: Dado que la investigación se basa en datos hasta el año 2023, es importante tener en cuenta que la dinámica del mercado de criptomonedas, incluido

el Bitcoin, puede cambiar con el tiempo. Por lo tanto, se recomienda actualizar y ajustar el modelo a medida que se disponga de nuevos datos y se observen cambios en el comportamiento de la volatilidad.

Referencias

- Andersen, A. (2017). *Diccionario Espasa: Economía y Negocios*. Madrid: Editorial Espasa Calpe.
- Andersen, T., & Bollerslev, T. (1998). Economics Department of the University of Pennsylvania Institute of Social and Economic Research -- Osaka University. *Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models do Provide Accurate Forecasts*, págs. 885-905.
- Banco Central Europeo. (2012). *Esquemas de moneda virtual*. Obtenido de Euro Sistema: <https://bit.ly/3YBoSAd>
- Banco Central Europeo. (2019). *Serie de ponencias ocasionales*. Obtenido de Criptoactivos: Implicaciones para la estabilidad financiera, política monetaria, y pagos e Infraestructuras de mercado: <https://bit.ly/3IGBKqk>
- Black, F. (1976). Studies of Stock Price Volatility Changes. *American Statistical Association*, 177-181.
- Bohórquez, C., Caballero, B., & Caballero, R. (2019). Pronósticos de los precios del petróleo. un enfoque con modelos EGARCH. *Innovar*, 122-153.
- Bollerslev, T. (1986). GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY . *Journal of Econometrics. North-Holland* , 307-327.
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2015). Bitcoin Price: Is it really that New Round of Volatility can be on way? *RePEc Archive* .
- Brito-Calahorrano, M. T. (Abril - Junio de 2021). Marco Legal de las inversiones con Bitcoin en Ecuador. *Revista Científica FIPCAEC (Fomento De La investigación Y publicación científico-técnica multidisciplinaria)*, 6(2), 262-285.
- Casas, M., & Cepeda, E. (2008). MODELOS ARCH, GARCH Y EGARCH: APLICACIONES A SERIE FINANCIERAS. *SCIELO*, 27(48). doi:<https://bit.ly/3S5fKRW>

- Chohan, U. (2022). A history of bitcoin. *Discussion Paper Series*.
- Christie, A. (1982). THE STOCHASTIC BEHAVIOR OF COMMON STOCK VARIANCES .
Financial Economics , 407-432.
- Cointelegraph. (2021). ¿Qué es Bitcoin? Historia, características, pros y contras. Obtenido de Cointelegraph: <http://bit.ly/3KfQoyS>
- Engle, R. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Journal of The Econometric Society*, 987-1007.
- Engle, R., & Ng, V. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *Journal of Finance*, 1749-1778.
- Epaphra, M. (2017). Modeling Exchange Rate Volatility: Application of the GARCH and EGARCH Models. *Journal of Mathematical Finance*, 121-143.
- Fabozzi, F., Modigliani, F., & Ferri, M. (1996). *Mercados e Instituciones Financieras*. México: Prentice Hall.
- Figlewski, S. (1997). *Forecasting Volatility*. New York: Blackwell Publisher.
- French, K., Schwert, W., & Robert Stambaugh. (1987). Expected stock returns and volatility. *Journal of Financial Economics*, 3-29.
- Glosten, L., Jagannathan, R., & Runkle, D. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 1779-1801.
- Greene, W. (2018). *Econometric Analysis; Eighth Edition*. Estados Unidos: Pearson.
- Herrera, F. (2004). Modelado de la volatilidad y pronóstico del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de. *Contaduría y Administración*, 43-72.
- Jacquier, E., Polson, N., & Rossi, P. (2004). Bayesian analysis of stochastic volatility models with fat-tails and correlated errors. *Econometrics*, 185-212.

- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 3-6. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Lee, D., & Deng, R. (2018). *Handbook of blockchain, digital finance, and inclusion: Cryptocurrency, finTech, InsurTech and regulation*. Obtenido de Books Google: <http://bit.ly/411Pzzy>
- LISA Institute. (2021). *Qué es Bitcoin: origen, usos, ventajas y riesgos*. Obtenido de LISA Institute: <http://bit.ly/3YWnlNZ>
- Ludlow, J., & Mota, B. (2006). Volatilidad del IPC, Nasdaq y S&P500: un modelo Garch multivariado. *Análisis Económico*, págs. 215-227.
- Naimy, V., & Hayek, M. (2018). Modelling and predicting the Bitcoin volatility using GARCH models. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 197-215. doi:10.1504/ijmmno.2018.088994
- Nelson, D. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *The Econometric Society*, 347-370.
- Nikolova, V. (2012). *Caracterización del mercado de criptomonedas y su evolución hasta la tercera generación*. Obtenido de Repositorio de la Universidad de Almería: <https://bit.ly/413ceLV>
- Parlamento Europeo y Consejo de Unión Europea. (2009). *Diario Oficial de la Unión Europea*. Obtenido de Directiva 2009/110/CE del Parlamento Europeo y del Consejo de 16 de septiembre de 2009: <https://bit.ly/3XAbniQ>
- Pérez, F. (2008). Modelación de la volatilidad y pronóstico del precio del café. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 45-58.
- Peterson, T. (2021). To the Moon. A History of Bitcoin Price Manipulation. *Journal of Forensic and Investigative Accounting*.

- Poon, S., & Granger, C. (2003). Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, 478-539.
- Rodríguez, A. (2014). *Modelizar la Volatilidad*. Obtenido de Docplayer.es: <http://bit.ly/3lu8JXA>
- Rossi, G. (2013). *La volatilidad en mercados financieros y de commodities. un repaso de sus causas y la evidencia reciente* . Obtenido de Redalyc.org: <https://bit.ly/3YQY9PK>
- Santaella, J. (2021). *¿Cómo nacen las criptomonedas? El origen de todo*. Obtenido de Economía: <http://bit.ly/40YgwEi>
- Sewell, M. (2011). *Characterization of financial time series*. London: Department of Computer Science, University College London.
- Shaen Corbet, A. M. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other. *Economics Letters*, 28-34.
- Trucíos, C., & Hotta, L. (2016). Predicción Bootstrap en modelos univariados de volatilidad con efecto apalancamiento. *El Sevier*, 91-103.
- Tsay, R. (2005). *Analysis of financial time series*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Valencia, F. (2021). Panorama actual del bitc oin. Una descripci n pr ctica y jur dica de las criptomonedas en Colombia y Ecuador. *Foro: Revista de Derecho*, 49-71.
- Yu, J. (2005). On leverage in a stochastic volatility model. *Journal of Econometrics; El Sevier*, 165-178.

ANEXOS

ANEXO 1

MODELO EGARCH 1,1

* GARCH Model Fit *

Conditional Variance Dynamics

GARCH Model : eGARCH(1,1)

Mean Model : ARFIMA(33,0,33)

Distribution : norm

Optimal Parameters

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001415	0.000070	20.3278 0.000000
ar1	-0.290348	0.000053	-5456.3530 0.000000
ar2	0.009080	0.000015	619.9521 0.000000
ar3	-0.214304	0.000048	-4482.9377 0.000000
ar4	-0.882702	0.000098	-9014.8457 0.000000
ar5	0.187420	0.000042	4437.1641 0.000000
ar6	0.632314	0.000105	6016.6966 0.000000
ar7	-0.171320	0.000042	-4099.2835 0.000000
ar8	-0.820363	0.000115	-7107.9853 0.000000
ar9	0.140364	0.000036	3899.4479 0.000000
ar10	0.505658	0.000077	6564.4669 0.000000

