



UNAP



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE NEGOCIOS

ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA

TESIS

“DESARROLLO DE UN MODELO SIMÉTRICO GARCH PARA LA ESTIMACIÓN Y PREDICCIÓN DE LA VOLATILIDAD DE LOS RETORNOS DEL ACTIVO DE LA CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y CRÉDITO DE MAYNAS, PERIODO 1998-2020”

**PARA OPTAR POR EL TÍTULO PROFESIONAL DE
ECONOMISTA**

PRESENTADO POR:

FRITZ GIAN PIER ALVA DA SILVA

TULIO RAMIRO DEL ÁGUILA PAREDES

ASESOR:

ECON. JORGE LUIS ARRUE FLORES, Mg.

IQUITOS, PERÚ

2021



UNAP

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE NEGOCIOS

FACEN

"COMITÉ CENTRAL DE GRADOS Y TÍTULOS"



ACTA DE SUSTENTACION DE TESIS N° 033-CCGyT-FACEN-UNAP-2021

En la ciudad de Iquitos, a los 30 días del mes de junio del año 2021, a horas: 02:00 p.m. se dio inicio haciendo uso de la plataforma Zoom la sustentación pública de la Tesis titulada: "DESARROLLO DE UN MODELO SIMÉTRICO GARCH PARA LA ESTIMACIÓN Y PREDICCIÓN DE LA VOLATILIDAD DE LOS RETORNOS DEL ACTIVO DE LA CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y CRÉDITO DE MAYNAS, PERIODO 1998 - 2020", autorizado mediante Resolución Decanal N°0679-2021-FACEN-UNAP presentado por los Bachilleres en Ciencias Económicas FRITZ GIAN PIER ALVA DA SILVA y TULIO RAMIRO DEL AGUILA PAREDES, para optar el Título Profesional de ECONOMISTA que otorga la UNAP de acuerdo a Ley Universitaria N° 30220 y el Estatuto de la Universidad Nacional de la Amazonia Peruana.

El Jurado calificador y dictaminador está integrado por los siguientes profesionales:

ECON. FÉLIX FERNANDO HERNÁNDEZ ZÚÑIGA, Mg.	(Presidente)
ECON. MARIO ANDRÉ LÓPEZ ROJAS, Mg.	(Miembro)
ECON. ALEXCI IGOR CHONG RIOS, Mg.	(Miembro)

Luego de haber escuchado con atención y formulado las preguntas necesarias, las cuales fueron respondidas: **SATISFACTORIAMENTE**

El jurado después de las deliberaciones correspondientes, arribó a las siguientes conclusiones: La Sustentación Pública y la Tesis han sido: APROBADA con la calificación MUY BUENA (17).

Estando los Bachilleres aptos para obtener el Título Profesional de Economista.

Siendo las Hrs. 03:45 p.m. del 30 de junio del 2021, se dio por concluido el acto académico.

ECON. FÉLIX FERNANDO HERNÁNDEZ ZÚÑIGA, Mg.
Presidente

ECON. MARIO ANDRÉ LÓPEZ ROJAS, Mg.
Miembro

ECON. ALEXCI IGOR CHONG RIOS, Mg.
Miembro

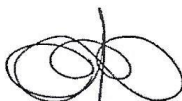
ECON. JORGE LUIS ARRÚE FLORES, Mg.
Asesor

Somos la Universidad licenciada más importante de la Amazonia del Perú, rumbo a la acreditación

Calle Nanay N°352-356- Distrito de Iquitos – Maynas – Loreto
<http://www.unapiquitos.edu.pe> - e-mail: facen@unapiquitos.edu.pe
Teléfonos: #065-234364 /065-243644 - Decanatura: #065-224342 / 944670264

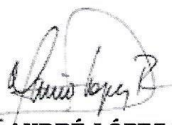


JURADO Y ASESOR



ECON. FÉLIX FERNANDO HERNÁNDEZ ZÚÑIGA, Mg.

Presidente
CELOR N°8



ECON. MARIO ANDRÉ LÓPEZ ROJAS, Mg.

Miembro
CELOR N°175



ECON. ALEXCI IGOR CHONG RÍOS, Mg.

Miembro
CELOR N°343



ECON. JORGE LUIS ARRÚE FLORES, Mg.

Asesor
CELOR N°225

DEDICATORIA

A mis queridos padres Tedy y Mercedes que siempre me apoyan y están para mí.

También se lo dedico a mi gran amor Magnolia, la persona que alegra mis días y siempre confía en mí.

Fritz Gian Pier Alva Da Silva

A mis tres guías en la vida: mis padres Teresa y Ramiro, mi tía Martha QEPD. Por el apoyo incondicional y motivación constante para ser de mí una mejor persona.

Tulio Ramiro Del Águila Paredes

AGRADECIMIENTO

Agradecemos a Dios nuestro creador, por cuidarnos y protegernos durante nuestro camino y otorgarnos fortalezas para seguir adelante en nuestra vida.

A nuestros padres por ser los principales promotores de nuestros sueños, gracias a ellos por cada día confiar en nosotros y en nuestras expectativas.

A nuestro Asesor de Tesis, Econ. Jorge Luis Arrué Flores, Mg.; gran profesional y docente, por ofrecernos su tiempo, conocimientos, consejos y labor de supervisión para lograr desarrollar capacidades y competencias en la culminación del presente trabajo de investigación.

Los Autores.

ÍNDICE GENERAL

Portada	i
Acta de Sustentación	ii
Jurado y Asesor	iii
Dedicatoria	iv
Agradecimiento	v
Índice General	vi
Índice de Tablas	viii
Índice de Figuras	ix
Resumen	xi
Abstract	xii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO	5
1.1. Antecedentes	5
1.2. Bases teóricas	7
1.3. Definición de términos básicos	10
CAPÍTULO II: HIPÓTESIS Y VARIABLES	12
2.1. Formulación de la hipótesis	12
2.2. Variables y su operacionalización	13
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA	15
3.1. Tipo y diseño	15
3.2. Diseño muestral	16
3.3. Procedimientos de recolección de datos	17
3.4. Procesamiento y análisis de los datos	17
3.5. Aspectos éticos	18

CAPÍTULO IV: RESULTADOS	19
4.1. Análisis del Comportamiento del Activo	19
4.2. Análisis del Comportamiento de los Retornos del Activo	20
4.3. Aplicación de la Metodología Box – Jenkins	22
4.4. Verificación de la presencia de Clusters de Volatilidad	32
4.5. Validación de Hipótesis	34
4.5.1. Hipótesis General	34
4.5.2. Hipótesis Específicas	41
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN	51
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES	54
CAPÍTULO VII: RECOMENDACIONES	56
CAPÍTULO VIII: FUENTES DE INFORMACIÓN	57
ANEXOS	60
1. Total Activo reportado por la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas registrado en la página web de la SBS	
2. Retornos del Total Activo reportado por la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas registrado en la página web de la SBS	
3. Instrumentos de recolección de datos	
4. Matriz de Consistencia	

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Instrumentos de Recolección de Datos	14
Tabla 2. Criterios de Información de Modelos ARMA	30

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Activo de la CMAC Maynas en Soles, Periodo 1998-2020	19
Figura 2. Retornos Del Activo De La Cmac Maynas, Periodo 1998-2020	21
Figura 3. Prueba Dickey – Fuller Aumentada para los Retorno del Activo	23
Figura 4. FAS de los Retornos del Activo	24
Figura 5. FAP de los Retornos del Activo	25
Figura 6. Modelo ARMA (0,1)	26
Figura 7. Modelo ARMA (1,1)	26
Figura 8. Modelo ARMA (2,1)	27
Figura 9. Modelo ARMA (3,1)	27
Figura 10. Modelo ARMA (0,2)	28
Figura 11. Modelo ARMA (1,2)	28
Figura 12. Modelo ARMA (2,2)	29
Figura 13. Modelo ARMA (3,2)	30
Figura 14. Prueba Ljung – Box, ARMA (1,1)	32
Figura 15. Prueba Ljung – Box, ARMA (2,2)	32
Figura 16. FAS de los Residuos al Cuadrado del Modelo ARMA (2,2)	33
Figura 17. Fap de los Residuos al Cuadrado del Modelo ARMA (2,2)	33
Figura 18. Modelo GARCH (1,1)	35
Figura 19. Criterios de Información, GARCH (1,1)	36
Figura 20. Modelo GARCH (1,2)	36
Figura 21. Criterios de Información, GARCH (1,2)	38
Figura 22. Modelo GARCH (2,1)	38
Figura 23. Criterios de Información, GARCH (2.1)	39

Figura 24. Modelo GARCH (2,2)	40
Figura 25. Criterios De Información, GARCH (2,2)	40
Figura 26. Modelo GARCH (1,1)	42
Figura 27. Simetría del Modelo GARCH (1,1)	43
Figura 28. FAS de los Residuos al Cuadrado del Modelo GARCH (1,1)	43
Figura 29. FAP de los Residuos al Cuadrado Del Modelo GARCH (1,1)	44
Figura 30. Prueba Ljung – Box	45
Figura 31. Comportamiento de la Volatilidad Estimada de los Retornos del Activo, Periodo 2008 – 2020	47
Figura 32. Pronóstico del Modelo GARCH (1,1)	49
Figura 33. Comparación del Pronóstico con la Volatilidad Actualizada	50

RESUMEN

En la presente investigación se buscará estudiar el comportamiento del riesgo del activo de la CMAC de Maynas durante los años 1998 a 2020 analizando la volatilidad de los retornos de dicho activo. Para tal fin, en una primera instancia se estableció un marco teórico sólido y que respalda el desarrollo teórico y econométrico de la presente tesis. De acuerdo a la metodología, se utilizó un enfoque de media – varianza para la estimación y predicción de la volatilidad de los retornos de tal activo. Por tal razón se llevó a cabo la metodología Box - Jenkins para el estudio del modelo para la media del cual fue escogido el ARMA (2,2), y se empleó el análisis de criterios de información para la selección del mejor modelo para la varianza el cual fue el GARCH (1,1). Dentro de este análisis se determinó que la implicancia de la varianza condicionada rezagada es mucho mayor que la implicancia de los shocks rezagados elevados al cuadrado, esto se logra validar por las estimaciones respectivas de los coeficientes de cada término.

