



**Análisis de la Eficiencia de Mercado en Mercados Desarrollados y Emergentes: Un  
Enfoque Comparativo utilizando Modelos ARIMA y GARCH**

Trabajo de Grado

Autor:

Sergio Andrés Santanilla Nieves

Bogotá Colombia

2025



**Análisis de la Eficiencia de Mercado en Mercados Desarrollados y Emergentes: Un  
Enfoque Comparativo utilizando Modelos ARIMA y GARCH**

Trabajo de Grado

Autor:

Sergio Andrés Santanilla Nieves (Administración de negocios internacionales)

José Alejandro Useche Arévalo

Bogotá Colombia

2025

## Agradecimientos

Quiero tomar un momento para expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que, de una manera u otra, hicieron posible la finalización de este proyecto de grado. Este logro no solo representa un hito académico, sino también un paso importante en mi vida tanto profesional como personal.

Primero que nada, quiero agradecer de todo corazón a mis padres, Hans Santanilla Castro y Mariela Nieves Pardo, Por su amor incondicional, su apoyo constante y los valores que me han inculcado, por su amor incondicional, su apoyo constante y los valores que me han transmitido. Sin su guía y fortaleza, este logro no habría sido posible.

Mencionar a mis amigos Samuel Esteban Ramírez Rodríguez y Santiago Restrepo Gonzalez por su incondicional ayuda en este camino, su constante sustento que me ayuda y motiva a realizar esta investigación sabiendo que siempre serán mi soporte.

También quiero reconocer a los docentes que me acompañaron en el camino de la investigación, especialmente al profesor José Alejandro Useche Arévalo y el profesor Juan Carlos Espinosa Méndez Por su enseñanza, orientación y el tiempo que dedicaron a enriquecer este trabajo el cual han sido invaluable.

Extiendo mi gratitud a mis compañeros de carrera por su compañía, apoyo emocional y colaboración a lo largo de este proceso. Un agradecimiento especial a Paola Mora, Mariana Prada, Julián Romero, Luisa Zúñiga, Nicol Vargas y Ana Pestana, quienes estuvieron a mi lado en momentos clave, brindándome motivación, solidaridad y amistad genuina.

También decido hacer mención de Shirly Johanna Moreno Leal una persona muy importante que me apoyo en el proceso de elaboración de este documento, doy gracias por ser ese soporte día y noche que estuvo incondicionalmente a mi lado en el momento de su elaboración.

Asimismo, quiero hacer una mención muy especial a Juan Carlos Páez, una persona fundamental en mi camino, cuyo apoyo, presencia y confianza marcaron una diferencia significativa en esta etapa de mi vida. Su influencia y compañía han sido profundamente valiosas para mí.

Y por último, pero no menos importante, a mis gatos Apolo y Luna, Quienes con su presencia silenciosa y reconfortante han sido parte de este viaje de una manera muy especial. A todos ustedes, Gracias por acompañarme en este camino.

### **Declaración de originalidad y autonomía**

Declaro bajo la gravedad del juramento, que he escrito el documento de título “Análisis de la Eficiencia de Mercado en Mercados Desarrollados y Emergentes: Un Enfoque Comparativo utilizando Modelos ARIMA y GARCH”, en la opción de grado de Asistente de investigación 2 y que por lo tanto, su contenido es original.

Declaro que he indicado clara y precisamente todas las fuentes directas e indirectas de información y que este trabajo no ha sido entregado a ninguna otra institución con fines de calificación o publicación.

**Sergio Andres Santanilla Nieves**

### **Declaración de exoneración de responsabilidad**

Declaro que la responsabilidad intelectual del presente trabajo es exclusivamente de su autor. La Universidad del Rosario no se hace responsable de contenidos, opiniones o ideologías expresadas total o parcialmente en él.

**Sergio Andres Santanilla Nieves**

## Tabla de contenido

Resumen.....	12
Palabras clave.....	12
Abstract.....	13
1. Introducción .....	14
2. Justificación .....	15
3. Objetivos.....	16
3.1. Objetivo general .....	16
4. Marco Teórico.....	18
4.1 Hipótesis de Eficiencia de Mercado.....	18
5. Hipótesis .....	23
5.1. Hipótesis nula.....	23
5.2. Hipótesis alternativa.....	24
5.3. Hipótesis nula .....	24
5.4. Hipótesis alternativa.....	25
5.5. Hipótesis nula.....	26
5.6. Hipótesis alternativa.....	26
5.7. Hipótesis nula.....	27
5.8. Hipótesis alternativa.....	27
6. Metodología .....	27
6.1. Fuente de datos.....	27
6.2. Herramientas .....	28
6.3. Selección de mercados .....	28
6.4. Marco de tiempo.....	29
6.5. Metodología de modelado:.....	30
7. Resultados y análisis .....	31
7.1. Modelos ARIMA y GARCH.....	31
8. Estadística descriptiva.....	41
9. Discusión.....	45
9.1. Implicaciones de los Hallazgos economía emergente.....	45
9.3. Diferencias entre Mercados Emergentes y Desarrollados.....	46
9.4. Evaluación de la Hipótesis economía emergente.....	46
9.5. Evaluación de hipótesis economía consolidada .....	47

10. ACF y PACF.....	56
10.1 Acf y pacf postpandemia economía emergente.....	56
10.2 Acf y Pacf prepandemia economía emergente.....	57
10.3 Acf y Pacf economía consolidada postpandemia.....	58
10.4 Acf y Pacf economía consolidada postpandemia.....	59
11. Conclusiones.....	60
11.1. Resumen de Hallazgos economía emergente.....	60
11.2. Resumen hallazgos economía consolidada.....	60
11.3. Limitaciones del estudio economía emergente.....	61
11.4. Limitaciones del estudio economía consolidada.....	62
11.5. Sugerencias para Futuras Investigaciones.....	63
12. Referencias Bibliográficas.....	64
Anexos.....	66

## Índice de tablas

Tabla 1. Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado .....	33
Tabla 2 Bovespa prepandemia y los principios de la EMH.....	35
Tabla 3 Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado .....	37
Tabla 4 Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado .....	40
Tabla 5 S&P 500 prepandemia .....	42
Tabla 6 S&P 500 post pandemia.....	42
Tabla 7 Bovespa 50 prepandemia .....	43
Tabla 8 Bovespa 50 post pandemia .....	44
Tabla 9 Economía emergente prepandemia .....	48
Tabla 10 Resultados economía 1 .....	49
Tabla 11 Resultados economía 2 .....	50
Tabla 12 Resultados economía 3 .....	50
Tabla 13 Resultados economía 4 .....	50
Tabla 14 Resultados economía 5 .....	51
Tabla 15 Resultados economía 6 .....	52
Tabla 16 Resultados economía 7 .....	53
Tabla 17 Resultados economía 8 .....	55

**Tabla de figuras**

Figura 1 Acf y pacf postpandemia economía emergente.....	56
Figura 2 Acf y Pacf prepandemia economía emergente .....	57
Figura 3 Acf y Pacf economía consolidada postpandemia .....	58
Figura 4 Acf y Pacf economía consolidada postpandemia .....	59

## Glosario

Econometría: Este concepto hace referencia a el uso de herramientas matemáticas, estadística y uso de datos para el análisis de aspectos económicos que buscan validar teorías. Permitiendo predecir data y tomar decisiones en base a estas mismas. (Wooldridge, 2013).

Bolsa de valores: Este se define como un lugar organizado donde se negocian instrumentos financieros como acciones, etfs, bonos y otros instrumentos de mismo carácter que facilitan la obtención de capital por parte de quien sea participe en este mercado. comúnmente de manera virtual. (Mishkin & Eakins, 2018).

Series de regresión: Estas series de regresión buscan predecir variables dependientes en base a variables independientes en función de un tiempo estimado. Siendo estas extensiones de la común regresión lineal adaptándose a datos secuenciales. (Gujarati & Porter, 2009).

Hipótesis de mercados eficientes: Esta es una teoría presente en el área de la economía como ciencia aplicada, la cual postula que un activo financiero puede reflejar toda su información disponible lo cual hace que los inversionistas no puedan obtener ganancias sistemáticas mayores a las del mercado y sus retornos habituales (Fama, 1970).

Volatilidad: Este concept hace referencia a que tan rápido y que tanto cambia el nivel de precio de un activo dentro de un espacio de tiempo determinado mostrando y dando una medida de que tan riesgoso es un activo financiero. (Hull, 2017).

## Resumen

En este estudio se buscó evaluar la hipótesis de mercados eficientes en sus tres fases: fuerte, semi fuerte y débil. Por medio de modelos de auto regresión econométricos utilizando comúnmente modelos ARIMA y GARCH, buscando un enfoque diferente al tradicional, no siendo evaluados por medio de estados financieros sino dentro de mercados bursátiles, modelando y evaluando volatilidad, nivel de precios y predictibilidad dentro del mercado bursátil. Tomando como referente dos mercados diferentes, considerado uno de ellos una economía consolidada y otra en vía de desarrollo. Tomando horizontes de tiempo diferentes en cada uno como lo es antes y después de pandemia para observar que hallazgos y resultados se obtienen en los diferentes escenarios.

### Palabras clave

ARIMA, GARCH, regresión lineal, econometría, volatilidad, precios del mercado, acciones, retornos, ACF, PACF, Acciones, mercado bursátil, Bovespa, S&P500, hipótesis nula, hipótesis alternativa, comparación, Rstudio, Excel, Bloomberg, Horizonte de tiempo, Economía, limitaciones, Beta, AIC, BIC, Omega.

## Abstract

This study sought to evaluate the efficient markets hypothesis in its three phases: strong, semi-strong, and weak. It used econometric autoregression models commonly using ARIMA and GARCH models. This approach differs from the traditional one, as the models are not evaluated through financial statements but within stock markets, modeling and evaluating volatility, price levels, and predictability within the stock market. Two different markets were considered as references, one a consolidated economy and the other a developing one. Different time horizons were used in each, such as before and after the pandemic, to observe the findings and results obtained in the different scenarios.

### Key words

ARIMA, GARCH, linear regression, econometrics, volatility, market prices, stocks, returns, ACF, PACF, Shares, stock market, Bovespa, S&P500, null hypothesis, alternative hypothesis, comparison, Rstudio, Excel, Bloomberg, Time horizon, Economics, constraints, Beta, AIC, BIC, Omega.

## 1. Introducción

La eficiencia del mercado ha sido un pilar clave en la teoría financiera moderna. Lo que muestra la hipótesis de mercados eficientes (HME) es que los precios de los activos que se encuentran en los mercados financieros reflejarán de manera inmediata su información y esta será completamente transparente además de estar completando información restante. Esto también quiere decir que no se pueden obtener rendimientos mayores a el promedio ajustado al riesgo del mercado con información histórica. Basado en esto la hipótesis de mercado eficientes HME ha estado sujeto a dudas y capacidad de ser veras en diferentes tipos de economías estando sujetas a que tan grande y que tan desarrollada es la economía e la que se está plateando la hipótesis. Bajo este contexto este estudio tiene como fin comparar los niveles de eficiencia de dos diferentes mercados considerándose cada uno con un nivel de desarrollo diferente, usando como referentes índices bursátiles, que este caso son: el S&P como ejemplos de mercados desarrollados, y el Bovespa (Brasil) como representante de mercado emergente. Para poder llevar a cabo este experimento se llevan a cabo dos modelos econométricos de regresión avanzados como lo son ARIMA (Promedio Móvil Integrado Autorregresivo) y GARCH (Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada), Que permite evaluar con mucha precisión nivel de precios y predictibilidad de los activos y la volatilidad de los mismos. La relevancia de este estudio se muestra en si las características que posee cada una de estas economías como una economía emergente con menor liquidez, mayores asimetrías en su información y regulaciones menos estrictas tiene impacto directo en la eficiencia de su información en los precios de manera inmediata y en un mercado bursátil. Esto también aplicando para una economía más desarrollada con características como mayor liquidez, menor nivel de asimetría en su información y regulaciones mas estrictas tiene un

impacto de igual manera inmediato en la información que se transmite, sujeta a un espacio como un mercado bursátil.