ar11	-0.091750	0.000030	-3060.7704	0.000000
ar12	-0.765758	0.000100	-7691.1446	0.000000
ar13	0.338983	0.000062	5438.9578	0.000000
ar14	0.350039	0.000067	5239.9482	0.000000
ar15	-0.023379	0.000026	-886.8835	0.000000
ar16	-0.554292	0.000090	-6143.3394	0.000000
ar17	0.317211	0.000063	5025.4709	0.000000
ar18	0.289887	0.000066	4424.7191	0.000000
ar19	-0.053532	0.000025	-2124.2255	0.000000
ar20	-0.214805	0.000050	-4307.0959	0.000000
ar21	0.208723	0.000039	5340.4123	0.000000
ar22	0.227330	0.000047	4887.8747	0.000000
ar23	-0.053831	0.000020	-2640.6046	0.000000
ar24	0.081975	0.000026	3200.2961	0.000000
ar25	0.690887	0.000093	7394.5741	0.000000
ar26	0.341740	0.000060	5676.3192	0.000000
ar27	0.191264	0.000048	3949.2703	0.000000
ar28	0.198037	0.000047	4249.5983	0.000000
ar29	0.319936	0.000060	5319.9304	0.000000
ar30	-0.182044	0.000043	-4200.3146	0.000000
ar31	-0.179841	0.000041	-4348.1471	0.000000
ar32	0.160341	0.000042	3835.4337	0.000000
ar33	-0.036178	0.000021	-1703.4548	0.000000
ma1	0.229099	0.000058	3941.7433	0.000000
ma2	-0.039843	0.000021	-1906.8473	0.000000
ma3	0.166707	0.000040	4140.6175	0.000000
ma4	0.868121	0.000087	9925.2993	0.000000
ma5	-0.207579	0.000051	-4058.9383	0.000000

ma6	-0.572874	0.000067	-8526.6067	0.000000
ma7	0.189510	0.000043	4359.8142	0.000000
ma8	0.846892	0.000052	16440.9375	0.000000
ma9	-0.123593	0.000036	-3474.6567	0.000000
ma10	-0.441490	0.000086	-5127.1932	0.000000
ma11	0.071351	0.000028	2565.0769	0.000000
ma12	0.740918	0.000121	6116.3249	0.000000
ma13	-0.341720	0.000061	-5605.3735	0.000000
ma14	-0.276849	0.000061	-4535.9191	0.000000
ma15	-0.022409	0.000029	-771.7846	0.000000
ma16	0.518813	0.000093	5584.2510	0.000000
ma17	-0.305104	0.000067	-4536.9179	0.000000
ma18	-0.193643	0.000057	-3392.2880	0.000000
ma19	0.054917	0.000034	1592.0694	0.000000
ma20	0.219387	0.000050	4364.2222	0.000000
ma21	-0.216649	0.000042	-5128.6662	0.000000
ma22	-0.165340	0.000038	-4309.2940	0.000000
ma23	0.030402	0.000017	1793.3287	0.000000
ma24	-0.111624	0.000031	-3601.1712	0.000000
ma25	-0.715466	0.000148	-4839.1121	0.000000
ma26	-0.261158	0.000046	-5638.2909	0.000000
ma27	-0.155170	0.000039	-3965.9199	0.000000
ma28	-0.183634	0.000041	-4479.8446	0.000000
ma29	-0.335446	0.000063	-5348.8498	0.000000
ma30	0.213760	0.000044	4834.0596	0.000000
ma31	0.156741	0.000035	4462.2787	0.000000
ma32	-0.222807	0.000043	-5186.0885	0.000000
ma33	0.029424	0.000017	1688.5861	0.000000

omega -0.411688 0.038180 -10.7828 0.000000
 alpha1 -0.036244 0.011779 -3.0769 0.002092
 beta1 0.933566 0.005186 180.0190 0.000000
 gamma1 0.337597 0.031214 10.8157 0.000000

Robust Standard Errors:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001415	0.000140	10.1023	0.000000
ar1	-0.290348	0.000064	-4552.6496	0.000000
ar2	0.009080	0.000043	211.2334	0.000000
ar3	-0.214304	0.000120	-1782.3619	0.000000
ar4	-0.882702	0.000805	-1096.1116	0.000000
ar5	0.187420	0.000052	3623.5690	0.000000
ar6	0.632314	0.000384	1648.6825	0.000000
ar7	-0.171320	0.000081	-2127.6953	0.000000
ar8	-0.820363	0.000467	-1757.5146	0.000000
ar9	0.140364	0.000076	1847.2273	0.000000
ar10	0.505658	0.000397	1273.4267	0.000000
ar11	-0.091750	0.000008	-11910.6090	0.000000
ar12	-0.765758	0.000529	-1447.3422	0.000000
ar13	0.338983	0.000051	6645.1585	0.000000
ar14	0.350039	0.000093	3744.8040	0.000000
ar15	-0.023379	0.000077	-304.5518	0.000000
ar16	-0.554292	0.000217	-2548.8050	0.000000
ar17	0.317211	0.000068	4662.5054	0.000000
ar18	0.289887	0.000190	1529.3540	0.000000
ar19	-0.053532	0.000119	-448.8327	0.000000
ar20	-0.214805	0.000078	-2758.4361	0.000000