Finalmente, se observó que el comportamiento de la volatilidad estimada de los retornos del activo de la CMAC de Maynas presentó su periodo de niveles más altos durante los años 1999 a 2007, así como también se obtuvo una predicción validada sobre la evolución creciente de dicha volatilidad estimada para los meses de julio a septiembre del año 2020.

Palabras clave: Micro finanzas, retornos, rezagado y volatilidad.

ABSTRACT

This research will seek to study the risk behavior of the asset of the CMAC of Maynas during the years 1998 to 2020, analyzing the volatility of the returns of said asset. To this end, in the first instance a solid theoretical framework was established and that supports the theoretical and econometric development of this thesis. According to the methodology, a mean - variance approach was used to estimate and predict the volatility of the returns of such asset. For this reason, the Box - Jenkins methodology was carried out to study the model for the mean from which the ARMA (2,2) was chosen, and the information criteria analysis was used to select the best model for the variance which was the GARCH (1,1). Within this analysis, it was determined that the implication of the lagged conditional variance is much greater than the implication of the lagged shocks squared, this can be validated by the respective estimates of the coefficients of each term.

Finally, it was realized that the behavior of the estimated volatility of the asset returns of the Maynas CMAC presented its period of highest levels during the years 1999 to 2007, as well as a validated prediction on the increasing evolution of said volatility. Estimated for the months of July to September of the year 2020.

Keywords: Microfinance, returns, lagged and volatility.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, el mundo se encuentra expuesto a variedades de shocks de distintas características, un ejemplo de ello es la reciente crisis sanitaria global ocasionada por la pandemia del Covid-19. Esta clase de eventos siempre tienen efectos sobre la economía de una sociedad, por ello resulta útil contar con instrumentos que nos permitan explicar y medir la situación riesgosa en la que se encuentra un determinado agente.

Para el presente trabajo de investigación, se tratará como protagonista al riesgo micro financiero, ya que se estará trabajando con la información provisionada por la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. (CMAC Maynas). En finanzas, el riesgo es tratado como la probabilidad de pérdidas resultantes de cambios en mercados nacionales como internacionales, según sea el caso del análisis.

Por tal motivo, el hecho de no contar con instrumentos que nos permitan conocer el riesgo puede representar un problema importante para el control financiero de una entidad. Específicamente si los encargados, como la gerencia general o los miembros del directorio de una entidad financiera están interesados en conocer qué tan riesgosa ha sido la rentabilidad de su empresa, consecuentemente estarán interesados en contar con las herramientas pertinentes para ello, adicionalmente tendrán la iniciativa de querer saber cómo se espera que sea el comportamiento de dicho riesgo en el futuro para tratar de tomar las políticas adecuadas para control financiero.

En el presente estudio, se buscará determinar una medida cuantitativa del riesgo micro financiero, para ello dentro del área de la econometría financiera existe una gran cantidad de herramientas que permiten calcular y medir el riesgo, en este caso se hará uso de la metodología de los modelos generalizados de heterocedasticidad

condicional autorregresiva de carácter simétrico conocidos de manera abreviada como modelos GARCH simétricos.

Esta clase de modelos suelen operar con datos de los retornos de un instrumento financiero, que para el caso del presente trabajo se tratarán a los retornos del Activo mensual de la CMAC Maynas. La medición del riesgo de los modelo GARCH consiste en estimar la volatilidad condicionada de los retornos o rentabilidad, esta volatilidad es calculada por medio de la varianza condicionada de los términos de error de la serie. Se estimará la volatilidad durante el periodo de tiempo desde enero de 1998 hasta junio 2020. Adicionalmente, se utilizará dicho modelo para predecir o proyectar los valores de la volatilidad tres periodos en adelante, es decir los meses que abarcan de julio a septiembre del año 2020.

En ese sentido, la presente investigación se divide en siete capítulos. En el primer capítulo se desarrolla el marco teórico y antecedentes relacionados al tema de investigación. En el segundo capítulo se efectúa el planteamiento de las hipótesis y se definen las variables de interés. En el tercer capítulo se identifica a la población y a la muestra, así como se precisa la metodología utilizada en el desarrollo de la investigación. En el cuarto capítulo se presenta los resultados de la investigación referidos a los objetivos planteados que se centran en identificar el mejor modelo simétrico GARCH para estimar la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020 y predecirla en los meses de julio a septiembre 2020. En el quinto capítulo se discuten los resultados alcanzados en la presente investigación con los antecedentes. En el sexto y séptimo capítulo se presentan las conclusiones y recomendaciones, respectivamente.

Formulación del problema

Problema principal:

¿Cuál es el mejor modelo simétrico GARCH para determinar cómo ha sido el comportamiento de la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el periodo enero 1998 a junio 2020 y cómo se espera que sea en el futuro?

Problemas secundarios:

1. ¿Cuál es el mejor modelo para estimar la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el periodo enero 1998 a junio 2020?
2. ¿Qué efectos genera la participación de los shocks rezagados elevados al cuadrado en la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el periodo enero 1998 a junio 2020?
3. ¿Qué efectos genera la participación de la varianza condicional rezagada en la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el periodo enero 1998 a junio 2020?
4. ¿Cómo es el comportamiento esperado de la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en los meses de julio a septiembre 2020?

Objetivos

Objetivo general:

Utilizar el mejor modelo simétrico GARCH para estimar la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el periodo enero 1998 a junio 2020 y predecirla en los meses de julio a septiembre 2020.

Objetivos específicos:

1. Definir las características del mejor modelo simétrico GARCH para la estimación de la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el periodo enero 1998 a junio 2020.
2. Determinar el efecto estimado en la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. que genera la participación de los shocks rezagados elevados al cuadrado en el periodo enero 1998 a junio 2020.
3. Determinar el efecto estimado en la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. que genera la participación de la varianza condicional rezagada en el periodo enero 1998 a junio 2020.
4. Determinar los valores futuros de la volatilidad estimada del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. en el horizonte de predicción de tres meses fuera de la muestra, de julio a septiembre 2020.

CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO

1.1. Antecedentes

En 2014, se desarrolló una investigación de tipo Cuantitativa, nivel Correlacional y diseño No Experimental que incluyó como población de estudio a los valores observados del Índice de la Bolsa de Valores de Lima durante el periodo 2009 – 2011. La investigación determinó las demostraciones de los modelos de volatilidad condicional, como el modelo autorregresivo condicional heterocedástico (ARCH), el modelo generalizado autorregresivo condicional heterocedástico (GARCH), y los modelos *threshold* generalizado autorregresivo condicional heterocedástico (TGARCH) y el *exponential* generalizado autorregresivo condicional heterocedástico (EGARCH). Posteriormente se realizó la selección del mejor modelo para la media condicionada según la metodología Box - Jenkins el cual fue un modelo autorregresivo de primer orden, posteriormente se escogieron los modelos ARCH de primer orden y el GARCH de orden (1,1) para medir la volatilidad condicional. El trabajo concluyó que el modelo GARCH realiza un pronóstico de la volatilidad del índice de la Bolsa de Valores de Lima presentando un comportamiento descendiente. Castillo, J. (2014).

En 2016, se desarrolló una investigación de tipo Cuantitativa, nivel Correlacional y diseño No Experimental que incluyó como población de estudio a los mercados de valores de cinco países de América Latina en el periodo enero 2001 a enero 2015. La investigación determinó al utilizar una muestra de frecuencia semanal de los retornos de los mercados de valores de Argentina, Chile, Colombia, México y Perú, que los parámetros estimados con un modelo GARCH estándar exacerbaban la volatilidad en casi el doble en comparación con el modelo MS-GARCH, existiendo un comportamiento diferente de los coeficientes y la varianza según los dos regímenes

(alta volatilidad y baja volatilidad) por cada modelo. La investigación concluyó que existen episodios comunes relacionados con la crisis financiera internacional del 2008 y también eventos internos (políticas monetarias, fiscales, conflictos políticos y sociales, ej. Corralito en Argentina) que producen el comportamiento diferente en la volatilidad de cada momento de la serie para cada país. Asimismo, la persistencia de retornos negativos de alta volatilidad es mayor en Colombia y Perú que en México, Brasil y Chile, este último el país con menor persistencia de estar en este régimen. Ataurima, M. (2016).

En 2018, se llevó a cabo una investigación de tipo Cuantitativa, nivel Correlacional y diseño No Experimental que incluyó como población de estudio a las observaciones del tipo de cambio nominal del sol peruano contra el dólar estadounidense durante el periodo 1997 – 2017. La investigación determinó la estimación y predicción de la volatilidad del tipo de cambio haciendo uso de combinaciones teóricas guiadas por los movimientos brownianos fraccionales y los modelos generalizados autorregresivos de heterocedasticidad condicionada fraccionalmente integrados (FIGARCH). El trabajo concluyó que la estimación del modelo cumple con la restricción de no negatividad de la varianza, asimismo se cuantificó la durabilidad del shock de volatilidad en la varianza condicionada mediante la función de impulso respuesta, dicha durabilidad desaparece de manera muy lenta, según la dependencia del proceso no estacionario analizado. Briones, J. (2018).

En 2019, se desarrolló una investigación de tipo Cuantitativa, a nivel Correlacional y con un diseño No Experimental que incluyó como población de estudio a las observaciones mensuales del tipo de cambio peruano bilateral con respecto al dólar estadounidense durante el periodo de tiempo octubre 1995 a diciembre 2018. El estudio determinó los indicadores de la volatilidad del tipo de cambio del Perú, primero

analizando y verificando la significancia estadística de la varianza condicional a través de un modelo GARCH y posteriormente incluir variables explicativas como los términos de intercambio y el diferencial de la inflación como determinantes de dicha volatilidad. El trabajo concluyó que las variables explicativas cumplen con el rol de ser determinantes de la volatilidad del tipo de cambio a excepción de inflación, la cual al ser la más significativa no se adecúa a lo planteado por el modelo sustentado teóricamente ya que se presentó una correlación negativa entre ambas. Cabrera, K. (2019).