Al realizar una comparación directa entre mercados con características tan diferentes se busca aportar información de manera empírica además de ver las limitaciones de HME (hipótesis de mercados eficientes) bajo este contexto bursátil. Los hallazgos de esta investigación no son solo con fines académicos sino también pueden ser prácticos ya que estos son útiles para cualquier persona desde aquel que es un inversionista, un alumno de un área económico-administrativa o hasta aquel que este interesado en el tema solo por ocio sin necesidad de a ver tenida relación con las finanzas anteriormente

## **2. Justificación**

Este estudio se justifica por como esta realizado por ser algo metodológico, pero sobre todo algo alternativo y poco convencional. Para evaluar la Hipótesis de Eficiencia de los Mercados (HME), utilizando modelos econométricos como ARIMA y GARCH. Es diferente a los demás métodos que Susan para evaluar la eficiencia de mercados ya que este no se basa en variaciones o rendimientos atípicos ni en eventos particulares separados, esta investigación se centra en la estructura estadística de los precios y la volatilidad de los mercados, lo que proporciona una visión más profunda, precisa y certera de la dinámica interna de los activos financieros dándonos a conocer bien cómo funcionan bajo estos parámetros. El modelo ARIMA permite determinar si los precios siguen patrones predecibles, lo que podría contradecir la HME (hipótesis de mercados eficientes) si se encuentra autocorrelación significativa. Por otro lado, el modelo GARCH examina la persistencia de la volatilidad, ayudando a identificar si los mercados responden de manera racional a nueva información o si hay ciclos de inestabilidad que podrían indicar ineficiencia observando todo esto por medio

de la evaluación de la volatilidad dentro de este modelo. Esta combinación de métodos y herramientas comúnmente usadas en la econometría se convierte en una herramienta poderosa para diagnosticar el grado de eficiencia en diferentes contextos económicos. Además, al comparar mercados con distintos niveles de desarrollo como el S&P 500 (desarrollado) y el Bovespa 50 (emergente) en dos escenarios tanto antes como después de la pandemia, se obtiene una visión integral y contextualizada de cómo eventos de alta incertidumbre y procesos de recuperación económica que impactan la eficiencia de los mercados en sus diferentes escenarios. Por estas razones es que esta investigación no solo aporta literatura o un conocimiento empírico a el área, sino que también busca ir más allá y obtener información para los inversionistas y conocer limitaciones de la HME (Hipótesis de mercados eficientes) porque propone una nueva forma de contrastar una teoría ampliamente debatida, por medio de un material muy robusto

### **3. Objetivos**

#### **3.1. Objetivo general**

Este estudio tiene como objetivo analizar, comparar y hallar limitantes en la eficiencia de mercados en diferentes tipos de mercados financieros, más específicamente en este caso economías que están indexadas a una bolsa de valores. Bajo dos contextos diferentes, teniendo como referentes una economía desarrollada y una emergente. En dos escenarios de tiempo diferentes tomando como referente la pandemia del COVID 19, todo esto por medio de dos modelos econométricos ARIMA y GARCH que son herramientas útiles para examinar tanto los patrones de precios como la dinámica de la volatilidad en diferentes contextos. El análisis no solo se centra en el comportamiento general de los

mercados, Esta segmentación permite evaluar cómo eventos externos significativos pueden afectar la eficiencia del mercado. Con un enfoque cuantitativo riguroso y amplio, se busca proporcionar evidencia empírica valiosa para entender mejor cómo funcionan y se adaptan los mercados bursátiles en diversos escenarios económicos.

### ***3.2.1 Economía consolidada prepandemia:***

Se busca evaluar que tan eficiente ha sido el mercado del índice S&P 500 justo antes de que la pandemia COVID 19 estallara. Utilizando los modelos ARIMA y GARCH, con el objetivo de evaluar si el nivel de precios de las acciones de estas dos economías está reflejando en su totalidad y de manera inmediata la información relacionada a esta economía. Este análisis ayudará a ver si, en condiciones normales, un mercado desarrollado como el estadounidense se comporta de acuerdo con los principios de eficiencia en su forma débil, semi fuerte o fuerte.

### ***3.2.2 Economía consolidada postpandemia:***

Se evaluará y analizara como se ha comportado la eficiencia de mercados en el índice de S&P 500 desde que sucedió la pandemia COVID 19, Buscando como esta se recupera de poco a poco. Utilizando modelos ARIMA y GARCH, averiguando si la Hipótesis de mercados eficientes se pronuncia de manera, débil, semi fuerte o fuerte especialmente teniendo en cuenta el sistema financiero por el que paso de un sistema de acomodación de precios volatilidad y adaptación tras un fuerte impacto a nivel global

### ***3.2.3 Economía emergente prepandemia:***

Se evaluará y analizará el grado de eficiencia de la Bovespa 50 en el periodo anterior a la pandemia, empleando modelos econométricos como ARIMA y GARCH. Estando en la capacidad de identificar si está siendo una economía emergente, los precios del mercado bursátil reflejan de manera óptima e instantánea la información disponible y que características tenía esta información al encontrarse en una manera débil, semi fuerte o fuerte

### ***3.2.4 Economía emergente postpandemia:***

Se evaluará y analizará el comportamiento del índice Bovespa 50 tiempo después de la pandemia del COVID 19, por medio de modelos econométricos tales como el ARIMA y GARCH identificando posibles cambios en precios volatilidad y predictibilidad de mercado tras el evento de la pandemia con afectaciones globales. Mostrando la HME (hipótesis de mercado eficientes) en su forma débil, semi fuerte o fuerte, buscando mostrar que tan rápido y preciso refleja su información con respecto al índice.

## **4. Marco Teórico**

### **4.1 Hipótesis de Eficiencia de Mercado**

La Hipótesis de Eficiencia de Mercado (HEM), la cual fue propuesta por Eugene Fama en 1970, plantea que los precios de los activos financieros reflejan de manera completa y rápida toda la información disponible de este activo. Esta hipótesis es una herramienta fundamental en los análisis de mercado de la teoría moderna. Esta misma hipótesis describe y

segmenta la hipótesis en tres categorías diferentes, según estas reflejen la información de manera inmediata, precisa y transparente, teniendo en cuenta información pública semi pública y privada siendo estas las siguientes: 1) Débil: sostiene que los precios actuales de la economía a tratar ya incorporan toda la información de los precios pasados, lo que significa que no se pueden obtener rendimientos extraordinarios a través del análisis técnico solamente sino que se requiere de mayor herramientas e información para poder obtener mayores rendimiento y retornos. 2) Semi-Fuerte: En la forma semi-fuerte, los precios incluyen toda la información pública disponible, como anuncios económicos, informes financieros y noticias relevantes además de estas reflejar hasta cierto punto, en medidas parciales su precio y de manera también inmediata con respecto a la información que se obtiene frente al activo. 3) Fuerte: En esta forma se plantea que incluso la información privada, ya está reflejada en los precios, lo que eliminaría cualquier posibilidad de obtener ventajas, incluso para los inversores más informados (Fama, 1970; Jensen, 1978). La evidencia observada de manera empírica indica que los mercados desarrollados como lo son los de Estados Unidos, Reino Unido o Japón tienden a mostrar un mayor grado de eficiencia, especialmente en sus formas débil y semi-fuerte, gracias a su alta liquidez, solidez institucional y marcos regulatorios bien establecidos (Lo & MacKinlay, 1988; Malkiel, 2003). Por otra parte, en los mercados emergentes, la eficiencia a menudo se ve afectada por factores diferentes con mayores costos de transacción, asimetrías de información y debilidades institucionales (Bekaert & Harvey, 2003; Lim, 2008).

#### ***4.1.1 Modelos ARIMA***

Los modelos ARIMA (Promedio Móvil Integrado Autorregresivo) son herramientas estadísticas utilizadas para el análisis de series temporales. Por medio de la regresión este tipo

de modelos ayudan a encontrar patrones en las series temporales por medio de patrones y datos históricos basando su capacidad de predicción en la dependencia en las series temporales de datos que este haciendo.

En el un escenario financiero, el modelo ARIMA se utiliza para investigar si hay patrones predecibles en los precios de los activos por medio de las regresiones e iteraciones, lo que podría señalar ineficiencias. Esto quiere decir que la eficiencia débil sugiere que los precios siguen un "camino aleatorio", la detección de patrones o tendencias por parte de ARIMA puede indicar posibles ineficiencias en el mercado, especialmente en los mercados. De un bajo tamaño en este caso un mercado determinado como una económica 'emergente'.

Eventos de gran impacto e importancia a nivel global, como la crisis financiera de 2008 y, más recientemente, la pandemia de COVID-19, han puesto a prueba la capacidad de los mercados financieros para procesar información de manera eficiente instantánea y verídica. Estos escenarios con estos momentos de alta incertidumbre han dado como resultado contextos únicos para observar cómo reaccionan los precios ante cambios abruptos y repentinos en las condiciones económicas. Referente a nivel de precios. Llevando a modelos como lo son el ARIMA a sus límites y poder ser evaluado con mayor rigurosidad en los diferentes mercados así pudiéndose aplicar a esta HME (hipótesis de mercados eficientes). Incluso en escenarios de alta volatilidad, los precios logran ajustarse de manera coherente con la información disponible (Cont, 2001; Al-Awadhi et al., 2020). A partir de lo que plantea la literatura, es evidente que la eficiencia del mercado no es una condición estática, sino que varía con el tiempo y depende de múltiples factores que incluso podrían llegar a ser omitidos por este tipo de modelos de regresión estadística.

### 4.1.2 Modelos GARCH

Los modelos GARCH (Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada) son modelos comúnmente usados en la práctica de los análisis financieros estos también perteneciendo a la familia de modelos autorregresivos. Esta familia de modelos siendo una extensión del modelo ARCH de (Engel, 1982). Tomando una serie de datos, comparando el rendimiento promedio menos el rendimiento del día anterior generando sus shocks o errores, esto dando una volatilidad (una varianza) que se ira acumulando para así calcular una nueva varianza con la siguiente formula.  $\sigma_t^2 = \omega + \alpha \cdot \epsilon_{t-1}^2 + \beta \cdot \sigma_{t-1}^2$

A diferencia de otros métodos más sencillos, estos modelos nos ayudan a entender que la volatilidad no es algo fijo; más bien, reacciona de manera dinámica a las fluctuaciones y sorpresas del mercado que a su vez este sujeto a la economía subyacente. Visto de otra manera este shock nos ayudan a ver como en el mercado se genera incertidumbre, como afectan al nivel de precios y como se genera volatilidad a partir de ello.

Este tipo de modelos GARCH se han utilizado ampliamente en el análisis de riesgos, la valoración de activos y la evaluación de la eficiencia en diversos entornos financieros de toda índole, introduciéndonos un nuevo concepto fundamental para la comprensión de estos modelos, que es: la Heterocedasticidad Condicional, que quiere decir que al evaluar la eficiencia del mercado, la heterocedasticidad condicional juega un papel crucial en la comprensión de cómo los precios se adaptan a nueva información. Una elasticidad frente a la adaptación de la información presente en los mercados financieros, esto mostrándonos como la volatilidad debería ser estable y responder de forma rápida y equilibrada en mercados y economías consolidadas. Sin embargo, en mercados emergentes, donde la transparencia y la liquidez son menores, la volatilidad tiende a ser más persistente. Con menor capacidad de predictibilidad generando mayor ruido o incertidumbre en los mercados de este tipo.

### ***4.1.3 Comparación entre Mercados Desarrollados y Emergentes***

Frente a la diferencia de mercados hay dos situaciones y contextos que son totalmente adversos, en este caso se plantean dos escenarios posibles, una economía emergente y una ya consolidada como lo son respectivamente el Bovespa 50 y la S&P 500. En términos muy generales, los mercados desarrollados se distinguen por tener una mayor liquidez, regulaciones más estrictas frente a la ley que los rige y un entorno más transparente frente a la publicación, obtención y divulgación de su información, lo que permite que los precios se ajusten de manera más eficiente en respuesta a cualquier suceso acontecido. Por otro lado, los mercados emergentes suelen tener retos de diferentes maneras, como una menor profundidad de mercado, acceso limitado a la información y marcos regulatorios menos sólidos así teniendo una regulación más laxa en sus sistemas operativos, lo que puede complicar el ajuste de precios ante nueva información. Haciendo que esta sea de manera menos rápida, menos transparente y precisa en términos generales. En situaciones donde estos elementos están bien establecidos, como suele suceder en economías avanzadas, los mercados tienden a ser más estables y menos propensos a distorsiones en su información y por ende en niveles de precios y volatilidad. En cambio, en las economías emergentes, las limitaciones en estos aspectos hacen que los mercados sean más susceptibles a factores externos y que la volatilidad sea más persistente en el largo plazo hasta que estos mercados logren obtener mayor desarrollo.