ar21	0.208723	0.000032	6443.0006	0.000000
ar22	0.227330	0.000087	2621.5086	0.000000
ar23	-0.053831	0.000021	-2519.7395	0.000000
ar24	0.081975	0.000021	3937.5206	0.000000
ar25	0.690887	0.000626	1102.9178	0.000000
ar26	0.341740	0.000082	4178.0817	0.000000
ar27	0.191264	0.000135	1419.8659	0.000000
ar28	0.198037	0.000118	1673.0895	0.000000
ar29	0.319936	0.000061	5283.6188	0.000000
ar30	-0.182044	0.000086	-2128.0572	0.000000
ar31	-0.179841	0.000087	-2072.8179	0.000000
ar32	0.160341	0.000114	1403.8739	0.000000
ar33	-0.036178	0.000075	-479.3290	0.000000
ma1	0.229099	0.000204	1125.2793	0.000000
ma2	-0.039843	0.000060	-665.4432	0.000000
ma3	0.166707	0.000119	1399.8678	0.000000
ma4	0.868121	0.000630	1378.1339	0.000000
ma5	-0.207579	0.000107	-1931.1645	0.000000
ma6	-0.572874	0.000218	-2633.8997	0.000000
ma7	0.189510	0.000073	2606.9600	0.000000
ma8	0.846892	0.000356	2375.7238	0.000000
ma9	-0.123593	0.000070	-1771.3770	0.000000
ma10	-0.441490	0.000386	-1145.1683	0.000000
ma11	0.071351	0.000053	1334.8390	0.000000
ma12	0.740918	0.000598	1239.1502	0.000000
ma13	-0.341720	0.000076	-4484.5750	0.000000
ma14	-0.276849	0.000135	-2052.5780	0.000000
ma15	-0.022409	0.000010	-2242.8708	0.000000

ma16	0.518813	0.000095	5485.2852	0.000000
ma17	-0.305104	0.000142	-2144.9764	0.000000
ma18	-0.193643	0.000147	-1312.9306	0.000000
ma19	0.054917	0.000217	253.1913	0.000000
ma20	0.219387	0.000090	2431.4454	0.000000
ma21	-0.216649	0.000091	-2374.6288	0.000000
ma22	-0.165340	0.000073	-2274.8839	0.000000
ma23	0.030402	0.000083	365.0323	0.000000
ma24	-0.111624	0.000075	-1484.8721	0.000000
ma25	-0.715466	0.001045	-684.6886	0.000000
ma26	-0.261158	0.000069	-3805.0956	0.000000
ma27	-0.155170	0.000104	-1490.6025	0.000000
ma28	-0.183634	0.000056	-3280.1365	0.000000
ma29	-0.335446	0.000148	-2265.8117	0.000000
ma30	0.213760	0.000096	2220.6389	0.000000
ma31	0.156741	0.000080	1948.6647	0.000000
ma32	-0.222807	0.000051	-4342.3794	0.000000
ma33	0.029424	0.000053	550.7980	0.000000
omega	-0.411688	0.215897	-1.9069	0.056537
alpha1	-0.036244	0.029944	-1.2104	0.226129
beta1	0.933566	0.027636	33.7804	0.000000
gamma1	0.337597	0.168572	2.0027	0.045211

LogLikelihood : 5759.507

Information Criteria

Akaike -3.8540
 Bayes -3.7099
 Shibata -3.8551
 Hannan-Quinn -3.8021

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

statistic p-value

Lag[1] 25.87 3.652e-07
 Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][197] 112.47 0.000e+00
 Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][329] 172.81 2.012e-01

d.o.f=66

H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals

statistic p-value

Lag[1] 5.930 0.01488
 Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 7.716 0.03465
 Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 8.480 0.10363

d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests

Statistic Shape Scale P-Value

ARCH Lag[3] 1.575 0.500 2.000 0.2095
 ARCH Lag[5] 2.593 1.440 1.667 0.3545
 ARCH Lag[7] 2.670 2.315 1.543 0.5779