1.2. Bases teóricas

El marco teórico de la presente investigación se concentra en el enfoque econométrico de series de tiempo, más concretamente en el área del modelaje de series heterocedásticas; ante ello, nuestro trabajo desarrollará un modelo para estimar y predecir la volatilidad condicional de los errores de la serie de retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas. Sin embargo, dado que se trabajará con procesos estocásticos de series de tiempo, es importante definir en qué consisten, De Arce y Mahia (2000) detallan que un proceso estocástico es una sucesión de variables aleatorias realizadas cronológicamente para un respectivo periodo de tiempo que puede abarcar desde menos infinito hasta más infinito, el sentido estocástico o aleatorio radica en la incertidumbre sobre los distintitos valores que puede tomar una variable aleatoria para cada instante de tiempo; es decir, cada realización en cada instante de tiempo es una realización de una variable aleatoria.

Por otro lado, debido a que la data implementada en este trabajo será estacionaria, resulta útil definir qué es un proceso estocástico estacionario, Lindgren (2006) detalla que un proceso estocástico estacionario es una sucesión de variables aleatorias que

sigue una distribución con sus momentos estadísticos independiente del tiempo, dentro de este apartado se encuentran los aspectos de estacionariedad fuerte y débil; la fuerte supone que el proceso cuenta con una función de distribución y con todos los momentos estadísticos independientes del tiempo, y la débil supone que sólo los primeros momentos como la media, varianza y covarianza son independientes del tiempo.

Teniendo en cuenta lo anterior, debido a que el modelo que se utilizará en el presente trabajo será con una estructura de media y varianza, el enfoque de modelos para la media condicionada se sustenta en los procesos estacionarios autorregresivos de medias móviles (ARMA). Un proceso ARMA, de acuerdo con Novales (1993), explica el comportamiento de una variable a través de su pasado como también de un componente de media móvil definido por el rezago del término de error de la serie de tiempo de la variable en cuestión. Una característica de estos modelos es que un modelo ARMA se puede expresar como un modelo solamente autorregresivo (AR) así como también como un modelo netamente de medias móviles (MA).

En otra instancia, las raíces de los modelos de volatilidad concentrados en modelar la heterocedasticidad condicionada inician con Engle (1982), el cual introduce por primera vez la clase de modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicionada (ARCH), esta clase de modelos se sustenta en explicar que la volatilidad de una variable se refleja en el comportamiento de la varianza condicionada de los errores de la serie de retornos de una variable, dicha varianza depende de los errores de predicción pasados con la particularidad de que son elevados al cuadrado dada la similitud con la representación teórica estadística de los errores. Engle sostuvo que los agentes modifican sus estimaciones de variabilidad con la nueva información o

innovaciones, y esto se refleja en el comportamiento observable de los retornos de la variable.

Consecuentemente Bollerslev (1986) extendió la estructura de los modelos ARCH a una especificación tipo ARMA, ya que los modelos que propuso Engle se caracterizaban por una estructura de procesos tipo AR; por tanto los modelos que propone Bollerslev incluyen el papel de la varianza condicional rezagada dentro del análisis de la volatilidad, estos procesos son conocidos como modelos generalizados de heterocedasticidad condicionada (GARCH o ARCH Generalizado). Con esto los modelos GARCH implican una estimación menos restricta que los modelos ARCH en el sentido que la varianza condicionada proyectada cuenta con mayor información para explicar su comportamiento tanto en el corto como en el largo plazo por medio de los parámetros estimados en el modelo. En ese sentido, se debe entender que la varianza condicionada es también tratada como una medida de riesgo.

Para analizar el carácter simétrico que presentan los modelos GARCH, Engle y Ng (1993) incorporan la curva de impacto de noticias (NIC), la cual se encarga de evaluar y comparar las propiedades de los distintitos tipos modelos para estimar la volatilidad. Esta curva se encarga de relacionar los shocks (noticias) pasados de los retornos con la volatilidad de los mismos, es decir medir cuál es el impacto de que tienen estas noticias, las cuales pueden ser positivas o negativas, en el comportamiento de la volatilidad estimada. Con ello, esta curva mide cuánta nueva información es incorporada en el comportamiento de la volatilidad. Finalmente Haas, Paoella, Mittnik y Steudee (2006) detallan que la curva de impacto de noticias de un modelo GARCH cuenta con la característica de responder igualmente a los shocks tanto negativos como positivos, esto significa que el modelo GARCH analizado en cuestión es simétrico.

1.3. Definición de términos básicos

Metodología de Box – Jenkins: consiste en una identificación del proceso a estimar, luego se procede a estimar y a testear el proceso identificado y finalmente se desarrolla la aplicación de modelo para pronosticar el comportamiento de la serie. En la fase de identificación se deben analizar las funciones de autocorrelación simple y de autocorrelación parcial. En la fase de estimación se realiza tal proceso por medio del método de máxima verosimilitud dada la estructura no lineal que presenta los datos de la serie, y posteriormente se ejecutan los test correspondientes para validar el modelo. Por último, se utiliza el modelo para desarrollar una aplicación predictiva de la serie de tiempo trabajada. (Makridakis y Hibon, 1997).

Máxima Verosimilitud: la máxima verosimilitud es un método relativamente simple de construir un estimador para un parámetro desconocido. Fue introducido por Fisher en 1912. La estimación de máxima verosimilitud para los procesos de series de tiempo toma en cuenta la estructura representativa del modelo en cuestión para su respectiva representación dentro de la función de verosimilitud. Esta metodología de máxima verosimilitud sirve tanto para los procesos autorregresivos, de medias móviles y los mixtos que son autorregresivos de medias móviles. (Wooldridge, 2010).

Innovaciones o noticias: dentro de la literatura correspondiente al análisis econométrico de series de tiempo, se suele denominar a los términos de error o shocks como representaciones de innovaciones o noticias. (Novales, 1993).

Instrumento financiero: un instrumento financiero es aquel que cuenta con un valor dentro del mercado financiero, dicho valor estará determinado en función al nivel de riesgo que éste presente o podría presentar, así como también de su nivel de rentabilidad presente y esperada. (Bodie y Merton, 1999).

Heterocedástico: adjetivo proveniente del concepto de heterocedasticidad, la cual significa dispersión desigual. En el análisis de regresión, se habla de heterocedasticidad en el contexto de los residuos o término de error. Específicamente, la heterocedasticidad es un cambio sistemático en la dispersión o variabilidad de los residuos en el rango de valores medidos. La heterocedasticidad comúnmente es un problema porque, por ejemplo la regresión de mínimos cuadrados ordinarios supone que todos los residuos que se extraen de una población tienen una varianza constante, este supuesto se conoce como homocedasticidad. (Wooldridge, 2010).

Retorno financiero: el retorno, también llamado tasa de rendimiento de la inversión, es la cantidad de dinero que se recibe de una inversión. El rendimiento a menudo se calcula como un porcentaje o una relación de la inversión original, de modo que los gerentes puedan medir y comparar el rendimiento de sus inversiones. La cantidad de rendimiento depende de diferentes factores, pero la principal fuerza impulsora es el riesgo. Normalmente, las inversiones de alto riesgo obtienen una tasa de rendimiento más alta que las inversiones de bajo riesgo. (Bodie y Merton, 1999).

CAPÍTULO II: HIPÓTESIS Y VARIABLES

2.1. Formulación de la hipótesis

Hipótesis principal:

El mejor modelo simétrico GARCH será de orden (1,1) y se plantea el cumplimiento de la restricción de estacionariedad de la varianza condicionada de los retornos del activo de Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. durante el periodo enero 1998 a junio 2020.

Hipótesis derivadas:

1. Se plantea que el mejor modelo simétrico GARCH sea de orden (1,1) que estima la volatilidad de los retornos del activo de Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo enero 1998 a junio 2020.
2. Se plantea un alto grado de persistencia (mayor a 0.8) de los shocks rezagados elevados al cuadrado en la varianza condicionada contemporánea de los errores de la serie de retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo enero 1998 a junio 2020.
3. Se plantea un nivel medio de persistencia (entre 0.45 y 0.55) de la varianza condicionada rezagada en la varianza condicionada contemporánea de los errores de la serie de retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo enero 1998 a junio 2020.
4. Se plantea una predicción de la volatilidad con valores que presentan una tendencia descendente de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo estimado de julio a septiembre 2020.

2.2. Variables y su operacionalización

Dentro del área de econometría financiera, específicamente la sección que estudia los modelos generalizados de heterocedasticidad condicional autorregresiva (GARCH) de carácter simétrico, presenta la siguiente estructura a modelar:

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^q \alpha_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \varepsilon_{t-j}^2$$

Este modelo es conocido como un GARCH (q,p), dado el orden de los rezagos de la varianza condicionada hasta “q”, y el orden de los rezagos de los errores al cuadrado hasta “p”.

2.2.1. Variable explicada:

σ_t^2 : Varianza condicional del término de error de la serie de retornos del activo mensual de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas en el tiempo “t”.

2.2.2. Variables explicativas

Puesto que se está trabajando con un modelo univariado de la varianza condicionada, las variables explicativas se representan como rezagos de la varianza condicionada y rezagos del término de error. Sin embargo, la cantidad de variables explicativas según el tipo de ellas lo determinará el análisis de la selección del mejor modelo. De todas formas, es importante determinar los tipos de variables explicativas como sus posibles orden de rezago que podrían aparecer en el modelo.

σ_{t-i}^2 : Rezago de la varianza condicional del término de error de la serie de retornos del activo mensual de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas en el tiempo “t”.

ε_{t-i}^2 : Rezago del término de error del retorno del activo mensual de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas en el tiempo “t-i”.

$$\forall i \in [1,2]$$

En este caso sólo se considerará el orden 2 como rezago máximo para cada una de las variables explicativas dada la teoría empírica en el desarrollo de modelos GARCH.