### ***4.1.4 Enfoques Alternativos para Evaluar la Eficiencia del Mercado:***

Mas allá de los enfoques tradicionales que tiene la hipótesis de mercados eficientes, se proponen enfoques diferentes y mas flexible. Estos modelos econométricos ofrecen una

visión diferente, centrándose en si los precios realmente siguen un comportamiento aleatorio o si, por el contrario, muestran estructuras predecibles que podrían interpretarse como señales de ineficiencia. Al tener en cuenta estos modelos se ofrece una alternativa poco común al momento de evaluar estos activos ya que no solo se están sujetos a un precio y nivel de predictibilidad, también a factores políticos que pueden tener incidencias en el mismo resultado y modelado de estos activos teniendo como parámetros los precios y volatilidad, lo cual puede llevar a los modelos ARIMA y GARCH al límite al no poder llegar a contemplar este tipo de aspecto y aun así tener una incidencia en su evaluación.

## **5.Hipótesis**

### **5.1. Hipótesis nula**

Antes de suceder la pandemia se espera que el índice del S&P 500 se mueva de una manera que apoya la hipótesis de eficiencia en los mercados de una manera débil, generando poca predictibilidad en los patrones y de su comportamiento y con una volatilidad relativamente controlada lo cual indica que no se puede obtener rendimiento superior al promedio de ellos retornos ya que estas no cuentan con mayor nivel de predictibilidad. Además, al utilizar un modelo GARCH (1,1), se pudo capturar de manera adecuada la dinámica de la volatilidad, que se comportaba de forma predecible y con baja persistencia. Esto indicaba que, en términos generales, el riesgo de mercado no presentaba agrupamientos extremos ni choques prolongados, algo típico en entornos estables y con alta liquidez

## **5.2. Hipótesis alternativa**

Antes de que la pandemia hiciera su aparición S&P 500 no se alineaba del todo con los principios de eficiencia de mercados en su forma débil. A pesar de es un mercado de gran tamaño se logra observar que los precios y su volatilidad no reaccionaban de manera inmediata a la información brindada. Lo que de cierta manera genera retrasos para los inversionistas y así mismos obtener su información según sus criterios de inversión. Y existiendo estos retrasos, algunos inversionistas podrían haber obtenido mayor provecho de este retraso en la información. También teniendo en cuenta, que la volatilidad no mostró un comportamiento completamente estable ni predecible: el modelo GARCH utilizado tuvo dificultades para capturar todos los choques y fluctuaciones que se presentaron, lo que sugiere que hubo momentos en el comportamiento irregular en el riesgo del mercado. En este contexto, se abre la puerta a la posibilidad de que existieran oportunidades de predicción a corto plazo, lo que se podría llegar a poner e duda si realmente el comportamiento de los precios y su volatilidad llega a ser realmente aleatorio.

## **5.3. Hipótesis nula**

Después del impacto de la pandemia, el comportamiento del índice S&P 500 siguió alineándose con los principios de eficiencia en su forma débil. Los modelos utilizados no encontraron una presencia significativa de autocorrelación en los retornos, lo que indica que las variaciones de precios se comportaron de manera aleatoria, sin permitir anticipaciones sistemáticas basadas en datos anteriores. Además, la dinámica de la volatilidad, una vez ajustada mediante modelos GARCH, no mostró patrones persistentes ni agrupaciones de choques, lo que sugiere que el riesgo también fue complicado de predecir. Estos hallazgos

apoyan la idea de que el mercado, incluso en un contexto postpandemia lleno de incertidumbre global, logró absorber y reflejar la información de manera rápida y eficiente. En conjunto, la evidencia empírica sugiere que el S&P 500 mantuvo su nivel de eficiencia débil a pesar del entorno volátil, reafirmando la solidez estructural de las economías consolidadas frente a choques externos.

Al suceder el impacto de la pandemia COVID 19, se espera que el índice de la S&P 500 siga estando de acorde y relacionado a los principios de la eficiencia de mercados en su forma débil en el cual muestra haber baja predictibilidad convirtiendo estos escenarios poco predecibles a niveles de precios y volatilidad. Los modelos utilizados no logran encontrar una presencia significativa de autocorrelación en los retornos, lo que quiere decir que las variaciones de precios se comportaron de manera aleatoria, sin permitir anticipaciones sistemáticas basadas en datos anteriores como lo pueden ser series históricas de tiempo o precios de cierres. Además, la dinámica de la volatilidad, una vez ajustada mediante modelos GARCH (1,1), no mostró patrones persistentes ni agrupaciones de choques, lo que sugiere que el riesgo también fue complicado de predecir con exactitud. Estos hallazgos apoyan la idea de que el mercado, incluso en un contexto postpandemia lleno de incertidumbre global, logró absorber y reflejar la información de manera rápida y eficiente. Presentando la hipótesis en su manera débil de una muy buena manera ya que no hay quien saque provecho de esta información sesgada sin importar las herramientas.

#### **5.4. Hipótesis alternativa**

Después de presentarse la pandemia del COVID 19 en el índice bursátil del S&P 500 este mostro algunas señales de que su forma débil de la HME (hipótesis de mercados eficiente) no se cumple. A pesar de tratarse de un mercado desarrollado hay persistencias en

la volatilidad y capacidad de obtener patrones por medio de series históricas en sus precios. Siendo capaz de obtener mayores retornos a el promedio utilizando estos retrasos de información en el mercado. Además, esto indicaría que hay cierta persistencia en la volatilidad del mercado volviéndolo un mercado con mayor riesgo.

### **5.5. Hipótesis nula**

Antes de la llegada de la pandemia COVID 19 el comportamiento del índice bursátil de la economía apenas emergente La Bovespa 50 era bastante predecible, al estar bajo los parámetros y estándares de la HME (Hipótesis de mercados eficientes). Durante ese periodo, los retornos no mostraban una autocorrelación significativa, y los modelos GARCH (1,1) lograban captar de manera efectiva la dinámica de la volatilidad, revelando patrones estables y sin indicios de un riesgo financiero inminente.

### **5.6. Hipótesis alternativa**

Antes de la llegada de la pandemia de la COVID 19, el comportamiento de del índice bursátil de la economía apenas emergente representado por la Bovespa 50 no se ajusta a principio de la HME ( hipótesis de mercado eficientes) por lo cual se espera que los patrones si tengas una predictibilidad frente a el nivel de sus precios además de que el modelo GARCH(1,1) muestre ciertas limitaciones para captar adecuadamente la dinámica de la volatilidad, lo que indica que había cambios bruscos en el nivel de riesgo que el modelo no lograba explicar de manera eficiente. Haciendo que estas evidencias generen posibilidad de adquirir ventaja en el mercado si se tienen las herramientas correctas.

### **5.7. Hipótesis nula**

Después de la pandemia en el escenario actual el índice Bovespa 50 ha tenido un comportamiento que muestra estar de acorde con la HME (hipótesis de mercados eficiente) en su manera débil, ya que los retornos no poseen nivel de predictibilidad y su información se demuestra de manera inmediata y su nivel de volatilidad está controlado, estando toda la información a su disposición, por lo cual el modelo GARCH (1,1) debe ser altamente efectivo

### **5.8. Hipótesis alternativa**

En la economía del índice Bovespa 50 prepandemia se espera que su nivel de predictibilidad se muy alto haciendo caso omiso a la hipótesis en su forma débil, mostrando una volatilidad alta y niveles de precios y ciclos de mercado predecibles sugieren que la recuperación está incompleta y que hay inestabilidad estructural presente.

## **6. Metodología**

### **6.1. Fuente de datos**

Para comparar los diferentes escenarios de eficiencia en los mercados financieros, tanto desarrollados como emergentes, se utilizó principalmente la plataforma Bloomberg Terminal. Esta herramienta es muy valorada por su fiabilidad y su amplio uso en investigaciones financieras y académicas. Se eligió esta base de datos no solo por la calidad y

profundidad de su información histórica, sino también porque ha sido utilizada en estudios anteriores que aplican modelos GARCH y ARIMA para evaluar la eficiencia del mercado.

## **6.2. Herramientas**

La investigación se realizó utilizando RStudio y Microsoft Excel. RStudio fue fundamental para implementar modelos estadísticos robustos, gracias a diversas librerías especializadas en series temporales, como forecast, tseries y rugarch. Por otro lado, Excel se utilizó principalmente para el tratamiento inicial de los datos, la limpieza de series y la aplicación de estadísticas descriptivas. La elección de estas herramientas se debe a su capacidad de complementarse y su eficacia comprobada en trabajos académicos previos sobre análisis financiero.

## **6.3. Selección de mercados**

Se seleccionaron dos mercados desarrollados y dos emergentes para la comparación: el S&P 500 (Estados Unidos) y el FTSE 100 (Reino Unido) como ejemplos de economías consolidadas, y el Bovespa 50 (Brasil) y el Sensex (India) como representaciones de mercados emergentes. Esta elección se justificó en función de criterios como la representatividad de cada índice en su país, la disponibilidad histórica de datos diarios, y las diferencias estructurales entre mercados con alta y baja liquidez, regulación y acceso a información. Esta diversidad permite observar contrastes significativos en la eficiencia ante eventos globales, como la pandemia.

## **6.4. Marco de tiempo**

Se establecieron cuatro periodos de análisis que nos permiten observar cómo se comportaron los mercados antes y después de la pandemia del COVID-19. Estos periodos fueron elegidos asegurando que tuviéramos acceso a datos diarios y buscando que las series se distribuyeran de manera cercana a la normalidad, algo que se verificó a través de las pruebas de normalidad de Jarque-Bera. Aquí está el desglose:

### ***6.4.1. Marco prepandemia economía consolidada:***

Del 4 de enero de 2016 al 4 de enero de 2019 (755 observaciones).

### ***6.4.2. Marco postpandemia economía consolidada:***

Del 4 de enero de 2021 al 31 de diciembre de 2024 (944 observaciones).

### ***6.4.3. Marco prepandemia economía emergente:***

Del 4 de enero de 2016 al 4 de enero de 2019 (741 observaciones).

### ***6.4.4. Marco postpandemia economía emergente:***

Del 4 de enero de 2021 al 31 de diciembre de 2024 (936 observaciones).

Estos marcos temporales son escogidos de manera precisa por que permiten hacer un análisis de la información de una manera controlada teniendo en cuenta el contraste de ambos periodos de tiempo. Otro factor que incide en estos mismos periodos es la disruptividad y cambios que se derivaron de la pandemia contrastando dos “mundos” diferentes.

### **6.5. Metodología de modelado:**

Para llevar a cabo este análisis con los modelos econométricos se utilizara el entorno estadístico y lenguaje de programación de Rstudio, el cual se vuelve un entorno ideal para examinar series de tiempo con paquetes especializados en econometría.

El proceso comienza con la importación y depuración de los datos en ambos periodos de tiempo. Por medio de pruebas de normalidad en los retornos como va a ser su primer paso usando la prueba jaque bera, Este diagnóstico inicial nos ayuda a identificar comportamientos no lineales o la presencia de colas pesadas, fenómenos comunes en las series financieras, lo que justifica el uso de modelos que consideren la heterocedasticidad.

Después se usará un modelo ARIMA (1,0,1) para capturar la estructura autorregresiva y de medias móviles en los precios. Buscando e identificar patrones de comportamiento y comprobar si hay dependencia temporal que podría desafiar la hipótesis de eficiencia débil. Este modelo servirá como base para el siguiente nivel de análisis.

Una vez que ajustemos el ARIMA, incorporaremos sus residuos en un modelo GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), lo que nos permitirá modelar la volatilidad condicional de manera más precisa a lo largo del tiempo.