Nyblom stability test

Joint Statistic: no.parameters>20 (not available)

Individual Statistics:

mu 0.033163

ar1 0.036680

ar2 0.025784

ar3 0.012064

ar4 0.008896

ar5 0.014029

ar6 0.022992

ar7 0.019609

ar8 0.032789

ar9 0.013209

ar10 0.023933

ar11 0.062437

ar12 0.050634

ar13 0.011661

ar14 0.015060

ar15 0.009471

ar16 0.010920

ar17 0.017851

ar18 0.024374

ar19 0.022420

ar20 0.011334

ar21 0.033003

ar22 0.031361

ar23 0.018378
ar24 0.009924
ar25 0.013954
ar26 0.030431
ar27 0.050567
ar28 0.027806
ar29 0.010687
ar30 0.024240
ar31 0.046799
ar32 0.028748
ar33 0.011099
ma1 0.055588
ma2 0.028585
ma3 0.009955
ma4 0.017772
ma5 0.024421
ma6 0.023943
ma7 0.010479
ma8 0.012199
ma9 0.012675
ma10 0.021367
ma11 0.044775
ma12 0.048342
ma13 0.009239
ma14 0.033588
ma15 0.047918
ma16 0.015201
ma17 0.014812

ma18 0.010096
 ma19 0.007616
 ma20 0.013576
 ma21 0.031747
 ma22 0.017261
 ma23 0.011189
 ma24 0.010399
 ma25 0.015916
 ma26 0.031530
 ma27 0.045235
 ma28 0.015926
 ma29 0.014226
 ma30 0.049017
 ma31 0.051626
 ma32 0.014962
 ma33 0.010719
 omega 0.111866
 alpha1 0.096230
 beta1 0.126636
 gamma1 0.184272

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test

t-value prob sig

Sign Bias 1.0214 0.30716

Negative Sign Bias 2.4093 0.01604 **

Positive Sign Bias 0.7781 0.43658

Joint Effect 6.7347 0.08085 *

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

group statistic p-value(g-1)

1 20 301.4 1.046e-52

2 30 312.9 2.283e-49

3 40 331.4 5.137e-48

4 50 343.0 9.618e-46

Elapsed time : 34.12863

ANEXO 2

GARCH 2,2

* GARCH Model Fit *

Conditional Variance Dynamics

GARCH Model : sGARCH(2,2)

Mean Model : ARFIMA(33,0,33)

Distribution : norm

Optimal Parameters

```

-----
Estimate Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.001996   0.000545  3.6638e+00 0.000248
ar1     -0.364180   0.000056 -6.4667e+03 0.000000
ar2     -0.203772   0.000046 -4.4582e+03 0.000000
ar3      0.061753   0.000012  5.3690e+03 0.000000
ar4     -0.064665   0.000030 -2.1379e+03 0.000000
ar5     -0.003293   0.000040 -8.1896e+01 0.000000
ar6     -0.003175   0.000065 -4.8902e+01 0.000000
ar7      0.354029   0.000053  6.7000e+03 0.000000
ar8     -0.079372   0.000015 -5.4655e+03 0.000000
ar9      0.173503   0.000036  4.7793e+03 0.000000
ar10     0.035082    0.000020  1.7522e+03 0.000000
ar11    -0.040566   0.000023 -1.7422e+03 0.000000
ar12    -0.065257   0.000032 -2.0581e+03 0.000000
ar13    -0.073451   0.000012 -5.9812e+03 0.000000
ar14    -0.276726   0.000047 -5.8637e+03 0.000000
ar15    -0.039915   0.000022 -1.8310e+03 0.000000
ar16    -0.003148   0.000120 -2.6298e+01 0.000000
ar17     0.284328   0.000045  6.3091e+03 0.000000
ar18    -0.223649   0.000049 -4.6081e+03 0.000000
ar19    -0.119032   0.000037 -3.1974e+03 0.000000
ar20    -0.243461   0.000053 -4.5676e+03 0.000000
ar21    -0.145237   0.000037 -3.9216e+03 0.000000
ar22     0.138997   0.000040  3.4349e+03 0.000000
ar23     0.322384   0.000062  5.1811e+03 0.000000
ar24    -0.053122   0.000025 -2.1341e+03 0.000000
ar25     0.250778   0.000051  4.9072e+03 0.000000
ar26     0.304635   0.000056  5.4505e+03 0.000000
ar27     0.299201   0.000046  6.4580e+03 0.000000