Tabla 1. Instrumentos de recolección de datos

Variable	Definición	Tipo por su naturaleza	Indicador	Medio de verificación
Varianza condicionada del error	Varianza condicional del término de error de la serie de retornos.	Cuantitativa	Esperanza matemática de los residuos al cuadrado condicionada a la información pasada de los mismos.	Relación de las observaciones de las varianzas condicionadas del error en el modelo.
Varianza condicionada rezagada del error	Varianza condicional rezagada del término de error de la serie de retornos.	Cuantitativa	Esperanza matemática de los residuos al cuadrado condicionada a la información pasada de los mismos.	Relación de las observaciones de las varianzas condicionadas del error en el modelo.
Potencia cuadrática del error	Los residuos obtenidos de la series de los retornos del activo elevados al cuadrado.	Cuantitativa	Diferencia entre la rentabilidad rezagada observada y la estimada elevada al cuadrado	Relación de los observaciones de los residuos obtenidos en el modelo.

Elaboración: Propia.

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño

La metodología que se utilizó en el presente trabajo de investigación es por su naturaleza del tipo (enfoque) cuantitativo. Dado el tipo de investigación, dentro del área de la econometría financiera se trabajó con el instrumento de los modelos generalizados de heterocedasticidad condicionada autorregresiva (GARCH por sus siglas en inglés) de carácter simétrico; para tal clase de modelos se hizo uso de los datos generados por las varianzas condicionadas de los términos de error del modelo para la media condicionada generado a partir de los datos de los retornos del activo mensual de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas. El modelo escogido para la media condicionada se hizo por medio del enfoque econométrico de modelos ARMA para series estacionarias, dentro del análisis se tuvo en cuenta al modelo que cumpla con los criterios de la metodología de Box - Jenkins.

Por otro lado, el nivel de la investigación es correlacional y predictiva, esto se debe a que se estimaron los coeficientes de la(s) varianza(s) condicionada(s) rezagada(s) y de la(s) potencia(s) cuadrática(s) rezagada(s) del término de error, esto fue de utilidad para validar o contrastar los planteamientos de las hipótesis.

En última instancia, el diseño de la investigación es no experimental puesto que en ningún momento se intervino en el comportamiento o resultados de las variables de estudio. Sólo se limitó el análisis a la obtención de información secundaria, recabada a partir de las publicaciones por la Superintendencia de Banca y Seguros sobre los estados financieros de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas.

3.2. Diseño muestral

3.2.1. Población de estudio: la población de la presente investigación es la totalidad de los Activos de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A., en el periodo enero 1998 a junio 2020.

3.2.2. Tamaño de la población de estudio: la muestra de estudio de la presente investigación es idéntica a la población de estudio, es decir, la totalidad de los Activos de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A., en el periodo enero 1998 a junio 2020.

3.2.3. Muestreo o selección de la muestra: como se indicó con anterioridad, el tamaño de la muestra es idéntica a la población de estudio; por tanto, no se clasifica el tipo de muestreo ni se sigue un procedimiento de selección de muestra.

3.2.4. Criterios de selección.

Criterios de inclusión: los datos estadísticos que forman parte del presente trabajo de investigación corresponde a:

- Total Activos de la CMAC Maynas, en el periodo enero 1998 a junio 2020, siendo la totalidad de datos sobre activos registrados en la página web de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).

Criterios de exclusión: los datos estadísticos que no forman parte del presente trabajo de investigación corresponde a:

- Información distinta a los Activos de la CMAC Maynas o cualquier información estadística de otra institución financiera.
- Información financiera sobre Activos de la CMAC Maynas que no corresponda al periodo enero 1998 a junio 2020.

3.3. Procedimientos de recolección de datos

- La base de datos proviene de la Información Estadística sobre Cajas Municipales de la SBS en los Estados Financieros por Caja Municipal (Balance General y Estados de Ganancias y Pérdidas). Recuperado de <https://www.sbs.gob.pe/app/stats/EstadisticaBoletinEstadistico.asp?p=3>
- Recopilada la base de datos, se identificó el Balance General por Caja Municipal.
- En el siguiente punto obtenemos la información financiera correspondiente a Activos de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas.
- Los datos fueron clasificados cronológicamente por mes, desde enero 1998 hasta junio 2020.
- Los datos obtenidos serán utilizados únicamente para la presente investigación, pudiendo ser replicado por aquel investigador interesado.

3.3.1 Técnicas e instrumentos de recolección de datos:

La revisión documental, también conocida como revisión de fuentes secundarias, es la técnica utilizada para recolección de datos en la presente tesis, porque se trabajó con series históricas reportada por la CMAC Maynas y publicada por la SBS, del periodo enero 1998 a junio 2020.

El instrumento utilizado ha sido la descarga, compilación, captura y ordenamiento de los datos de la página web de la SBS, del periodo enero 1998 a junio 2020.

3.4. Procesamiento y análisis de los datos

- La información recolectada se registrará en formato base de datos dentro del software informático Microsoft Excel.
- Se procederá a desarrollar la metodología de Box - Jenkins para la selección del mejor modelo para la media condicionada a través del software RStudio.

- Posteriormente con el uso del modelo para la media se procederá a desarrollar la selección del mejor modelo GARCH previamente verificando la presencia de Clústeres de Volatilidad por medio del software RStudio.
- Luego se ejecutarán los resultados correspondientes al modelo como los coeficientes y la curva de impacto de noticias con uso del software RStudio.
- Después se realizará la predicción de la volatilidad de los retornos correspondiente al modelo escogido utilizando el software RStudio.
- Finalmente se realizarán los análisis, discusiones, conclusiones y recomendaciones correspondientes a los resultados obtenidos.

3.5. Aspectos éticos

El presente trabajo no da a conocer información privada de personas naturales o jurídicas relacionadas con el tema de investigación; la fuente de información a utilizar es de acceso público para cualquier persona y se encuentra disponible en la página web de la SBS. Los datos financieros serán utilizados únicamente para alcanzar los objetivos de la presente investigación.

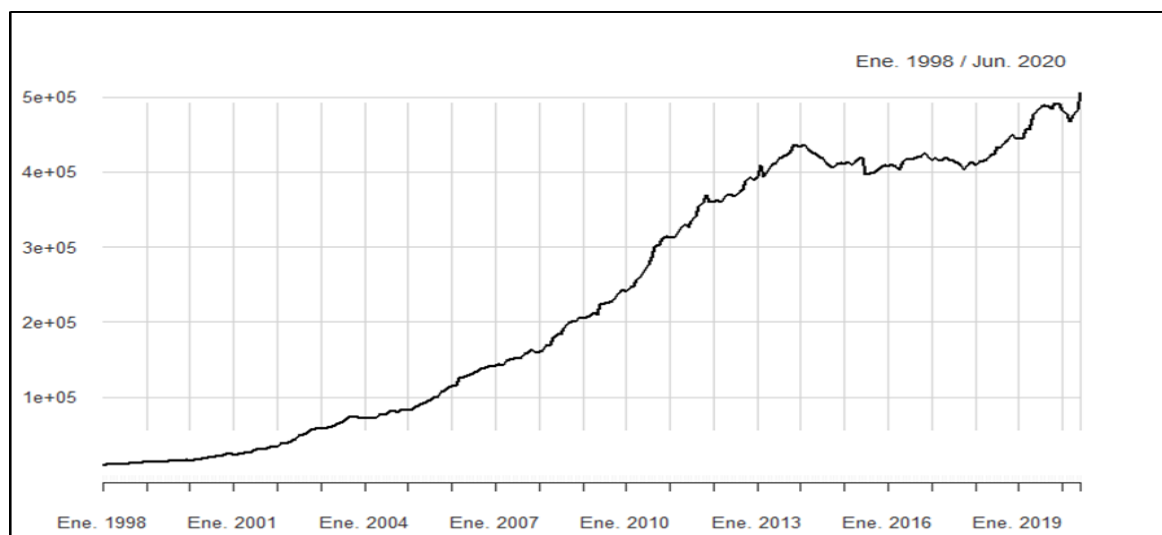
De igual manera, indicamos que no se alterará información de manera intencionada; los resultados podrán ser replicados por cualquier investigador interesado, utilizando la metodología presentada en este capítulo.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS

4.1. Análisis del Comportamiento del Activo

En la Gráfica N°1 se puede apreciar la evolución que ha presentado el nivel del Total Activo de la CMAC de Maynas está caracterizada por la presencia de una tendencia creciente a partir de finales del año 2001 hasta el año 2014, esto podría indicar que el sistema micro financiero experimentó una clara dinamización tanto en operaciones activas como pasivas, adicionalmente resulta interesante destacar el cuasi nulo impacto que generó el shock provocado por la crisis financiera del año 2008, una de las razones que motivó ello fue el notable crecimiento económico que experimentó el Perú durante aquella época presentando un crecimiento económico del Producto Bruto Interno (PBI) de 9,1% en el año 2008. Sin embargo posteriormente al año 2014 se observa una caída que alcanzaría su pico mínimo en julio de 2015, inicialmente motivado por problemas legales en los sectores petroleros y madereros, y consecuentemente se aprecia un comportamiento del activo de manera ascendente pero con caídas hasta el final de la muestra definida por junio de 2020.

Gráfica 1. Activo de la CMAC Maynas en miles de soles, periodo 1998-2020



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración propia.

Por otro lado se debe destacar que esta serie de tiempo se encuentra en niveles porque no se ha realizado ninguna transformación matemática a la variable que representa este activo mensual. Adicionalmente, se puede observar que la serie no presenta un comportamiento estacional a pesar de expresarse por medio de una frecuencia de datos mensual. Asimismo a lo largo de la presente tesis se procederá a describir al Total Activo de la CMAC de Maynas como Activo.

4.2. Análisis del Comportamiento de los Retornos del Activo

Tal como se mencionó en el apartado correspondiente al detalle de variables y su operacionalización, la definición matemática de los retornos indica la representación de lo que se conoce en la ciencia económica como tasa de crecimiento.