Elegimos el GARCH (1,1) por su capacidad para capturar la persistencia de los choques de volatilidad, Buscando que durante el proceso de ajuste y validación del modelo GARCH, se evalúen indicadores estadísticos como el Criterio de precisión en los modelos

tales como: Akaike (AIC) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC). Estos nos ayudarán a comparar la eficiencia relativa entre modelos y a seleccionar el que mejor se ajuste a los datos sin caer en la sobre parametrización.

## **7. Resultados y análisis**

### **7.1. Modelos ARIMA y GARCH**

Se realizan los modelos y los análisis con respecto a cada uno de los 4 escenarios buscando obtener de manera detallada cada uno de los mismos. Para así poder confirmar de manera más precisa y estructura una conclusión frente a los objetivos e hipótesis planteadas.

#### ***7.1.1. Resultados del Modelo ARIMA para Bovespa Pre Pandemia***

Los resultado que nos sugiere un modelo ARIMA (1,1,1) después de ser evaluados AIC: 6.212 BIC: 6.228 Significancia: Tanto el término autorregresivo (AR (1)) como el de media móvil (MA(1)) resultaron ser estadísticamente significativos ( $p < 0.05$ ). obteniendo relevancia en su parte de auto regresión de la media.

La importancia de estos dos ítems recae en que hay patrones predecibles en los retornos del índice Bovespa 50 después de la pandemia.

Esto sugiere que los precios del pasado tienen un impacto considerable en los precios futuros, lo que contradice la idea de un paseo aleatorio que plantea la hipótesis de eficiencia del mercado débil.

### ***7.1.2. Resultados del Modelo GARCH para la Volatilidad en Bovespa Post Pandemia***

- Modelo estimado: GARCH (1,1)
- Coeficiente ARCH ( $\alpha$ ): 0.144
- Coeficiente GARCH ( $\beta$ ): 0.851
- Suma  $\alpha + \beta$ : 0.995 (muy cercana a 1)
- Prueba ARCH-LM: p-valor  $< 0.05$

Lo que se puede evidenciar en los resultados de este modelo es que en la suma de  $\alpha$  y  $\beta$ , se ve un valor cercano a 1, en este caso siendo 0,1 y 0,8 aproximadamente cada uno, muestra que hay una alta persistencia en la volatilidad. Esto significa que los choques del pasado y la varianza anterior tienen un impacto duradero en la volatilidad actual. Además, la significancia de la prueba ARCH-LM respalda la existencia de heterocedasticidad existente en el modelo.

El modelo GARCH (1,1) aplicado al índice Bovespa después de la pandemia muestra una notable persistencia en la volatilidad, como lo demuestra la suma de los coeficientes  $\alpha$  y  $\beta$  (0.995), que está muy cerca de 1. Esto sugiere que los choques de volatilidad del pasado siguen teniendo un impacto significativo en la varianza futura de los retornos.

Desde el punto de vista de la eficiencia de los mercados, esto nos quiere decir que los hallazgos indican una violación de la hipótesis fuerte y también ponen en duda la eficiencia en su forma débil, ya que la volatilidad que se puede prever en parte puede ser aprovechada por aquellos agentes con habilidades analíticas, lo que podría generar rendimientos anormales.

### 7.1.3. Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado

Tabla 1.

#### *Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado*

<b>Elemento</b>	<b>Bovespa (Post Pandemia)</b>
Hipótesis Nula (H0)	Rechazada (patrones detectables)
Modelo ARIMA	ARIMA(1,1,1): predictivo
Modelo GARCH	GARCH(1,1): $\alpha + \beta = 0.995$
Prueba ARCH-LM	$p < 0.05$ (heterocedasticidad)
Volatilidad	Altamente persistente
Nivel de eficiencia del mercado	Ineficiente (débil y fuerte)

Fuente: Elaboración propia

### 7.1.4. Conclusión General

El desarrollo del índice Bovespa 50 después de la pandemia nos permite ver que algunos signos de ineficiencia en este mercado, tanto en su forma débil como en la fuerte. El modelo ARIMA (1,1,1) mostró coeficientes que son estadísticamente significativos

Lo que sugiere que los precios del pasado todavía tienen un poder predictivo sobre los futuros, siendo así un poco contraria a la idea de que los precios se comportan de manera aleatoria.

De otra manera, el modelo GARCH (1,1) reveló una alta persistencia en la varianza condicional, lo que indica que los choques de volatilidad tienen efectos duraderos y, por lo tanto, son en parte predecibles.

### ***7.1.5 Resultados del Modelo ARIMA para Bovespa Post Pandemia***

El modelo ARIMA se encarga de analizar cómo los precios pasados se relacionan con los actuales a lo largo del tiempo. De acuerdo con la Hipótesis de Mercados Eficientes (EMH) en su forma débil, no deberíamos encontrar ningún patrón que nos ayude a predecir los precios futuros.

Modelo estimado: ARIMA (1,1,1)

Criterio AIC: 2041.38

Criterio BIC: 2052.48

Tanto el coeficiente AR(1) como el MA(1) son estadísticamente significativos ( $p < 0,05$ ). Interpretación: La significancia de los coeficientes sugiere que hay una conexión entre los valores pasados y los presentes, lo que nos permite identificar patrones de dependencia temporal. Esto indica que el índice Bovespa 50, antes de la pandemia, no se comportaba como un paseo aleatorio, lo que va en contra de la eficiencia en su forma débil. En otras palabras, había oportunidades para predecir y potencialmente aprovechar retornos a través de estrategias basadas en series de tiempo.

### ***7.1.6 Resultados del Modelo GARCH para la Volatilidad en Bovespa Pre Pandemia***

El modelo GARCH se utiliza para analizar cómo se comporta la volatilidad y cuánto tiempo persiste. De acuerdo con la Hipótesis de Mercados Eficientes (EMH) en su versión más estricta, no debería ser posible anticipar la volatilidad futura basándose en la pasada.

---

Modelo estimado: GARCH(1,1)

Coeficiente ARCH ( $\alpha$ ): 0,144

Coeficiente GARCH ( $\beta$ ): 0,851

---

---

Suma  $\alpha + \beta$ : 0.995 (muy cerca de 1)

Prueba ARCH-LM: p-valor  $< 0.05$

---

Esto lo que nos esta queriendo decir es que la volatilidad no es simplemente es aleatoria o impredecible, si no que también, lo que se muestra como contradictorio a la eficiencia en su forma más fuerte, ya que los inversores podrían anticipar momentos de mayor o menor riesgo y actuar en consecuencia. Así sacando provecho del mercado.

### ***7.1.7 Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado***

La siguiente tabla resume la comparación entre los resultados obtenidos para el índice Bovespa pre pandemia y los principios de la EMH:

Tabla 2

*Bovespa pre pandemia y los principios de la EMH*

<b>Elemento</b>	<b>Bovespa (Pre Pandemia)</b>	<b>Hipótesis Nula (<math>H_0</math>)</b>
<b>Modelo ARIMA</b>	ARIMA(1,1,1): coeficientes significativos	Rechazada (existencia de
<b>Modelo GARCH</b>	GARCH	Rechazada (alta resistencia)
<b>Prueba ARCH-LM</b>	$p < 0,05$ (heterocedasticidad presente)	Rechazada
<b>Volatilidad</b>	Altamente persistente	No aleatorio
<b>Nivel de eficiencia del mercado</b>	Ineficiente (forma de	No Cumple EMH

---

### ***7.1.8. conclusión general***

El análisis econométrico del índice Bovespa 50 en los meses previos a la pandemia muestra claramente que había ineficiencias en el mercado, tanto en su forma débil como en la fuerte. Utilizando un modelo ARIMA(1,1,1), se identificaron patrones en los retornos que permiten anticipar el comportamiento futuro, lo que va en contra de la teoría del paseo aleatorio. Por otro lado, el modelo GARCH(1,1) reveló una notable persistencia en la volatilidad, con una suma de  $\alpha + \beta$  cercana a 1, lo que refuerza la idea de que el riesgo financiero era, en parte, predecible durante ese tiempo. Estos hallazgos sugieren que el mercado brasileño tenía imperfecciones estructurales antes del COVID-19, como una posible baja liquidez, falta de transparencia o una alta participación de actores no institucionales, lo que generaba oportunidades para el arbitraje y la predicción. Con base en estos resultados, se puede justificar una comparación con el comportamiento del índice en el período posterior a la pandemia, así como con mercados desarrollados como el S&P 500, para investigar cómo la eficiencia del mercado cambia según el contexto macroeconómico e institucional.

### ***7.1.9. Resultados del Modelo ARIMA para S&P 500 Pre-Pandemia***

El modelo ARIMA que se ajustó a la serie de precios del índice S&P 500 durante el periodo previo a la pandemia fue un ARIMA(1,0,1), como se puede ver en los coeficientes estimados: AR(1): 0.9060 Media móvil (1): -0.9348 Constante: 0.0425 Este modelo indica que hay una estructura significativa tanto autorregresiva como de medias móviles en los retornos. Sin embargo, la cercanía entre AR y MA sugiere que podría haber una cancelación parcial de los efectos de memoria, algo que no es inusual en series financieras de alta

frecuencia. En cuanto al ajuste del modelo: Log-verosimilitud: -891.04 AIC: 1790.088 BIC: 1808.59 AICc: 1790.142 Al comparar estos indicadores con el modelo GARCH estimado por separado, se observa que son considerablemente más altos, lo que sugiere que este modelo ARIMA puro tiene una capacidad explicativa menor, especialmente en lo que respecta a la volatilidad. Los residuos muestran cierta dispersión que no se puede explicar, y aunque el modelo ajusta relativamente bien la media, no logra modelar adecuadamente la heterocedasticidad. Por lo tanto, es razonable considerar la incorporación de un modelo GARCH posteriormente.

#### ***7.1.10. Resultados del Modelo GARCH para la Volatilidad en S&P500 Pre-Pandemia***

El modelo GARCH(1,1) que se ajustó a los residuos del ARFIMA (o a los retornos, según el enfoque que se tome) revela una estructura de volatilidad persistente, algo muy común en los mercados financieros. Los coeficientes que obtuvimos son los siguientes:  $\omega$  (constante):  $1.58e-06$   $\alpha$  (GARCH alfa):  $0.0612$   $\beta$  (GARCH beta):  $0.8634$   $\alpha + \beta = 0.9246$  Dado que  $\alpha + \beta$  es menor que 1, podemos decir que el modelo es estacionario, aunque muestra una alta persistencia en la volatilidad. Esto significa que los choques en la varianza tienden a durar un buen tiempo

#### ***7.1.11. Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado***

Tabla 3

*Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado*

Elemento	S&P 500 prepandemia	Hipótesis Nula ( $H_0$ )
ARIMA(1,0,1) – coeficiente	AR(1) = 0,9060, MA(1) = -0,934	Rechazada (existen patrones predecibles en los retornos)
Residuos	Persistencia en la evaluación de los residuos	Rechazada (indicación de ineficiencia en su forma débil)
Modelo GARCH(1,1)	Volatilidad condicional alta ( $\alpha$ + $\beta$ )	Rechazada (riesgo parcialmente pre
Pruebas Ljung-Box en residuos	No hay autocorrelación	Aceptada
AIC GARCH contra ARIMA	El modelo GARCH presenta un valor menor que el arima	Rechazada

Fuente: Elaboración propia

### 7.1.12. Conclusión General economía desarrollada prepandemia

Antes de la pandemia, el comportamiento del índice S&P 500 mostraba una relación entre sus retornos lo cual nos permite tener hasta cierto punto un nivel de predictibilidad como se mostro con el modelo ARIMA este yendo en contra de lo HME ( hipótesis de mercados eficientes). Aunque de una manera muy ligera no logrando obtener ventaja de ello al completo ya que se logra en su manera mas baja.

### ***7.1.13. Resultados del Modelo ARIMA para S&P 500 Postpandemia***

El modelo ARIMA que se estimó para la serie del S&P 500 en el periodo posterior a la pandemia resultó en una configuración ARIMA(1,0,1). Esto significa que se trata de un modelo autorregresivo de primer orden y un promedio móvil de primer orden, sin necesidad de diferenciación. Los coeficientes que se estimaron son los siguientes:  $AR(1) = -0.5301$   $MA(1) = 0.5477$  Intercepto = 0.0438  $\sigma^2 = 1.0897$  La log-verosimilitud del modelo fue de -1377.058 y el AIC se situó en 2762.115, lo que sugiere que el ajuste es bastante razonable en comparación con otros modelos que se podrían considerar. Este modelo logra captar parte de la dinámica temporal del índice, aunque también deja residuos que podrían estar autocorrelacionados. Esto nos lleva a la idea de explorar modelos que consideren heterocedasticidad, como los GARCH.