```

ar28	0.240452	0.000051	4.7234e+03	0.000000
ar29	-0.241756	0.000045	-5.3576e+03	0.000000
ar30	0.045337	0.000026	1.7714e+03	0.000000
ar31	-0.207503	0.000046	-4.5519e+03	0.000000
ar32	-0.324272	0.000038	-8.4971e+03	0.000000
ar33	-0.158906	0.000039	-4.0615e+03	0.000000
ma1	0.342257	0.000120	2.8570e+03	0.000000
ma2	0.200153	0.000095	2.1114e+03	0.000000
ma3	-0.059111	0.000140	-4.2134e+02	0.000000
ma4	0.066514	0.000078	8.4960e+02	0.000000
ma5	0.050315	0.000120	4.2040e+02	0.000000
ma6	0.102899	0.000110	9.3339e+02	0.000000
ma7	-0.346165	0.000100	-3.4484e+03	0.000000
ma8	0.104578	0.000076	1.3839e+03	0.000000
ma9	-0.192746	0.000067	-2.8835e+03	0.000000
ma10	0.006995	0.000299	2.3384e+01	0.000000
ma11	0.042468	0.000091	4.6525e+02	0.000000
ma12	0.076242	0.000019	4.1117e+03	0.000000
ma13	0.024821	0.000149	1.6666e+02	0.000000
ma14	0.276649	0.000082	3.3839e+03	0.000000
ma15	0.002014	0.000278	7.2399e+00	0.000000
ma16	0.027992	0.000181	1.5434e+02	0.000000
ma17	-0.318697	0.000126	-2.5237e+03	0.000000
ma18	0.266489	0.000115	2.3114e+03	0.000000
ma19	0.131252	0.000133	9.8367e+02	0.000000
ma20	0.292550	0.000032	9.0577e+03	0.000000
ma21	0.115635	0.000053	2.1712e+03	0.000000
ma22	-0.165478	0.000107	-1.5487e+03	0.000000
ma23	-0.378868	0.000113	-3.3469e+03	0.000000
ma24	0.106423	0.000090	1.1873e+03	0.000000

ma25	-0.251247	0.000084	-2.9836e+03	0.000000
ma26	-0.283654	0.000097	-2.9357e+03	0.000000
ma27	-0.320496	0.000079	-4.0591e+03	0.000000
ma28	-0.253785	0.000101	-2.5107e+03	0.000000
ma29	0.197114	0.000100	1.9773e+03	0.000000
ma30	-0.040773	0.000100	-4.0842e+02	0.000000
ma31	0.189497	0.000091	2.0860e+03	0.000000
ma32	0.311100	0.000090	3.4547e+03	0.000000
ma33	0.144058	0.000068	2.1200e+03	0.000000
omega	0.000032	0.000014	2.3291e+00	0.019854
alpha1	0.144740	0.018014	8.0350e+00	0.000000
alpha2	0.009262	0.102134	9.0681e-02	0.927746
beta1	0.736376	0.839276	8.7739e-01	0.380273
beta2	0.105263	0.728467	1.4450e-01	0.885106

Robust Standard Errors:

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001996	0.000597	3.3458e+00 0.000820
ar1	-0.364180	0.000070	-5.1703e+03 0.000000
ar2	-0.203772	0.000058	-3.5168e+03 0.000000
ar3	0.061753	0.000048	1.2850e+03 0.000000
ar4	-0.064665	0.000014	-4.4799e+03 0.000000
ar5	-0.003293	0.000101	-3.2760e+01 0.000000
ar6	-0.003175	0.000194	-1.6405e+01 0.000000
ar7	0.354029	0.000083	4.2629e+03 0.000000
ar8	-0.079372	0.000045	-1.7690e+03 0.000000
ar9	0.173503	0.000044	3.9767e+03 0.000000
ar10	0.035082	0.000020	1.7180e+03 0.000000
ar11	-0.040566	0.000015	-2.6894e+03 0.000000
ar12	-0.065257	0.000020	-3.3099e+03 0.000000