Esto se debe a que normalmente en macroeconomía una tasa de crecimiento viene expresada mediante la siguiente fórmula:

$$R_t = \frac{a_t - a_{t-1}}{a_{t-1}} = \frac{a_t}{a_{t-1}} - 1.$$

En el caso de la presente tesis la variable R_t hace referencia al retorno simple del Activo, el cual está expresado por la variable a_t . Adicionalmente si en la ecuación anterior se despeja la fracción al lado derecho y se toman logaritmos neperianos a ambos lados, se tiene lo siguiente:

$$\ln(1 + R_t) = \ln\left(\frac{a_t}{a_{t-1}}\right) = \ln(a_t) - \ln(a_{t-1}) = r_t.$$

En donde la variable r_t hace referencia al log-retorno del Activo o también conocido como retorno de capitalización continua. A continuación se procederá a demostrar la cercanía de las definiciones de ambas representaciones de retornos.

Si tomamos una aproximación de Taylor de primer orden a la función logarítmica de la ecuación anterior, se tiene:

$$\ln(1 + R_t) \approx \ln(1 + R_0) + \frac{1}{1 + R_0} (R_t - R_0)$$

Dado que $R_0 = 0$ en estado estacionario, se obtiene:

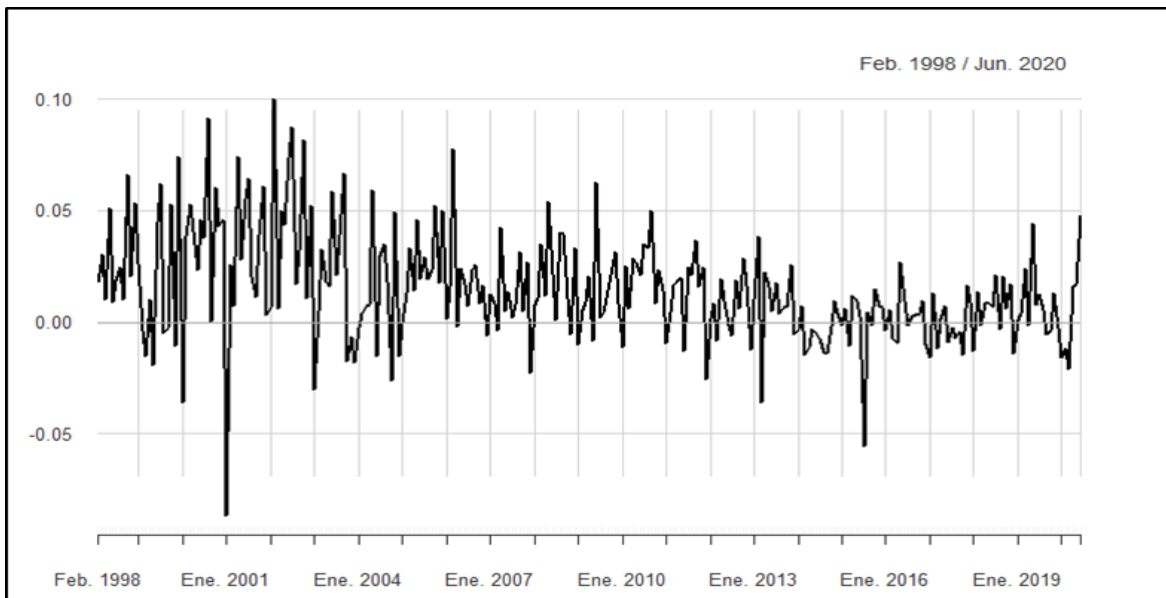
$$\ln(1 + R_t) \approx R_t$$

Por tanto, esto implica que:

$$r_t \approx R_t.$$

De esta manera, para los fines de la presente tesis se utilizará la definición de log-retorno para el cálculo y la obtención de los retornos del Activo, adicionalmente se debe detallar que la frecuencia de los retornos al igual que la del Activo será de manera mensual. En la Gráfica N°2 se observa que el comportamiento de los retornos del Activo presentó una alta volatilidad durante los primeros años de la muestra, esto se explica debido al alto crecimiento que experimento el Activo durante aquel periodo de tiempo pasando de S/ 9,455.00 en enero 1998 a S/ 71,018.52 en enero 2004.

Gráfica 2. Retornos del Activo de la CMAC Maynas, periodo 1998-2020



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración propia.

Asimismo se debe mencionar que a partir de dicho periodo el comportamiento de los retornos del Activo ha sido relativamente estable, oscilando de manera muy cercana a cero.

4.3. Aplicación de la Metodología Box – Jenkins

Dado que el desarrollo posterior de los modelos GARCH a trabajar tendrá un análisis de media y varianza, para ello se necesita determinar cuál es el mejor modelo para la media condicionada del mismo, es decir se buscará encontrar cuál es el modelo ARMA para el cual los retornos oscilan entorno a él, y posteriormente se determinará cuál es el mejor modelo GARCH para la oscilación de la volatilidad de los retornos.

4.3.1. Identificación

Como primera parte del análisis de la metodología de Box – Jenkins se comprobará si la serie de los retornos a trabajar es estacionaria o no, para ello se evaluará la prueba de raíz unitaria Dickey – Fuller Aumentada para la serie de los retornos del Activo.

La prueba de Dickey– Fuller Aumentada estima el siguiente modelo general y se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad de acuerdo a los valores estadísticos calculados comparados a los valores críticos tabulados.

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Donde m representa a la longitud del rezago que se analice. De acuerdo a los resultados mostrados en la Gráfica N°3 se puede concluir que la serie de los retornos es estacionaria ya que los valores calculados de los estadísticos son superiores a los valores críticos para las tres hipótesis de raíz unitaria.

Gráfica 3. Prueba Dickey – Fuller Aumentada para los Retorno del Activo

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####

Test regression trend

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.113813 -0.013185 -0.000579  0.013042  0.076419

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  2.962e-02  4.029e-03   7.353 2.45e-12 ***
z.lag.1     -9.548e-01  9.161e-02 -10.423 < 2e-16 ***
tt          -1.152e-04  2.138e-05  -5.390 1.56e-07 ***
z.diff.lag  -1.249e-01  6.181e-02  -2.020  0.0444 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.02272 on 263 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5487,    Adjusted R-squared:  0.5435
F-statistic: 106.6 on 3 and 263 DF,  p-value: < 2.2e-16

Value of test-statistic is: -10.423 36.2327 54.3481

Critical values for test statistics:
      1pct   5pct 10pct
tau3  -3.98  -3.42 -3.13
phi2   6.15   4.71  4.05
phi3   8.34   6.30  5.36
```

Elaboración: Propia.

Una vez que se ha determinado que la serie de los retornos a trabajar es estacionaria, se procederá a realizar el análisis de los correlogramas referentes a las funciones de autocorrelación simple y parcial. El objetivo de esta sección es establecer los límites de los rezagos respectivos para la parte AR y MA de los modelos ARMA a estimar, asimismo se tomarán los límites en los correlogramas con base al principio de parsimonia.

Antes de proceder a detallar las funciones de autocorrelación simple y parcial en la Gráfica N°4 y Gráfica N°5 es preciso detallar la representación econométrica de cada una de ellas. Para el caso de la Función de Autocorrelación Simple (FAS) de orden k se tiene:

$$\rho_k = \frac{Cov(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{Var(y_t)} \cdot \sqrt{Var(y_{t-k})}}$$

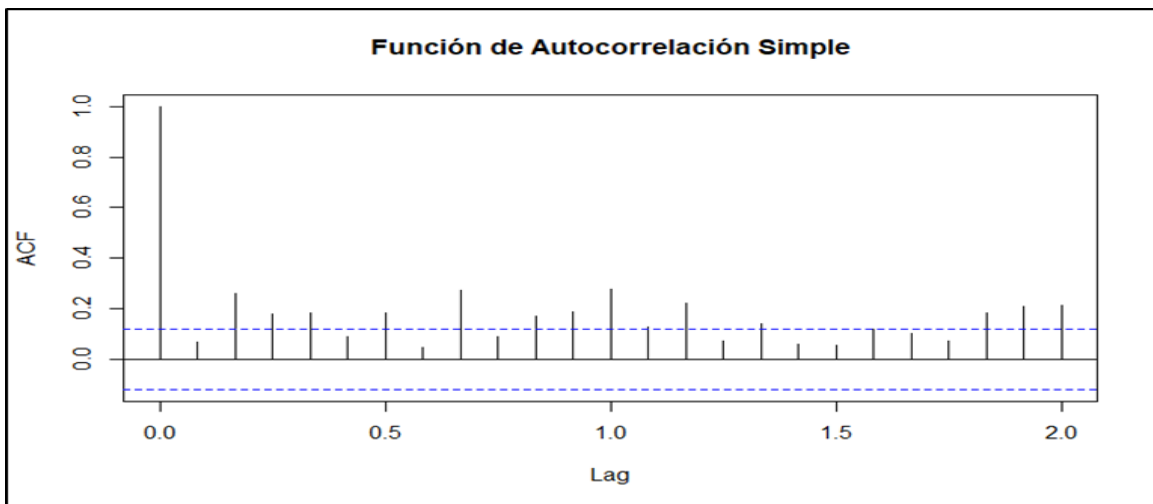
Con respecto a la Función de Autocorrelación Parcial (FAP) de orden k se tiene:

$$y_t = \phi_{0,k} + \phi_{1,k}y_{t-1} + \dots + \phi_{k,k}y_{t-k} + \epsilon_t$$

Asimismo, la FAP de orden k se encarga de medir la dependencia lineal de y_t y su rezago y_{t-k} luego de remover el efecto de los rezagos intermedios sobre ambas.

Para el caso de la parte MA se tiene el análisis del correlograma correspondiente a la Gráfica N°4, en esta figura se puede observar que se presenta un comportamiento de alta correlación para el primer rezago y luego una caída brusca para el segundo rezago, posteriormente se aprecia una evolución cíclica de los valores de la FAS para los rezagos siguientes.

Gráfica 4. FAS de los Retornos del Activo



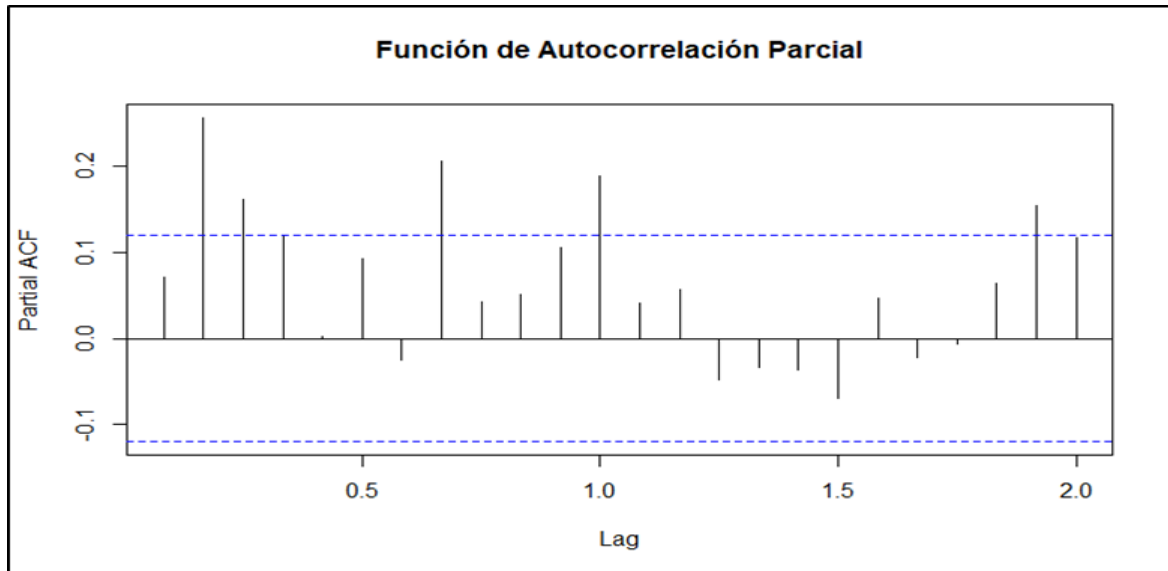
Elaboración: Propia.

Con respecto al análisis de la parte AR del modelo ARMA, se analizará el comportamiento de la FAP de los retornos en la Gráfica N°5, en dicha figura se observa que los valores de esta función son oscilantes y decrecientes alrededor de cero a lo largo de todos los rezagos expresados en la misma.

Ante estos resultados presentados tanto para la FAS como para la FAP genera el indicio de que el modelo para la estimación de la media condicionada de los retornos

del Activo es tendiente a un MA, sin embargo ello no implica que deba ser de todas formas dicho modelo, ya que podría ser un modelo mixto como un ARMA.

Gráfica 5. FAP de los Retornos del Activo



Elaboración: Propia.

4.3.2. Estimación

Ya que se han revisado y explicado las FAS y FAP, se procederá a estimar los modelos candidatos para el ajuste de la media condicionada de los retornos del Activo. Para tal fin, se estimarán ocho modelos limitados por el segundo rezago de la parte MA y por el tercer rezago de la parte AR. Adicionalmente, no se estimarán modelos guiados por la parte AR ya que como se pudo observar en la sección de identificación, el comportamiento de las FAS y FAP indican que el proceso generado de datos se acerca más a ser un MA que un AR.

Como primer modelo se tiene el ARMA (0,1) observable en la Gráfica N°6, en este modelo se puede apreciar que el coeficiente de la parte MA es muy pequeño y cercano a cero, ello podría indicar que el proceso generador de datos no es un proceso con memoria corta.

Gráfica 6. Modelo ARMA (0,1)