### ***7.1.14. Resultados del Modelo GARCH para la Volatilidad en S&P500 Postpandemia***

Se llevó a cabo la estimación de un modelo sGARCH(2,1) con medias ajustadas bajo un enfoque ARFIMA(1,0,1) y se utilizó una distribución normal. Aquí están los resultados más destacados del modelo: Mu (constante de media): 0.0701 ( $p = 0.00881$ ) → significativo.  $AR(1)$ : -0.3448 ( $p = 0.1645$ ) → no significativo.  $MA(1)$ : 0.3707 ( $p = 0.1371$ ) → no significativo. Omega (varianza constante): 0.01839 ( $p = 0.3316$ ) → no significativo. Alfa1 (retraso 1 de GARCH): 0.06567 ( $p = 0.2466$ ) → no significativo. Alfa2 (retraso 2 de GARCH): 0.00692 ( $p = 0.9309$ ) → no significativo. Beta1 (retraso ARCH 1): 0.9097 ( $p < 0.0001$ ) → altamente significativo. Este modelo refleja la persistencia en la volatilidad, dado que Beta1 se aproxima a 0.91, lo cual está en línea con lo que se ha documentado en la

literatura sobre series financieras. El log-likelihood alcanzó un valor de -1285.056, lo que representa una mejora en comparación con el modelo ARIMA puro.

#### 7.1.15. Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado

Tabla 4

*Contraste con la Hipótesis de Eficiencia de Mercado*

<b>Elemento</b>	<b>S&amp;P 500 pospandemia</b>	<b>Hipótesis Nula (<math>H_0</math>)</b>
ARIMA(1,0,1) –	AR(1) y MA(1) no significativos	Aceptada
Residuos del ARIMA	Estructura presente, no completamente aleatoria	Rechazada (indicación de ineficiencia)
Modelo GARCH(2,	Volatilidad condicional persistente ( $\beta_1 = 0,9097$ )	Rechazada (riesgo parcialmente predecible en el tiempo)
Pruebas Ljung-Box	No hay autocorrelación ni heterocedasticidad.	Aceptada (residuos se comportan como ruido blanco, sin autocorrelación)
AIC GARCH contra ARIMA	GARCH con AIC mucho menor que ARIMA (mejor capacidad explicativa del modelo)	Rechazada (el ARIMA

Fuente: Elaboración propia

### **7.1.16. Conclusión General economía desarrollada postpandemia**

Después de realizar un análisis estadístico, podemos concluir que el comportamiento del índice S&P 500 en la etapa pospandemia muestra una mezcla de inestabilidad y ajustes graduales hacia nuevos equilibrios. Aunque los retornos no evidencian una autocorrelación significativa, la persistente heterocedasticidad indica que la incertidumbre económica y financiera aún está presente. Estos resultados se pueden interpretar en el marco de una economía desarrollada que, tras un impacto externo como el COVID-19, ha comenzado a recuperarse, pero con cambios estructurales y nuevas dinámicas en el comportamiento de los inversionistas. La volatilidad continua podría estar impulsada por factores como políticas monetarias poco convencionales, tasas de interés en transición y la reconfiguración global de las cadenas de producción. En resumen, estos hallazgos subrayan la necesidad de complementar los modelos tradicionales con técnicas que tengan en cuenta la volatilidad dinámica y su efecto en la toma de decisiones en los mercados financieros.

## **8. Estadística descriptiva**

Se realiza el uso de estadística descriptiva con el fin de ver como esta distribuida la muestra, además de ver con que rasgos cuenta cada uno frente a su moda, media, mediana curtosis y rango. Para poder realizar un estudio más detallado y llevar una S&P 500 prepandemia

Tabla 5

*S&P 500 prepandemia*


---

*Estadística Descriptiva*

---

Media	2492,308212
Error típico	9,405475139
Mediana	2500,2
Moda	2163,8
Desviación estándar	258,4367171
Varianza de la muestra	66789,53675
Curtosis	-1,262506887
Coefficiente de asimetría	-0,176633708
Rango	930,3
Mínimo	2000,5
Máximo	2930,8
Suma	1881692,7
Cuenta	755
Nivel de confianza(95,0%)	18,46403124

---

Fuente: Elaboration propia

Tabla 6

*S&P 500 post pandemia*


---

*Estadística Descriptiva*

---

Media	4564,264555
Error típico	19,62108104

Mediana	4410,825
Moda	4163,3
Desviación estándar	602,8495327
Varianza de la muestra	363427,559
Curtosis	-0,157287264
Coefficiente de asimetría	0,862253631
Rango	2513,24
Mínimo	3577,03
Máximo	6090,27
Suma	4308665,74
Cuenta	944
Nivel de confianza (95,0%)	38,50603455

---

Fuente: Elaboration propia

Tabla 7

*Bovespa 50 prepandemia*

---

*Estadística Descriptiva*

---

Media	12013,92329
Error típico	78,46724795
Mediana	12049,7
Moda	#N/D
Desviación estándar	2135,981688
Varianza de la muestra	4562417,769
Curtosis	-0,928200452

Coefficiente de asimetría	0,172448424
Rango	8473,99
Mínimo	8144,14
Máximo	16618,13
Suma	8902317,16
Cuenta	741
Nivel de confianza (95,0%)	154,044933

---

Fuente: Elaboración propia

Tabla 8

*Bovespa 50 post pandemia*

---

*Estadística Descriptiva*

---

Media	19629,21178
Error típico	53,61603899
Mediana	19515,82
Moda	#N/D
Desviación estándar	1640,335374
Varianza de la muestra	2690700,14
Curtosis	-0,996712857
Coefficiente de asimetría	-0,020317928
Rango	7169,08
Mínimo	15967,66
Máximo	23136,74
Suma	18372942,23

Cuenta	936
Nivel de confianza(95,0%)	105,2217127

---

Fuente: Elaboración propia

## **9. Discusión**

### **9.1. Implicaciones de los Hallazgos economía emergente**

El análisis empírico que se llevó a cabo sobre el índice Bovespa 50, utilizando modelos ARIMA y GARCH en los periodos antes y después de la pandemia, ha revelado cambios significativos en la dinámica del mercado brasileño. En ambos periodos, los modelos econométricos mostraron coeficientes que son estadísticamente relevantes, lo que sugiere que hay patrones en los retornos y en la volatilidad que desafían los principios de eficiencia en su forma débil e incluso fuerte, tal como lo establece la Hipótesis de Mercado Eficiente (EMH).

### **9.2. implicaciones de hallazgos economía consolidada**

Las implicaciones que tienen los hallazgos en ambos escenarios como el pre pandemia y post pandemia son muy similares ambos tienen aplicabilidad a los fondos de inversión,

inversionistas indíqueles o incluso aporte a la literatura de cada institución incluso a confirmación de la literatura planteada hace tiempo por fama.

Con esto quiero decir que sus implicaciones aunque aplican para lo académico van mas allá de ser solo eso, con esto también me refiero a que sus aplicaciones van para el día a día aquellos que quieran invertir o solo hacer una revisión de literaria de manera sistemática y estar as inmersos en este mundo. Sus implicaciones son aptas para toda área relacionada, eso es lo que quiero decir

### **9.3. Diferencias entre Mercados Emergentes y Desarrollados**

Las diferencias entre estos dos mercados de economías diferentes como la S&P500 y la Bovespa 50 radica en que una es una economía emergente y la otra es una economía ya consolidadas como bien se ha venido trabajando en esta investigación, lo que esto quiere decir es que ambas son de diferentes tamaños y parten con condiciones iniciales muy adversa una a la otra.

Mas allá de eso también radica en que ambas cuentan con características que permiten reaccionar de manera muy diferente a los distintos estímulos que se generan en el mercado y por ello sus escenarios después de pandemia son muy diferente, básicamente estos radican en la capacidad de reacción de cada uno también estando sujeto a tu tamaño y capacidad de captación y de capacidad de liquide del mercado.

### **9.4. Evaluación de la Hipótesis economía emergente**

Los resultados del análisis del índice Bovespa 50, tanto en el periodo previo a la pandemia como en el contexto posterior, nos llevan a cuestionar de manera fundamentada la validez de la Hipótesis de Mercado Eficiente (EMH), tanto en su forma débil como en su versión más estricta. La significancia estadística de los componentes autorregresivos (AR) y de media móvil (MA) en los modelos ARIMA indica que los movimientos pasados de los precios contienen información valiosa para prever comportamientos futuros. Además, la persistencia observada en la varianza condicional, capturada por los modelos GARCH, refuerza la idea de que la volatilidad no es completamente aleatoria, sino que sigue patrones que pueden ser modelados y anticipados con un grado razonable de precisión. Este conjunto de hallazgos entra en conflicto con el principio central de la EMH, que sostiene que los precios de los activos financieros reflejan de manera inmediata y completa toda la información disponible, lo que haría imposible obtener rendimientos extraordinarios de forma consistente. La presencia de heterocedasticidad condicional, evidenciada en los residuos del modelo, sugiere que el riesgo no es completamente impredecible. Esta capacidad de anticipar fluctuaciones en la volatilidad otorga a ciertos agentes del mercado una ventaja relativa, desafiando especialmente los postulados de la EMH en su versión fuerte. En resumen, los resultados apuntan a la existencia de ineficiencias en este mercado emergente, lo que abre la puerta a estrategias de inversión más informadas y a una regulación más eficaz.

## **9.5. Evaluación de hipótesis economía consolidada**

El propósito principal de este estudio ha sido analizar cuán eficientes son los mercados financieros desarrollados, representados por el índice S&P 500, especialmente en situaciones de estabilidad y disrupción, como la pandemia de COVID-19. Los hallazgos empíricos nos permiten evaluar esta eficiencia desde dos ángulos clave: la capacidad de

predecir los rendimientos y el comportamiento, ya sea aleatorio o no, de la volatilidad. Durante el periodo previo a la pandemia, los resultados obtenidos mediante el modelo ARIMA(1,0,1) mostraron coeficientes que eran estadísticamente significativos, lo que podría indicar cierta capacidad predictiva. Sin embargo, al utilizar un modelo GARCH(1,1) para entender mejor la dinámica de la varianza condicional, se notó que los residuos no presentaban autocorrelación ni heterocedasticidad. Esta evidencia apoya la validez de la Hipótesis de Mercado Eficiente (EMH) en su forma débil, siempre que los modelos se ajusten adecuadamente para reflejar la estructura de la volatilidad. Por otro lado, en el periodo posterior a la pandemia, aunque no se encontró autocorrelación significativa en los retornos lo que refuerza en parte la hipótesis de eficiencia sí se observó una alta persistencia en la volatilidad, que fue capturada por modelos más complejos como el GARCH(2,1) y ARFIMA+GARCH. Esta capacidad de anticipar la varianza condicional representa una forma de predictibilidad del riesgo, lo que cuestiona la aleatoriedad de la volatilidad y, por ende, la hipótesis de eficiencia débil en contextos de alta incertidumbre. En resumen, los resultados sugieren que la eficiencia débil del mercado se cumple de manera parcial en economías desarrolladas como la estadounidense: es más evidente en condiciones normales, pero se ve afectada por eventos sistémicos de gran magnitud. Esto indica que, incluso en mercados con altos niveles de sofisticación y transparencia, los choques externos pueden alterar significativamente la dinámica del riesgo financiero. Economía emergente prepandemia.