ar13	-0.073451	0.000041	-1.7844e+03	0.000000
ar14	-0.276726	0.000042	-6.6188e+03	0.000000
ar15	-0.039915	0.000024	-1.6536e+03	0.000000
ar16	-0.003148	0.000109	-2.8786e+01	0.000000
ar17	0.284328	0.000064	4.4431e+03	0.000000
ar18	-0.223649	0.000050	-4.4884e+03	0.000000
ar19	-0.119032	0.000037	-3.2203e+03	0.000000
ar20	-0.243461	0.000051	-4.7498e+03	0.000000
ar21	-0.145237	0.000018	-7.8713e+03	0.000000
ar22	0.138997	0.000024	5.8584e+03	0.000000
ar23	0.322384	0.000085	3.7788e+03	0.000000
ar24	-0.053122	0.000013	-4.1400e+03	0.000000
ar25	0.250778	0.000077	3.2545e+03	0.000000
ar26	0.304635	0.000095	3.2036e+03	0.000000
ar27	0.299201	0.000030	1.0121e+04	0.000000
ar28	0.240452	0.000064	3.7658e+03	0.000000
ar29	-0.241756	0.000068	-3.5683e+03	0.000000
ar30	0.045337	0.000011	4.0401e+03	0.000000
ar31	-0.207503	0.000034	-6.0894e+03	0.000000
ar32	-0.324272	0.000139	-2.3293e+03	0.000000
ar33	-0.158906	0.000032	-4.9377e+03	0.000000
ma1	0.342257	0.000097	3.5291e+03	0.000000
ma2	0.200153	0.000160	1.2479e+03	0.000000
ma3	-0.059111	0.000196	-3.0083e+02	0.000000
ma4	0.066514	0.000161	4.1393e+02	0.000000
ma5	0.050315	0.000198	2.5468e+02	0.000000
ma6	0.102899	0.000099	1.0358e+03	0.000000
ma7	-0.346165	0.000096	-3.5973e+03	0.000000
ma8	0.104578	0.000044	2.3863e+03	0.000000
ma9	-0.192746	0.000070	-2.7349e+03	0.000000

ma10	0.006995	0.000424	1.6492e+01	0.000000
ma11	0.042468	0.000036	1.1761e+03	0.000000
ma12	0.076242	0.000162	4.7096e+02	0.000000
ma13	0.024821	0.000147	1.6883e+02	0.000000
ma14	0.276649	0.000116	2.3844e+03	0.000000
ma15	0.002014	0.000938	2.1470e+00	0.031795
ma16	0.027992	0.000421	6.6450e+01	0.000000
ma17	-0.318697	0.000106	-3.0136e+03	0.000000
ma18	0.266489	0.000357	7.4675e+02	0.000000
ma19	0.131252	0.000129	1.0143e+03	0.000000
ma20	0.292550	0.000093	3.1325e+03	0.000000
ma21	0.115635	0.000296	3.9075e+02	0.000000
ma22	-0.165478	0.000144	-1.1529e+03	0.000000
ma23	-0.378868	0.000112	-3.3820e+03	0.000000
ma24	0.106423	0.000075	1.4281e+03	0.000000
ma25	-0.251247	0.000149	-1.6818e+03	0.000000
ma26	-0.283654	0.000043	-6.6739e+03	0.000000
ma27	-0.320496	0.000106	-3.0130e+03	0.000000
ma28	-0.253785	0.000123	-2.0588e+03	0.000000
ma29	0.197114	0.000043	4.6375e+03	0.000000
ma30	-0.040773	0.000034	-1.1845e+03	0.000000
ma31	0.189497	0.000076	2.4845e+03	0.000000
ma32	0.311100	0.000069	4.5128e+03	0.000000
ma33	0.144058	0.000118	1.2163e+03	0.000000
omega	0.000032	0.000081	3.9744e-01	0.691043
alpha1	0.144740	0.051110	2.8319e+00	0.004627
alpha2	0.009262	0.497851	1.8603e-02	0.985158
beta1	0.736376	3.974006	1.8530e-01	0.852995
beta2	0.105263	3.453696	3.0478e-02	0.975685