```

Series: rets
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ma1      mean
      0.0473  0.0148
s.e.  0.0502  0.0016

sigma^2 estimated as 0.0006064: log likelihood=615.67
AIC=-1225.34  AICC=-1225.25  BIC=-1214.56

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 1.284005e-06  0.02453428  0.0183355  41.85869  215.4843  0.851154
    
```

Elaboración: Propia.

El segundo modelo ARMA (1,1) se aprecia en la Gráfica N°7, este modelo a diferencia del anterior sí refleja un alto grado de implicancia tanto de la parte AR como de la parte MA, es decir se tiene que este modelo otorga un papel importante a un proceso de memoria larga como a un proceso de memoria corta.

Gráfica 7. Modelo ARMA (1,1)

```

Series: rets
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ma1      mean
      0.9892  -0.9357  0.0152
s.e.  0.0115  0.0277  0.0067

sigma^2 estimated as 0.0005354: log likelihood=632.57
AIC=-1257.15  AICC=-1257  BIC=-1242.77

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.0006885486  0.02300916  0.01695931  11.9065  206.0892  0.7872696
    
```

Elaboración: Propia.

Al igual que para el caso anterior, el tercer modelo ARMA (2,1) implica un alto nivel de implicancia de los valores pasados de los retornos así como del shock rezagado representado por la parte MA del proceso mixto, este modelo se representa en la Gráfica N°8.

Gráfica 8. Modelo ARMA (2,1)

```

Series: rets
ARIMA(2,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      mean
      0.8391  0.1431 -0.9070  0.0149
s.e.  0.0719  0.0656  0.0437  0.0062

sigma^2 estimated as 0.000528:  log likelihood=634.95
AIC=-1259.9  AICC=-1259.67  BIC=-1241.93

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
Training set -0.0005079473  0.02280609  0.01690041  21.62468  195.5321  0.7845356
    
```

Elaboración: Propia.

Concluyendo con los modelos ARMA limitados por el primer rezago de la parte MA se tiene al modelo ARMA (3,1) observable en la Gráfica N°9, en este modelo se puede apreciar que la implicancia de los rezagos de los retornos representados por la parte AR así como de los shocks rezagados expresados por la parte MA es alta para los primer rezago de cada uno de ellos.

Gráfica 9. Modelo ARMA (3,1)

```

Series: rets
ARIMA(3,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      mean
      0.8703  0.2049 -0.0880 -0.9276  0.0151
s.e.  0.0713  0.0798  0.0664  0.0360  0.0064

sigma^2 estimated as 0.0005265:  log likelihood=635.83
AIC=-1259.66  AICC=-1259.34  BIC=-1238.09

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
Training set -0.0006102841  0.02273116  0.01674827  21.47084  200.8636  0.7774728
    
```

Elaboración: Propia.

Siguiendo con la estimación de los modelos, se tiene el ARMA (0,2) en la Gráfica N°10, se puede observar que en este modelo los valores de los coeficientes encontrados en la parte MA no cuentan con una magnitud muy alta, destacándose el

hecho de que el coeficiente respectivo al segundo rezago de la parte MA es mayor que el del primer rezago.

Gráfica 10. Modelo ARMA (0,2)

```
Series: rets
ARIMA(0,0,2) with non-zero mean

Coefficients:
      ma1      ma2      mean
    -0.0006  0.2086  0.0148
s.e.   0.0636  0.0545  0.0018

sigma^2 estimated as 0.0005779:  log likelihood=622.61
AIC=-1237.21  AICC=-1237.06  BIC=-1222.83

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -9.049648e-06  0.02390604  0.0176073  37.92326  216.6219  0.81735
```

Elaboración: Propia.

Como sexto modelo se tiene al ARMA (1,2) en la Gráfica N°11, este modelo incorpora como el anterior y los siguientes dos términos correspondientes a la parte MA cuyos coeficientes, a diferencia del modelo anterior, presentan valores interesantes. Ello se puede apreciar en el primer coeficiente de la parte MA, el cual presenta la mayor magnitud en términos absolutos en comparación al resto de los coeficientes tanto de la parte AR como MA, asimismo el valor del coeficiente del retorno rezagado también es considerablemente alto y cercano a uno pero no lo supera ya que si lo hiciera, como es el caso del coeficiente del segundo rezago del shock, se tendría un proceso con raíz unitaria, pero tal como se pudo probar en la sección de identificación, ello no ocurre.

Gráfica 11. Modelo ARMA (1,2)


```

Series: rets
ARIMA(1,0,2) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2      mean
    0.9848 -1.0323  0.1120  0.0150
s.e.  0.0150   0.0587  0.0558  0.0062

sigma^2 estimated as 0.0005296:  log likelihood=634.54
AIC=-1259.08  AICc=-1258.85  BIC=-1241.1

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
Training set -0.0005307466  0.02284129  0.01691908  20.09463  196.553  0.7854022

```

Elaboración: Propia.

Como séptimo modelo se tiene al ARMA (2,2) en la Gráfica N°12, este modelo es relativamente parecido al precedente pero con la diferencia de que se vuelve a incluir dos rezagos de la parte AR como sucedió en el modelo ARMA (2,1). Adicionalmente se debe detallar que ninguno de los coeficientes de la parte MA, a diferencia del modelo ARMA(1,2), es mayor a uno.

Gráfica 12. Modelo ARMA (2,2)

```

Series: rets
ARIMA(2,0,2) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      mean
    0.0545  0.9222 -0.0583 -0.8067  0.0151
s.e.  0.0560  0.0555  0.0795  0.0770  0.0065

sigma^2 estimated as 0.0005221:  log likelihood=636.9
AIC=-1261.8  AICc=-1261.48  BIC=-1240.23

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
Training set -0.000631476  0.02263645  0.01679558  21.77918  199.0486  0.7796693
              ACF1
Training set -0.041272

```

Elaboración: Propia.

Finalmente, se tiene el modelo ARMA (3,2) en la Gráfica N°13, este modelo al igual que en el caso anterior presenta la mayor magnitud de los coeficientes sólo en el segundo rezago tanto de la parte AR como de la parte MA, lo cual resulta interesante ya que se podría intuir que se seguiría un patrón de mayor implicancia en el último retardo, es decir, se podría esperar una mayor implicancia en el tercer coeficiente de la parte AR que en el segundo.

Importante mencionar que se realizó la estimación de todos estos modelos siguiendo la metodología de Box – Jenkins puesto que de esta manera se podrá evaluar cual es el modelo que presenta lo mejores valores correspondientes a los criterios de información que se tratarán, los cuáles serán el criterio de información de Akaike y el criterio de información Bayesiano. De acuerdo a ello se buscará determinar los menores valores de dichos criterios según cada modelo ARMA que se estimó.

Gráfica 13. Modelo ARMA (3,2)

```
Series: rets
ARIMA(3,0,2) with non-zero mean

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      ma2      mean
    -0.0200  0.9321  0.0592  -0.0241  -0.8181  0.0150
s.e.   0.1005  0.0475  0.0714   0.0806   0.0690  0.0063

sigma^2 estimated as 0.0005228:  log likelihood=637.25
AIC=-1260.51  AICC=-1260.08  BIC=-1235.34