Tabla 9

*Economía emergente prepandemia*

<b>Sección</b>	<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Especificación del modelo</b>		
<b>Conditional Variance Dynamics</b>	GARCH Model	sGARCH(1,1)
	Variance Targeting	FALSE
<b>Conditional Mean Dynamics</b>	Mean Model	ARFIMA(1,0,1)
	Include Mean	TRUE
	GARCH-in-Mean	FALSE
<b>Conditional Distribution</b>	Distribution	norm
	Includes Skew	FALSE
	Includes Shape	FALSE
	Includes Lambda	FALSE

Fuente: Elaboración propia

Tabla 10

Resultados economía 1

<b>Elemento</b>	<b>Valor</b>
<b>Modelo GARCH</b>	sGARCH(1,1)
<b>Targeting de Varianza</b>	FALSE
<b>Modelo ARFIMA</b>	ARFIMA(1,0,1)
<b>Incluir Media</b>	TRUE
<b>GARCH-en-Media</b>	FALSE
<b>Distribución Condicional</b>	norm
<b>Incluye Asimetría (Skew)</b>	FALSE
<b>Incluye Forma (Shape)</b>	FALSE
<b>Incluye Lambda</b>	FALSE

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11

Resultados economía 2

<b>ARCH Lag Statistic Shape Scale P-Value</b>				
Lag[3]	0.08178	0.500	2.000	0.7749
Lag[5]	0.27804	1.440	1.667	0.9460
Lag[7]	0.96462	2.315	1.543	0.9193

Fuente: Elaboración propia

Tabla 12

Resultados economía 3

<b>Parámetro</b>	<b>Estadístico Individual</b>	<b>Valores Críticos (10% / 5% / 1%)</b>
mu	0.07844	0.35 / 0.47 / 0.75
arl	0.15034	
mal	0.15124	
omega	0.06446	
alpha1	0.23661	
beta1	0.15208	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 13

Resultados economía 4

Grupo (g-1)	Statistic	P-Value
20	38.23	0.005547
30	54.25	0.003025
40	65.23	0.005295
50	81.87	0.002240

Fuente: Elaboración propia

<i>Nyblom Stability Test</i>
• <b>Joint Statistic:</b> 0.815
• <b>Valores Críticos Asintóticos para el estadístico conjunto:</b>
○ 10%: 1.49
○ 5%: 1.68
○ 1%: 2.12

Fuente: Elaboración propia

Tabla 14

Resultados economía 5

<i>Sign Bias Test</i>
Prueba   t-valor   Pr(> t )   Significado
----- ----- ----- -----
Sign Bias   2.1052   0.03554   ** (significativo al 5%)
Negative Sign Bias   0.1187   0.90556   ns
Positive Sign Bias   0.5418   0.58808   ns
Joint Effect   7.0109   0.07155   * (cercaño al 10%)

Fuente: Elaboración propia

Tabla 15

*Resultados Economía 6*

<i>Parámetros Óptimos Estimados</i>
• <b>mu:</b>
○ Estimación: 0.070132
○ Error estándar: 0.028494
○ t-valor: 2.46129
○ Pr(> t ): 0.013844
• <b>ar1:</b>
○ Estimación: -0.344781
○ Error estándar: 0.525348
○ t-valor: -0.65629
○ Pr(> t ): 0.511637
• <b>ma1:</b>
○ Estimación: 0.370679
○ Error estándar: 0.519431
○ t-valor: 0.71362
○ Pr(> t ): 0.475459
• <b>omega:</b>
○ Estimación: 0.018391
○ Error estándar: 0.011122
○ t-valor: 1.65352
○ Pr(> t ): 0.098226

<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>alpha1:</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ Estimación: 0.065667</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ Error estándar: 0.048741</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ t-valor: 1.34726</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ <math>\Pr(&gt; t )</math>: 0.177896</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>alpha2:</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ Estimación: 0.006923</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ Error estándar: 0.057190</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ t-valor: 0.12105</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ <math>\Pr(&gt; t )</math>: 0.903653</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>beta1:</b></li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ Estimación: 0.909868</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ Error estándar: 0.034360</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ t-valor: 26.48008</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>○ <math>\Pr(&gt; t )</math>: 0.000000</li> </ul>

Fuente: Elaboración propia

Tabla 16

Resultados economía 7

<b>Errores Estándar Robustos (Robust Standard Errors)</b>	
• <b>mu:</b>	
○ Estimación: 0.070132	
○ Error robusto: 0.026775	
○ t-valor: 2.619331	
○ Pr(> t ): 0.00881	
• <b>ar1:</b>	
○ Estimación: -0.344781	
○ Error robusto: 0.248015	
○ t-valor: -1.390159	
○ Pr(> t ): 0.16448	
• <b>ma1:</b>	
○ Estimación: 0.370679	
○ Error robusto: 0.249385	
○ t-valor: 1.486370	
○ Pr(> t ): 0.13718	
• <b>omega:</b>	
○ Estimación: 0.018391	
○ Error robusto: 0.018940	
○ t-valor: 0.970986	
○ Pr(> t ): 0.33155	
• <b>alpha1:</b>	
○ Estimación: 0.065667	
○ Error robusto: 0.056681	

○ t-valor: 1.158533
○ Pr(> t ): 0.24665
• <b>alpha2:</b>
○ Estimación: 0.006923
○ Error robusto: 0.079823
○ t-valor: 0.086726
○ Pr(> t ): 0.93089
• <b>beta1:</b>
○ Estimación: 0.909868
○ Error robusto: 0.060943
○ t-valor: 14.929771
○ Pr(> t ): 0.00000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 17

Resultados economía 8

Elemento	Tipo / Clase	Valor / Contenido
coef	double [3]	-0.5301, 0.5477, 0.0438
sigma2	double [1]	1.089695
var.coef	double [3 x 3]	Matriz con valores muy pequeños ( $\approx 1e-05$ o menores)
mask	logical [3]	TRUE, TRUE, TRUE
loglik	double [1]	-1377.058
aic	double [1]	2762.115
arma	integer [7]	1, 0, 1, 0, 0, 0, 1
residuals	double [943] (ts)	1.3885, -0.1661, 0.1192, 0.3689, 0.7236, -0.0754, ...

call	language	Arima(y = ret, order = c(1, 0, 1))
series	character [1]	"ret"
code	integer [1]	1
n.cond	integer [1]	0
nobs	integer [1]	943
model\$aicc	double [1]	2762.158
model\$bic	double [1]	2781.512
model\$x	double [943] (ts)	

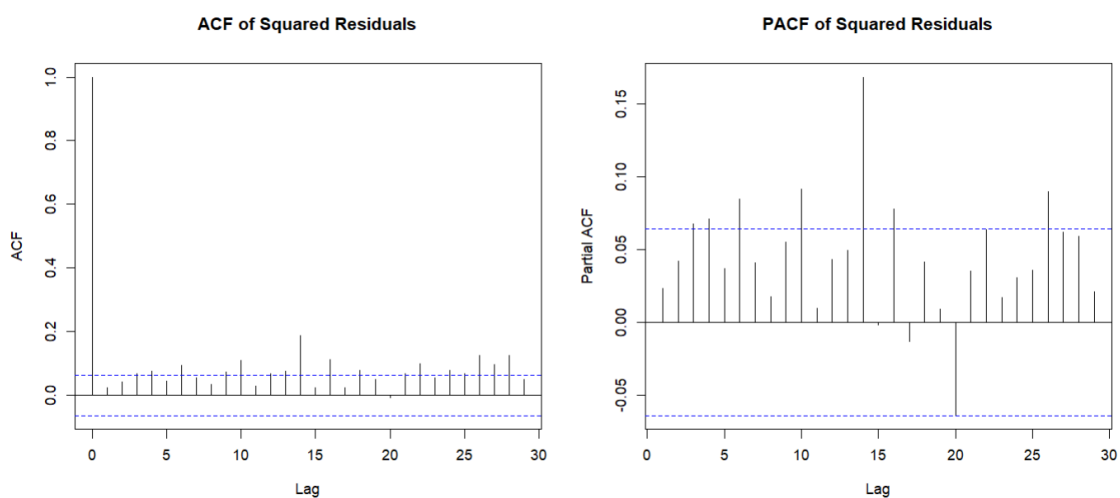
Fuente: Elaboración propia

## 10. ACF y PACF

### 10.1 Acf y pacf postpandemia economía emergente

#### *Figura 1*

*Acf y pacf postpandemia economía emergente*



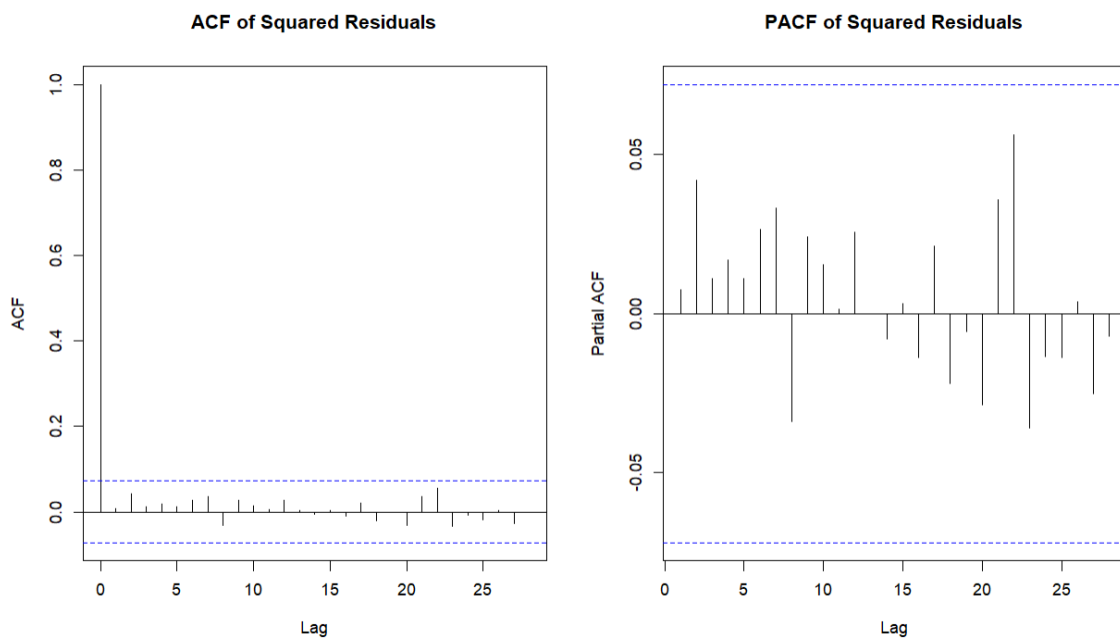
Fuente: Elaboración propia

La Figura 1 muestra los gráficos de la función de autocorrelación (ACF) y de autocorrelación parcial (PACF) aplicados a los residuos al cuadrado del modelo econométrico, utilizando datos de una economía emergente en el periodo posterior a la pandemia. Lo que se nos está mostrando en esta acf y pacf es que ambos mantienen un nivel de correlación bastante alto por lo cual si dependen de una correlación directa con la varianza de dentro del retorno de los cuadrados, haciendo caso omiso a la Hipótesis de mercados eficientes en su manera débil.

## 10.2 Acf y Pacf prepandemia economía emergente

Figura 2

*Acf y Pacf prepandemia economía emergente*



Fuente: Elaboración propia

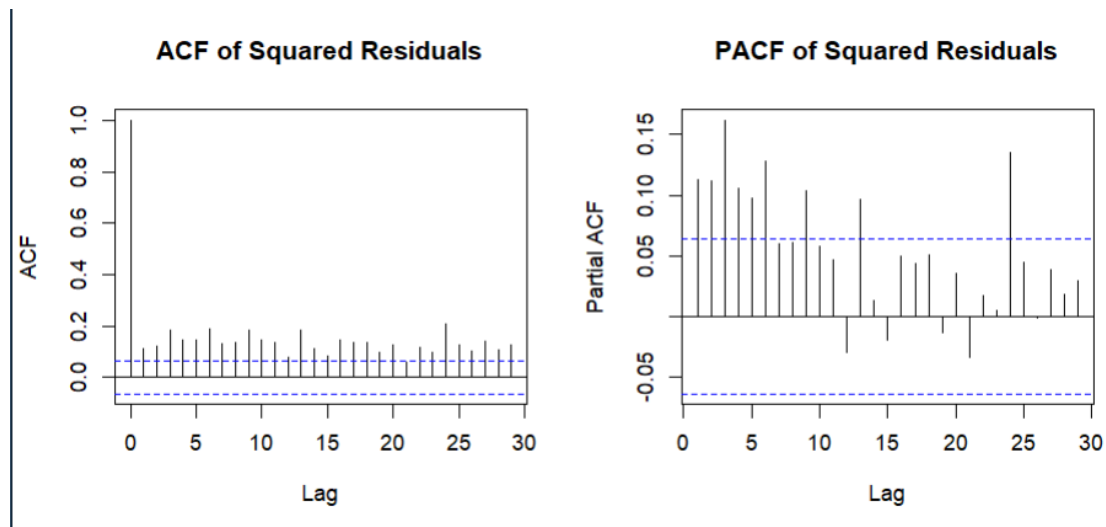
En la Figura 2, podemos ver los gráficos de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) de los residuos al cuadrado del modelo que se aplicó a una economía emergente antes de la pandemia.