LogLikelihood : 5725.788

Information Criteria

Akaike -3.8305

Bayes -3.6844

Shibata -3.8316

Hannan-Quinn -3.7779

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

statistic p-value

Lag[1] 12.36 0.0004376

Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][197] 90.37 1.0000000

Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][329] 145.94 0.9818168

d.o.f=66

H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals

statistic p-value

Lag[1] 6.619 0.01009

Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][11] 8.591 0.17144

Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][19] 9.969 0.45410

d.o.f=4

Weighted ARCH LM Tests

Statistic Shape Scale P-Value

ARCH Lag[5] 0.1010 0.500 2.000 0.7506
ARCH Lag[7] 0.4653 1.473 1.746 0.9065
ARCH Lag[9] 1.0845 2.402 1.619 0.9195

Nyblom stability test

Joint Statistic: no.parameters>20 (not available)

Individual Statistics:

mu 0.095631
ar1 0.012126
ar2 0.026323
ar3 0.014324
ar4 0.025349
ar5 0.022371
ar6 0.007087
ar7 0.023249
ar8 0.017494
ar9 0.021699
ar10 0.028649
ar11 0.007507
ar12 0.022066
ar13 0.017759
ar14 0.013705
ar15 0.027473
ar16 0.012700
ar17 0.025223
ar18 0.018970
ar19 0.008116
ar20 0.025202
ar21 0.016629

ar22 0.030309
ar23 0.016770
ar24 0.011940
ar25 0.025788
ar26 0.010780
ar27 0.021643
ar28 0.021878
ar29 0.015926
ar30 0.030233
ar31 0.007508
ar32 0.015106
ar33 0.024092
ma1 0.021952
ma2 0.030540
ma3 0.032912
ma4 0.004314
ma5 0.013612
ma6 0.026881
ma7 0.033733
ma8 0.036862
ma9 0.006177
ma10 0.020817
ma11 0.020145
ma12 0.016989
ma13 0.027570
ma14 0.014715
ma15 0.024094
ma16 0.022674
ma17 0.005501
ma18 0.017637

ma19 0.028670
 ma20 0.053036
 ma21 0.006596
 ma22 0.025541
 ma23 0.029605
 ma24 0.041283
 ma25 0.008205
 ma26 0.013909
 ma27 0.025556
 ma28 0.016872
 ma29 0.030660
 ma30 0.016966
 ma31 0.013064
 ma32 0.022482
 ma33 0.007987
 omega 0.276772
 alpha1 0.071976
 alpha2 0.067847
 beta1 0.157934
 beta2 0.164727

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test

t-value prob sig

Sign Bias 1.525 0.12749

Negative Sign Bias 2.338 0.01945 **

Positive Sign Bias 1.361 0.17366

Joint Effect 7.391 0.06043 *

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

group statistic p-value(g-1)

1 20 255.0 2.975e-43

2 30 284.0 1.176e-43

3 40 292.1 1.684e-40

4 50 329.1 3.915e-43

Elapsed time : 35.2319

ANEXO 3

FORECASTING EGARCH 1,1

* GARCH Model Forecast *

Model: eGARCH

Horizon: 30

Roll Steps: 0

Out of Sample: 0

0-roll forecast [T0=1978-01-30 19:00:00]:

Series Sigma

T+1 -0.0020778 0.02889

T+2 0.0002195 0.02975

T+3 -0.0120744 0.03059

T+4 -0.0028104 0.03139

T+5 0.0080216 0.03215

T+6 -0.0026690 0.03289

T+7 0.0123526 0.03358

T+8 0.0030675 0.03425

T+9 -0.0076514 0.03488

T+10 0.0005960 0.03548

T+11 -0.0004781 0.03605

T+12 0.0008527 0.03660

T+13 0.0030091 0.03711

T+14 0.0044227 0.03759

T+15 0.0033166 0.03805

T+16 -0.0004734 0.03848

T+17 0.0062958 0.03889

T+18 -0.0032858 0.03928

T+19 -0.0013365 0.03964

T+20 0.0140600 0.03998

T+21 -0.0065366 0.04031

T+22 0.0083004 0.04061

T+23 -0.0025210 0.04089

T+24 -0.0021081 0.04116

T+25 0.0062438 0.04141

T+26 -0.0008558 0.04165

T+27 0.0046854 0.04187

T+28 -0.0093699 0.04208

T+29 -0.0060417 0.04228

T+30 0.0025707 0.04246