Training set error measures:
              ME          RMSE          MAE          MPE          MAPE          MASE
Training set -0.0005610505  0.02260742  0.01678406  23.89634  194.9335  0.7791341
```

Elaboración: Propia.

Antes de proceder a la evaluación de los modelos en base a los criterios de información se debe detallar las siguientes fórmulas que los mismos utilizan para la obtención de sus resultados.

Para el caso del criterio de Akaike se tiene lo siguiente:

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}^2)_{p,q} + \frac{2 \cdot (p + q)}{T}$$

Y para el caso del criterio de Bayes se tiene lo siguiente:

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}^2)_{p,q} + \frac{\ln(T) \cdot (p + q)}{T}$$

En la Tabla N°2 se pueden observar los distintos valores de los criterios de información para cada modelo ARMA estimado previamente.

Tabla 2. Criterios de información de Modelos ARMA

Modelo	(0,1)	(1,1)	(2,1)	(3,1)	(0,2)	(1,2)	(2,2)	(3,2)
ARMA								
Criterio BIC	-1214.56	-1242.77	-1241.93	-1238.09	-1222.83	-1241.1	-1240.23	-1235.34
Criterio AIC	-1225.34	-1257.15	-1259.89	-1259.66	-1237.21	-1259.08	-1261.8	-1260.51

Elaboración: Propia.

Teniendo en cuenta los valores de los criterios de información se puede observar que los menores de cada uno corresponden al modelo ARMA (1,1) para el caso del criterio de información bayesiano, y al modelo ARMA (2,2) para el caso del criterio de información de Akaike. Por tal motivo ambos modelos serán diagnosticados en la siguiente sección.

4.3.3. Diagnóstico

Con el objetivo de realizar el diagnóstico para seleccionar al mejor modelo para la media condicionada se utilizará la prueba del estadístico Ljung – Box, el cual busca determinar si los residuos del modelo ARMA en cuestión se comportan o no como un ruido blanco. Para tal fin, la hipótesis nula de esta prueba asume que los datos se distribuyen de manera independiente, mientras que la hipótesis alternativa indica que los datos no se distribuyen de manera independiente.

La fórmula del estadístico Ljung – Box es la siguiente:

$$LB = n \cdot (n + 2) \cdot \sum_{k=1}^m \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \right)$$

Se debe recordar que si el valor-p del estadístico es menor a 0.05 se debe rechazar la hipótesis nula a un 5% de nivel de significancia, lo contrario sucede si dicho valor-p supera a 0.05.

Para el caso del modelo ARMA (1,1) se tiene el resultado de la prueba de Ljung – Box representada en la Gráfica N°14. Se puede observar que el valor-p es menor a 0.05 por lo tanto se rechaza la hipótesis nula de que los residuos del modelo se comportan de manera independiente y por tanto no son ruido blanco.

Gráfica 14. Prueba Ljung – Box, ARMA (1,1)

```
Box-Ljung test
data: residuals(ARMA_1_1, standardize = TRUE)
X-squared = 22.269, df = 10, p-value = 0.01379
```

Elaboración: Propia.

Para el caso del modelo ARMA (2,2) los resultados de la prueba Ljung – Box se encuentran en la Gráfica N°15. De acuerdo a los resultados de la prueba se aprecia que el valor-p es mayor a 0.05; sin embargo, a diferencia del caso anterior este valor-p es superior al calculado por la prueba correspondiente al modelo ARMA (1,1), es decir para este caso la hipótesis nula se puede aceptar. En otras palabras los residuos del modelo ARMA (2,2) se comportan de manera independiente y por tanto son ruido blanco.

Gráfica 15. Prueba Ljung – Box, ARMA (2,2)

```
Box-Ljung test
data: residuals(ARMA_2_2, standardize = TRUE)
X-squared = 9.5849, df = 10, p-value = 0.4776
```

Elaboración: Propia.

Por tanto, teniendo en cuenta los resultados obtenidos, se determina que el mejor modelo para la media de los retornos es el ARMA (2,2).

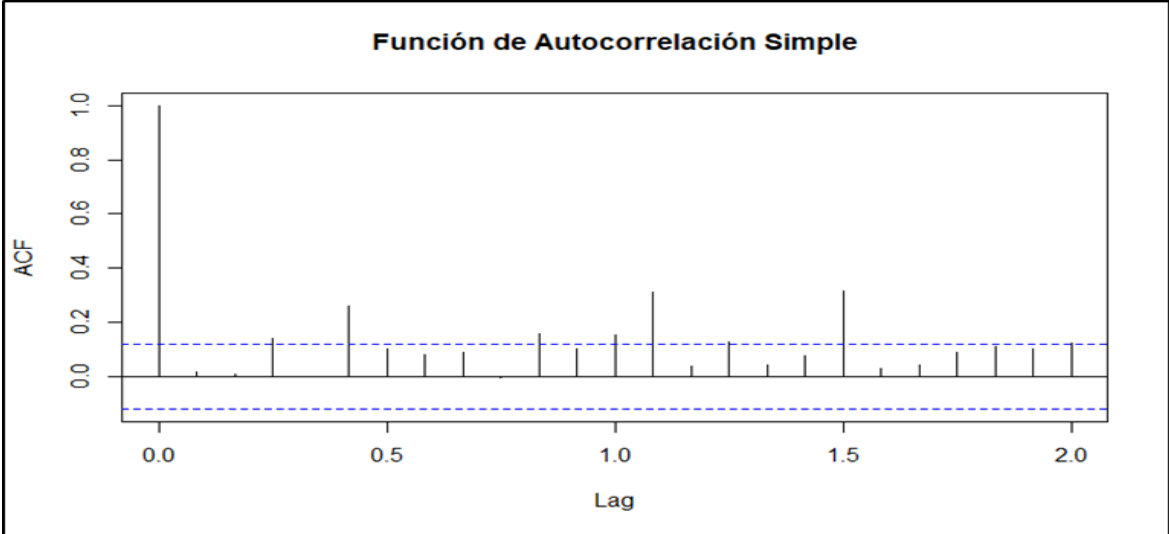
4.4. Verificación de la presencia de Clusters de Volatilidad

Una vez que se ha detallado y explicado cual es el mejor modelo para la media condicionada de los retornos, se procede a calcular cual es el mejor modelo para la volatilidad de los mismos. Sin embargo antes de ello, se debe verificar la presencia o

no de Clusters de Volatilidad en los residuos del modelo seleccionado para la media, el cual fue el ARMA (2,2). La razón por la cual se debe verificar la presencia de Clusters es que, si se detecta la existencia de los mismos se entra en la necesidad de desarrollar un modelo GARCH para la volatilidad de los retornos que permita solucionar o limpiar dichos Clusters, para así obtener resultados correctos correspondientes a la estimación de la volatilidad de dichos retornos.

En la Gráfica N°16, se tiene que el comportamiento de la FAS de los residuos al cuadrado del modelo ARMA (2,2) exceden las bandas de confianza de manera persistente siguiendo un patrón de cada cuatro rezagos, por lo tanto ello indica la presencia de Clusters de Volatilidad.

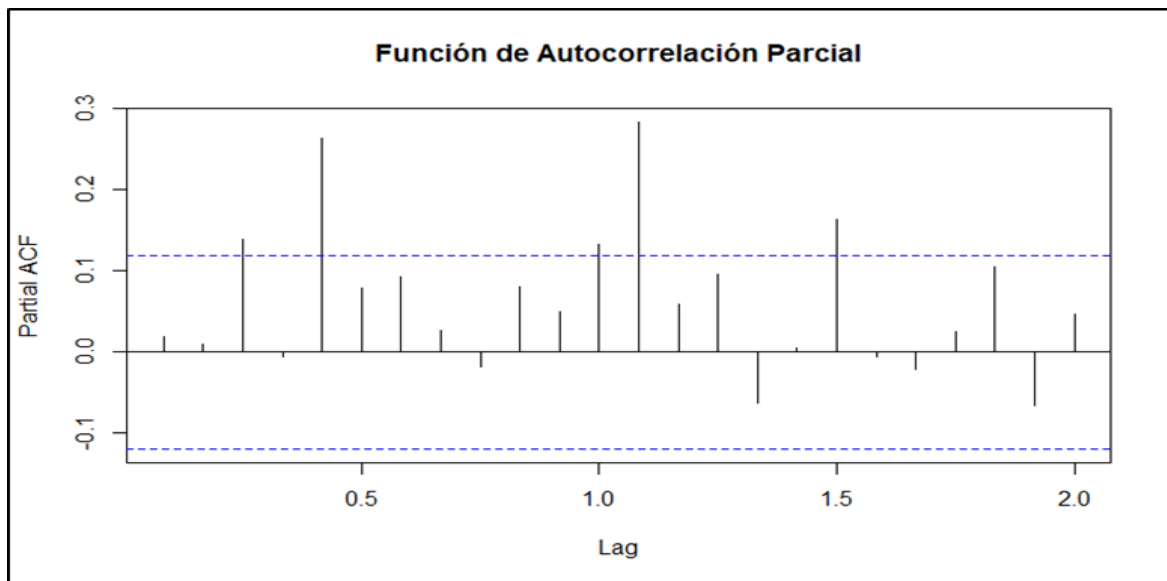
Gráfica 16. FAS de los Residuos al Cuadrado del Modelo ARMA (2,2)



Elaboración: Propia.

Para el caso de la FAP de los residuos al cuadrado del modelo en cuestión, se puede observar en la Gráfica N°17 que la FAP excede las bandas de confianza con mayor fuerza que lo observado en la FAP de la serie de los retornos del Activo, estos resultados también favorecen el indicio de la presencia de Clusters de Volatilidad.

Gráfica 17. FAP de los Residuos al Cuadrado del Modelo ARMA (2,2)



Elaboración: Propia.

4.5. Validación de Hipótesis

A continuación, se procederá a presentar los resultados de la investigación teniendo en cuenta el planteamiento de la hipótesis general como las hipótesis específicas.

4.5.1. Hipótesis General

“El mejor modelo simétrico GARCH será de orden (1,1) y se plantea el cumplimiento de la restricción de estacionariedad de la varianza condicionada de los retornos del activo de Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. durante el periodo enero 1998 a junio 2020”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis general se realizarán las estimaciones de cuatro modelos para determinar cuál es el mejor modelo simétrico GARCH, en este caso se planteó en la hipótesis referida que el mejor sería el GARCH (1,1) porque normalmente en finanzas el modelo más utilizado es el de dicho orden.

De esta manera el primer modelo a estimar es el siguiente GARCH (1,1):

$$\sigma_t^2 = w + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

Donde σ_t^2 y ε_{t-1}^2 representan, tal como se detalló en la sección de variables y su operacionalización, a la varianza condicionada y a los shocks elevados al cuadrado,

es preciso detallar que por construcción matemática ambos valores resultantes deben ser no negativos.

Por otro lado los coeficientes α_1 y β_1 captan la información de la volatilidad de corto plazo guiada por el shock del periodo anterior y la información de la volatilidad de largo plazo guiada por la varianza condicionada rezagada un periodo. Este análisis es análogo para los tres modelos siguientes.

En la Gráfica N°18 se puede observar que el valor del coeficiente α_1 es muy cercano a cero y considerablemente menor a β_1 , el cual tiene un valor muy alto y cercano a 1, adicionalmente se debe mencionar que ambos coeficientes estimados son significativos al 95% del nivel de confianza porque sus p-valor son menores a 0.05. Con respecto a las magnitudes de ambos coeficientes, ello implica que el grado de influencia de la volatilidad de largo plazo es mucho mayor que la influencia de la volatilidad de corto plazo.

Gráfica 18. Modelo GARCH (1,1)