No se logra observar correlación antes de la pandemia lo que nos quiere decir esto antes de ello con sus residuos al cuadrado no había nivel de predictibilidad por lo cual sigue siendo un modelo que se comporta como lo que se espera antes de pandemia haciendo caso a la hipótesis de mercado ediciones en su forma débil

### 10.3 Acf y Pacf economía consolidada postpandemia

Figura 3

*Acf y Pacf economía consolidada postpandemia*



Fuente: Elaboración propia

La Figura 3 muestra los gráficos de la función de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) aplicados a los residuos al cuadrado.

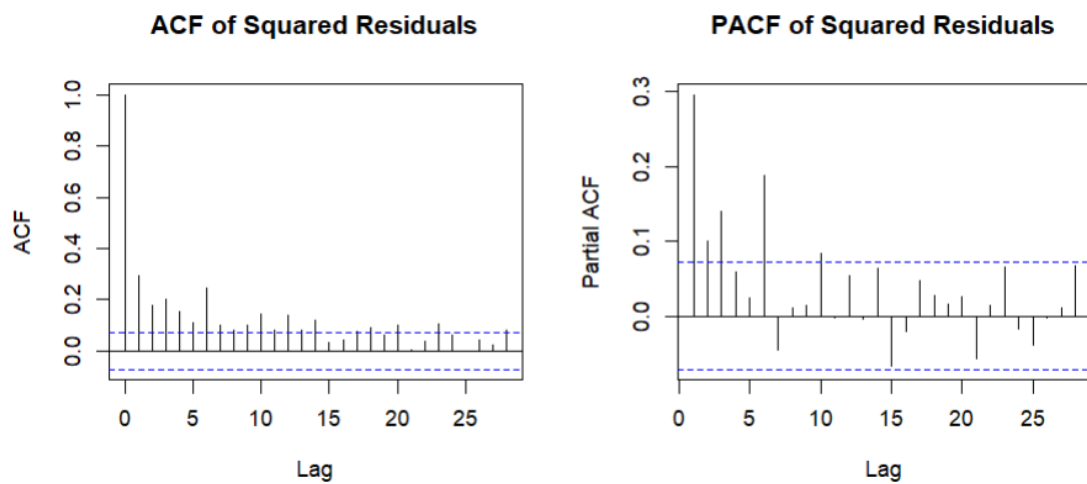
Esta vez correspondientes a una economía consolidada en el periodo posterior a la pandemia. A pesar de que hay picos muy altos no se logra observar nada atípico más que

graficas correspondientes a la mayor parte de las economías consolidadas. Y no hay dependencia de la varianza.

#### 10.4 Acf y Pacf economía consolidada postpandemia

Figura 4

*Acf y Pacf economía consolidada postpandemia*



Fuente: Elaboración propia

La Figura 4 presenta los gráficos de ACF y PACF aplicados a los residuos al cuadrado, centrados esta vez en otra economía consolidada durante el periodo posterior a la pandemia.

Según las graficas se logran observar datos que no son atípicos, pero si se logra ver dependencia de la varianza en estos mismo.

Estando la mayoría de ellos en rangos normales y aquellos que no son aquellos que muestran tal dependencia

## 11. Conclusiones

### 11.1. Resumen de Hallazgos economía emergente

Los resultados obtenidos al aplicar modelos ARIMA y GARCH al índice Bovespa 50, tanto antes como después de la pandemia, nos llevan y nos permiten saber que los objetivos de esta investigación se lograron de manera óptima y satisfactoria

Básicamente antes de la pandemia si estaba de acorde sus parámetros con respectos a la hipótesis de mercados eficientes en su manera débil en la cual no se muestra una predictibilidad ni una certeza frente a la volatilidad más allá de e promedio de los retornos

Pero después de la pandemia se logra evidenciar que esto cambia de una manera muy drástica teniendo como referente los estos dos modelos econométricos, al ser un mercado más pequeño este si muestra un mayor nivel de predictibilidad y de menor volatilidad por lo cual si permite tern con relativa exactitud predicción del mercado. Mostrando que en mercados con menor crecimiento se pierde la etapa “ ideal” de la HME.

### 11.2. Resumen hallazgos economía consolidada

Viendo todo el panorama y el análisis del índice S&P 500, que representa una economía sólida y bien establecida, permitió investigar su comportamiento en dos contextos claramente diferentes: antes y después de la pandemia del COVID 19.

Durante el periodo previo a la pandemia, los resultados que fueron obtenidos con el modelo ARIMA(1,0,1) nos muestran que había cierta estructura en los retornos, lo que podría interpretarse como una muy pequeña desviación de la eficiencia en su forma débil.

Aun así, al incorporar un modelo GARCH(1,1), se logró modelar la volatilidad con mayor precisión, y los residuos resultaron ser consistentes con un proceso de ruido blanco.

Esto lo que quiere decir es que: en condiciones normales de mercado, el S&P 500 operaba con un nivel razonable de eficiencia débil, especialmente al considerar adecuadamente las fluctuaciones en la varianza.

Visto por otro lado, el análisis del periodo después a la pandemia presentó resultados más complejos. Aunque los modelos ARIMA no detectaron autocorrelaciones significativas en los retornos lo que podría tomarse y decirse que es como una señal de eficiencia.

Los modelos GARCH revelaron una notable persistencia en la volatilidad, con coeficientes beta cercanos a 0.91 y evidencia clara de agrupamiento de shocks. Esto sugiriéndonos que, aunque los retornos siguen siendo en su mayoría impredecibles, la evolución del riesgo muestra cierto grado de regularidad y puede ser anticipada en cierta medida.

Básicamente no se perdió mucho nivel de predictibilidad, pero si aumento ligeramente el nivel de volatilidad.

### **11.3. Limitaciones del estudio economía emergente**

Una de las principales limitaciones de este estudio es su enfoque exclusivo en el índice Bovespa 50, lo que limita su alcance al tartarse solo de las 50 de mayor captación y capitalización en Brasil habiendo más empresas presentes en el sector aún vigentes y cotizando en bolsa. Aunque este índice representa a las empresas más líquidas y relevantes del país, no necesariamente captura el comportamiento de otros sectores o activos financieros con menor capitalización. Por lo cual optar por modelos más complejos o multivariados, como VAR-GARCH o aquellos con cambio de estructura dentro de su planteamiento no

estaría para nada mal, con esto voy a que se pudo haber proporcionado una visión más completa de las dinámicas Inter temporales y de la interacción entre retornos y volatilidad en diferentes escenarios de mercado. Por último, otra limitación significativa es la falta de variables macroeconómicas externas en el análisis. Siendo estas las más comunes como tasa de interés, inflación y políticas monetarias que pueden llegar a afectar este estudio.

#### **11.4. Limitaciones del estudio economía consolidada**

Considero que este estudio tiene varias limitaciones, La primera de sus limitaciones es que, este estudio se enfocó únicamente en un índice bursátil: el S&P 500. Si bien es una referencia sólida para el mercado estadounidense, no considero que abarque toda la diversidad de instrumentos financieros que existen en una economía consolidada. En segundo lugar, la modelación se llevó a cabo utilizando enfoques econométricos de alto alcance, pero netamente de una capacidad univariada, específicamente modelos ARIMA y GARCH. Aunque estas herramientas son útiles para identificar patrones temporales y estructuras de volatilidad, no tienen en cuenta la influencia de factores externos con variables macroeconómicas importantes. Esto limita la comprensión de los elementos al omitir aspectos como la tasa de interés, inflación o políticas monetarias que se tengan detrás de estos proyecto Además, el supuesto de normalidad en la distribución de los residuos dentro de los modelos GARCH, aunque este ya viene de trabajar con los residuos del ARIMA y estos ya están normalizados con un Jarque bera puede llegar a pasar que dentro del GARCH no sea suficiente para reflejar la realidad estadística de los retornos financieros, por lo cual se sería ideal usar una distribuciones más flexibles, como la t-student o la skewed-t.

### 11.5. Sugerencias para Futuras Investigaciones

Para poder hallar y ampliar los hallazgos en futuras investigaciones, una posible manera de llevar los siguientes proyectos sería el extender los índices bursátiles a otros más grande más desarrollado y sobre todo más diversos incluso fuera del mercado brasileño, también buscar o tener en cuenta acciones de manera individual con una alta capitalización en el mercado bursátil. Otro punto a tener en cuenta sería tener en cuenta posible usos de ETF's que también tengan una capitalización alta. Incluso ver como se manejan este tipo de modelos con índices que estén relacionados a activos subyacentes como lo pueden llegar a ser futuros, u opciones. A si mismo viendo que tanta volatilidad, nivel de predictibilidad y sobre todo en que nivel de HME (hipótesis de mercados eficientes) se encuentran este tipo de activos.

También teniendo en cuenta a nivel interno hacer mas variaciones de los modelos para tener entre si mayor claridad y obtener hallazgos nuevos tal como lo puede ser un SARIMA frente a un ARIMA común o un EGARCH O RUGACRH frente a un modelo GARCH común, la sugerencia, pero sobre todo la invitación esta enfocada en que próximas orientaciones del proyecto contengan mayor variedad frente a su proceso y modelo econométrico

## 12. Referencias Bibliográficas

- Alexander, C. (2001). *Market Models: A Guide to Financial Data Analysis*. John Wiley & Sons.
- Baciu, O. A. (2014). *Ranking Capital Markets Efficiency: The Case Of Twenty European Stock Markets*.
- Blake, D. (2000). *Financial market analysis* (2nd ed.). Wiley.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2021). *Investments* (12th ed.). McGraw-Hill Education.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge University Press.
- Cuthbertson, K., & Nitzsche, D. (2004). *Quantitative financial economics: Stocks, bonds, and foreign exchange* (2nd ed.). Wiley.
- Dua, P. (2023). *Macroeconometric Methods: Applications to the Indian Economy* (pp. 1-390).
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Ghysels, E., Harvey, A., & Renault, E. (1996). Stochastic Volatility. In *Handbook of Statistics*, 14, 119-191.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Econometría* (5.<sup>a</sup> ed.). McGraw-Hill.
- Hull, J. C. (2017). *Options, Futures, and Other Derivatives* (9th ed.). Pearson.
- Iordache, A. (2024). *Market Efficiency During the COVID-19 Pandemic. Some Insights Using Non-Parametric Tests*.
- Kolte, A., Roy, J. K., & Vasa, L. (2023). The impact of unpredictable resource prices and equity volatility in advanced and emerging economies: An econometric and machine learning approach. *Resources Policy*, 80, 103216.
- Mishkin, F. S., & Eakins, S. G. (2018). *Financial Markets and Institutions* (9th ed.). Pearson.
- Murphy, J. J. (1999). *Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. New York Institute of Finance.

Srivastava, A. (2007). Comparison of Weak Form of Market Efficiency of Developed Stock Markets with Emerging Asian Markets.

Wooldridge, J. M. (2013). *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (5th ed.). South-Western Cengage Learning.

## Anexos

```
*-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean   : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution     : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE

> def.fit = ugarchfit(spec = spec, data = ret)
> print(def.fit)

*-----*
*      GARCH Model Fit      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Distribution     : norm
```

---

 Weighted ARCH LM Tests
 

---

	Statistic	Shape	Scale	P-Value
ARCH Lag[3]	0.02195	0.500	2.000	0.8822
ARCH Lag[5]	0.32312	1.440	1.667	0.9341
ARCH Lag[7]	0.35543	2.315	1.543	0.9895

---

 Nyblom stability test
 

---

Joint Statistic: 0.6968

Individual Statistics:

mu	0.04540
arl	0.08390
mal	0.07899
omega	0.23736
alpha1	0.21676
beta1	0.21803

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Joint Statistic: 1.49 1.68 2.12

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

---

 Sign Bias Test
 

---

	t-value	prob	sig
Sign Bias	0.7906	0.4294	
Negative Sign Bias	1.4327	0.1523	
Positive Sign Bias	0.3280	0.7430	
Joint Effect	2.2137	0.5293	

---

 Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
 

---

group	statistic	p-value(g-1)	
1	20	14.50	0.7540
2	30	29.52	0.4380
3	40	33.60	0.7142
4	50	45.59	0.6122

Elapsed time : 0.1757598

```

*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*
Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(2,1)
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----
      Estimate  Std. Error   t value  Pr(>|t|)
mu         0.021749   0.034619   0.628233 0.529851
arl        -0.558863   0.311571  -1.793692 0.072862
ma1         0.592254   0.302084   1.960562 0.049930
omega       0.005768   0.004406   1.309312 0.190429
alpha1      0.000000   0.057494   0.000001 0.999999
alpha2      0.035920   0.057815   0.621295 0.534405
beta1       0.960113   0.007681  124.990511 0.000000

Robust Standard Errors:
      Estimate  Std. Error   t value  Pr(>|t|)
mu         0.021749   0.035364   0.615005 0.538552
arl        -0.558863   0.197572  -2.828655 0.004674
ma1         0.592254   0.196625   3.012102 0.002594
omega       0.005768   0.004206   1.371618 0.170182
alpha1      0.000000   0.104610   0.000001 1.000000
alpha2      0.035920   0.104211   0.344687 0.730330
beta1       0.960113   0.005095  188.433738 0.000000

LogLikelihood : -1408.148

Information Criteria
-----
Akaike          3.0271
Bayes           3.0633
Shibata        3.0269
Hannan-Quinn   3.0409

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

```

fitarima	list [18] (S3: forecast_ARIMA, ARI)	List of length 18
coef	double [3]	-0.52943 0.55796 0.00692
sigma2	double [1]	1.305413
var.coef	double [3 x 3]	1.97e-01 -1.93e-01 1.85e-05 -1.93e-01 1.89e-01 -1.63e-05 1.85e-05 -1.63e-05 ...
mask	logical [3]	TRUE TRUE TRUE
loglik	double [1]	-1449.804
aic	double [1]	2907.608
arma	integer [7]	1 1 0 0 1 0 ...
residuals	double [935] (S3: ts)	2.383 -0.226 0.363 0.420 -0.647 0.858 ...
call	language	Arima(y = ret, order = c(1, 0, 1))
series	character [1]	'ret'
code	integer [1]	0
n.cond	integer [1]	0
nobs	integer [1]	935
model	list [10]	List of length 10
aicc	double [1]	2907.651
bic	double [1]	2926.97
x	double [935] (S3: ts)	2.392 -0.153 0.328 0.460 -0.645 0.850 ...
fitted	double [935] (S3: ts)	0.00827 0.07343 -0.03470 0.03932 0.00176 -0.00880 ...

```

*-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean  : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution     : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE

```

```

*-----*
*          GARCH Model Spec          *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model          : sGARCH(1,1)
Variance Targeting   : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model           : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean         : TRUE
GARCH-in-Mean        : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution          : norm
Includes Skew         : FALSE
Includes Shape        : FALSE
Includes Lambda       : FALSE

```

```

*-----*
*          GARCH Model Spec          *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model          : sGARCH(1,1)
Variance Targeting   : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model           : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean         : TRUE
GARCH-in-Mean        : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution          : norm
Includes Skew         : FALSE
Includes Shape        : FALSE
Includes Lambda       : FALSE

```

```

*-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

```

### Conditional Variance Dynamics

```

GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

```

### Conditional Mean Dynamics

```

Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean  : FALSE

```

### Conditional Distribution

```

Distribution     : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE

```

```

fitarima      list [18] (S3: forecast_ARIMA, ARI List of length 18
coef          double [3]          0.6276 -0.6726 0.0817
sigma2        double [1]          1.842869
var.coef      double [3 x 3]      7.23e-02 -6.86e-02 8.20e-05 -6.86e-02 6.59e-02 -9.56e-05 8.20e-05 -9.56e-05 ...
mask          logical [3]         TRUE TRUE TRUE
loglik        double [1]          -1274.704
aic           double [1]          2557.408
arma          integer [7]         1 1 0 0 1 0 ...
residuals     double [740] (S3: ts) -3.568 0.371 -2.043 0.643 3.302 -0.326 ...
call          language            Arima(y = ret, order = c(1, 0, 1))
series        character [1]       'ret'
code          integer [1]          1
n.cond        integer [1]          0
nobs          integer [1]          740
model         list [10]           List of length 10
aicc          double [1]          2557.463
bic           double [1]          2575.835
x             double [740] (S3: ts) -3.492 0.606 -1.882 0.866 3.443 -0.355 ...
fitted        double [740] (S3: ts) 0.0757 0.2348 0.1606 0.2228 0.1416 -0.0292 ...

```

```
*-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean  : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution    : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE
```

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(2,1)
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
mu	0.070132	0.028494	2.46129	0.013844
ar1	-0.344781	0.525348	-0.65629	0.511637
ma1	0.370679	0.519431	0.71362	0.475459
omega	0.018391	0.011122	1.65352	0.098226
alpha1	0.065667	0.048741	1.34726	0.177896
alpha2	0.006923	0.057190	0.12105	0.903653
beta1	0.909868	0.034360	26.48008	0.000000

```

Robust Standard Errors:

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
mu	0.070132	0.026775	2.619331	0.00881
ar1	-0.344781	0.248015	-1.390159	0.16448
ma1	0.370679	0.249385	1.486370	0.13718
omega	0.018391	0.018940	0.970986	0.33155
alpha1	0.065667	0.056681	1.158533	0.24665
alpha2	0.006923	0.079823	0.086726	0.93089
beta1	0.909868	0.060943	14.929771	0.00000

```

LogLikelihood : -1285.056

```

### Weighted ARCH LM Tests

---

	Statistic	Shape	Scale	P-Value
ARCH Lag[3]	0.08178	0.500	2.000	0.7749
ARCH Lag[5]	0.27804	1.440	1.667	0.9460
ARCH Lag[7]	0.96462	2.315	1.543	0.9193

### Nyblom stability test

---

Joint Statistic: 0.815

Individual Statistics:

mu	0.07844
arl	0.15034
mal	0.15124
omega	0.06446
alpha1	0.23661
beta1	0.15208

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Joint Statistic: 1.49 1.68 2.12

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

### Sign Bias Test

---

	t-value	prob	sig
Sign Bias	2.1052	0.03554	**
Negative Sign Bias	0.1187	0.90556	
Positive Sign Bias	0.5418	0.58808	
Joint Effect	7.0109	0.07155	*

### Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

---

group	statistic	p-value(g-1)	
1	20	38.23	0.005547
2	30	54.25	0.003025
3	40	65.23	0.005295
4	50	81.87	0.002240

Elapsed time : 0.1828442

fitarima	list [18] (S3: forecast_ARIMA, ARI	List of length 18
coef	double [3]	-0.5301 0.5477 0.0438
sigma2	double [1]	1.089695
var.coef	double [3 x 3]	-1.45e-01 1.45e-01 -7.11e-06 1.45e-01 -1.45e-01 1.12e-05 -7.11e-06 1.12e-05 ...
mask	logical [3]	TRUE TRUE TRUE
loglik	double [1]	-1377.058
aic	double [1]	2762.115
arma	integer [7]	1 1 0 0 1 0 ...
residuals	double [943] (S3: ts)	1.3885 -0.1661 0.1192 0.3689 0.7236 -0.0754 ...
call	language	Arima(y = ret, order = c(1, 0, 1))
series	character [1]	'ret'
code	integer [1]	1
n.cond	integer [1]	0
nobs	integer [1]	943
model	list [10]	List of length 10
aicc	double [1]	2762.158
bic	double [1]	2781.512
x	double [943] (S3: ts)	1.4325 -0.0981 0.1472 0.4231 0.7683 -0.0194 ...
fitted	double [943] (S3: ts)	0.0441 0.0680 0.0280 0.0542 0.0447 0.0560 ...

fitarima	list [18] (S3: forecast_ARIMA, ARI	List of length 18
coef	double [3]	0.9060 -0.9348 0.0425
sigma2	double [1]	0.6247363
var.coef	double [3 x 3]	0.037423 -0.031894 -0.000321 -0.031894 0.027358 0.000278 -0.000321 0.000278 ...
mask	logical [3]	TRUE TRUE TRUE
loglik	double [1]	-891.0442
aic	double [1]	1790.088
arma	integer [7]	1 1 0 0 1 0 ...
residuals	double [754] (S3: ts)	-0.365 -1.066 0.967 -1.255 0.197 -0.346 ...
call	language	Arima(y = ret, order = c(1, 0, 1))
series	character [1]	'ret'
code	integer [1]	0
n.cond	integer [1]	0
nobs	integer [1]	754
model	list [10]	List of length 10
aicc	double [1]	1790.142
bic	double [1]	1808.59
x	double [754] (S3: ts)	-0.324 -1.017 1.046 -1.207 0.279 -0.274 ...
fitted	double [754] (S3: ts)	0.0416 0.0493 0.0790 0.0474 0.0816 0.0720 ...

```

*           GARCH Model Fit           *
*-----*
Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Mean Model       : ARFIMA(0,0,0)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----
      Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
omega  0.046226  0.009841  4.6973   3e-06
alpha1 0.188239  0.035418  5.3148   0e+00
beta1  0.735844  0.039454 18.6509   0e+00

Robust Standard Errors:
      Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
omega  0.046226  0.015918  2.9040  0.003684
alpha1 0.188239  0.054521  3.4526  0.000555
beta1  0.735844  0.053214 13.8280  0.000000

LogLikelihood : -770.9249

Information Criteria
-----
Akaike          2.0529
Bayes           2.0713
Shibata         2.0528
Hannan-Quinn   2.0599

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                0.8066  0.3691
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2] 0.8792  0.5391
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5] 1.0562  0.8468
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                1.059  0.3035
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 1.911  0.6396

```

---

 Weighted ARCH LM Tests
 

---

	Statistic	Shape	Scale	P-Value
ARCH Lag[3]	0.08693	0.500	2.000	0.7681
ARCH Lag[5]	1.37438	1.440	1.667	0.6260
ARCH Lag[7]	2.27373	2.315	1.543	0.6595

---

 Nyblom stability test
 

---

Joint Statistic: 1.4184

Individual Statistics:

omega 0.1494

alpha1 0.4760

beta1 0.4717

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Joint Statistic: 0.846 1.01 1.35

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

---

 Sign Bias Test
 

---

	t-value	prob	sig
Sign Bias	2.2093	0.02746	**
Negative Sign Bias	0.1689	0.86595	
Positive Sign Bias	0.1768	0.85974	
Joint Effect	8.5727	0.03555	**

---

 Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
 

---

group	statistic	p-value(g-1)	
1	20	83.14	5.326e-10
2	30	82.26	5.383e-07
3	40	104.25	7.394e-08
4	50	112.45	6.789e-07

```

*           GARCH Model Fit           *
*-----*
Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Mean Model       : ARFIMA(0,0,0)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----
      Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
omega    0.046226   0.009841   4.6973   3e-06
alpha1   0.188239   0.035418   5.3148   0e+00
beta1    0.735844   0.039454  18.6509   0e+00

Robust Standard Errors:
      Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
omega    0.046226   0.015918   2.9040  0.003684
alpha1   0.188239   0.054521   3.4526  0.000555
beta1    0.735844   0.053214  13.8280  0.000000

LogLikelihood : -770.9249

Information Criteria
-----
Akaike          2.0529
Bayes           2.0713
Shibata         2.0528
Hannan-Quinn   2.0599

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                0.8066  0.3691
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]  0.8792  0.5391
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]  1.0562  0.8468
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
              statistic p-value
Lag[1]                1.059  0.3035
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]  1.911  0.6396

```