```

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

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

Optimal Parameters
-----

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.011012	0.005627	1.95702	0.050345
ar1	0.122721	0.145945	0.84087	0.400421
ar2	0.847148	0.144592	5.85890	0.000000
ma1	-0.131843	0.177014	-0.74482	0.456382
ma2	-0.719696	0.167340	-4.30081	0.000017
omega	0.000005	0.000006	0.72191	0.470350
alpha1	0.042833	0.016234	2.63851	0.008327
beta1	0.944629	0.018313	51.58210	0.000000

Elaboración: Propia.

Con respecto a los valores de los criterios de información del modelo GARCH (1,1), estos se encuentran en la Gráfica N°19.

Gráfica 19. Criterios de información, GARCH (1,1)

Information Criteria	
Akaike	-4.8243
Bayes	-4.7173
Shibata	-4.8260
Hannan-Quinn	-4.7813

Elaboración: Propia.

Como segundo modelo se tiene al GARCH (1,2) el cual tiene la siguiente estructura:

$$\sigma_t^2 = w + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \varepsilon_{t-2}^2$$

Debido a que este modelo incluye dos partes vinculadas a la varianza condicionada rezagada, esto implica que se estimen dos coeficientes beta, el primero de ellos se puede apreciar que es menor al coeficiente beta del segundo rezago de la varianza, inclusive es menor al coeficiente correspondiente al rezago de la volatilidad de corto plazo. Estos resultados se traducen en que existe una mayor influencia de la volatilidad de largo plazo rezagada dos periodos atrás.

Gráfica 20. Modelo GARCH (1,2)


```

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

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

Optimal Parameters
-----

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.010746	0.004484	2.39664	0.016546
ar1	0.196687	0.428324	0.45920	0.646089
ar2	0.768956	0.421315	1.82513	0.067981
ma1	-0.201016	0.491014	-0.40939	0.682254
ma2	-0.651288	0.460463	-1.41442	0.157239
omega	0.000014	0.000007	2.08091	0.037442
alpha1	0.089826	0.026392	3.40352	0.000665
beta1	0.033016	0.011976	2.75691	0.005835
beta2	0.841150	0.044064	19.08949	0.000000

Elaboración: Propia.

Con respecto a los valores de los criterios de información del modelo GARCH (1,2), estos se encuentran en la Gráfica N°21.

Gráfica 21. Criterios de información, GARCH (1,2)

Information Criteria	
Akaike	-4.8291
Bayes	-4.7088
shibata	-4.8312
Hannan-Quinn	-4.7808

Fuente: Elaboración Propia.

El tercer modelo es el GARCH (2,1) el cual tiene la siguiente estructura:

$$\sigma_t^2 = w + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-2}^2 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

En la Gráfica N°22 se tienen los resultados correspondientes a este modelo, donde se observa que el primer coeficiente de la volatilidad de corto plazo es nulo esto significa que, en base a la construcción de este modelo, la influencia de la volatilidad provocada por los shocks del periodo anterior es inexistente, no siendo así para el caso de la volatilidad generada por el segundo rezago del shock al cuadrado. En otra instancia, la volatilidad de largo plazo vuelve generar una alta influencia sobre la varianza condicionada presente.

Gráfica 22. Modelo GARCH (2,1)

```

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

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

Optimal Parameters
-----
mu              Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
ar1             0.118880    0.145506    0.81701  0.413924
ar2             0.848142    0.144247    5.87979  0.000000
ma1            -0.131953    0.176465   -0.74776  0.454605
ma2            -0.719752    0.167467   -4.29788  0.000017
omega           0.000006    0.000008    0.72710  0.467166
alpha1          0.000000    0.086382    0.00000  1.000000
alpha2          0.054348    0.086595    0.62761  0.530259
beta1           0.931368    0.022392   41.59434  0.000000
    
```

Elaboración: Propia.

Con respecto a los valores de los criterios de información del modelo GARCH (2,1), estos se encuentran en la Gráfica N°23.

Gráfica 23. Criterios de información, GARCH (2.1)

Information Criteria	
Akaike	-4.8268
Bayes	-4.7066
Shibata	-4.8290
Hannan-Quinn	-4.7785

Elaboración: Propia.

Finalmente, el último modelo a estimar es el GARCH (2,2), el cual tiene la siguiente estructura:

$$\sigma_t^2 = w + \alpha_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-2}^2 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \varepsilon_{t-2}^2$$

De todos los modelos previamente estimados, este es el menos parsimonioso y el que corrobora que la volatilidad de corto plazo no juega un papel relevante en la estimación de la volatilidad presente, esto se comprueba en los resultados de los coeficientes correspondientes a dicha parte, ya que el primer coeficiente α_1 es totalmente no significativo y cuenta con un valor igual a cero, no siendo el caso para el segundo coeficiente α_2 , que no tiene un valor igual a cero pero sí muy cercano, sin embargo este segundo coeficiente tampoco es significativo porque su valor-p es mucho mayor a 0.05.

De esta manera se deduce que la volatilidad de largo plazo es la única relevante en la estimación ejecutada por este modelo, pero esta volatilidad sólo se explica por el rezago de orden uno de la varianza condicionada ya que el segundo es igual a cero y es no significativo.

Gráfica 24. Modelo GARCH (2,2)

```

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

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

Optimal Parameters
-----

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.010126	0.004658	2.174002	0.029705
ar1	0.118878	0.145396	0.817615	0.413577
ar2	0.848143	0.144185	5.882336	0.000000
ma1	-0.131951	0.176381	-0.748103	0.454398
ma2	-0.719754	0.167392	-4.299815	0.000017
omega	0.000006	0.000007	0.764528	0.444553
alpha1	0.000000	0.088455	0.000000	1.000000
alpha2	0.054348	0.089841	0.604933	0.545223
beta1	0.931368	0.086565	10.759190	0.000000
beta2	0.000000	0.079559	0.000003	0.999997

Elaboración: Propia.

Con respecto a los valores de los criterios de información del modelo GARCH (2,2), estos se encuentran en la Gráfica N°25.

Gráfica 25. Criterios de información, GARCH (2,2)

```

Information Criteria
-----

```

Akaike	-4.8194
Bayes	-4.6858
Shibata	-4.8220
Hannan-Quinn	-4.7657

Elaboración: Propia.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos por cada modelo GARCH, se procederá a escoger el mejor modelo en base al criterio bayesiano. Por lo tanto teniendo en cuenta los cuatro resultados obtenidos y favoreciendo al principio de la parsimonia, se determina que el mejor modelo simétrico es el GARCH (1,1).

Siguiendo con el detalle de la hipótesis general, se procede a comprobar si se cumple la restricción de estacionariedad para este modelo, la cual se expresa por la siguiente inecuación:

$$\sum_{i=1, j=1}^l (\alpha_i + \beta_i) < 1$$

Donde l indica el máximo orden de rezago tanto para la parte de la volatilidad de corto como de largo plazo, en el caso de este modelo GARCH, l es igual a 1.

Por tanto, de acuerdo a los resultados de los coeficientes estimados correspondientes al modelo GARCH (1,1) se tiene que dicha suma es igual a 0.987462, la cual es una cifra menor a 1. De esta manera se valida el cumplimiento de la restricción de estacionariedad.

Finalmente, en concordancia con los resultados obtenidos en esta sección no se rechaza la hipótesis general planteada, porque el mejor modelo simétrico es el GARCH (1,1), el cual cumple la restricción de estacionariedad teniendo en cuenta el horizonte de tiempo del estudio.

4.5.2. Hipótesis Específicas

4.5.2.1. Hipótesis Específica N°1: “Se plantea que el mejor modelo simétrico GARCH sea de orden (1,1) que estima la volatilidad de los retornos del activo de Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo enero 1998 a junio 2020”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se analizará el modelo GARCH (1,1), el cual determinado como el mejor modelo para la estimación de la volatilidad de los retornos del Activo por medio del análisis de los criterios de información.

De acuerdo a ello se vuelve a expresar los resultados de dicho modelo en la Gráfica N°26, asimismo los resultados muestran que el modelo para la media que se está

utilizando es el ARMA (2,2) tal como se estableció mediante la metodología de Box – Jenkins en la sección respectiva.

En otra instancia, con respecto a la característica simétrica así como el nivel que esta alcanza en el modelo correspondiente, se estudiará los resultados convenientes a la curva de impacto de noticias tal como se detalló en el marco de teórico del presente trabajo de investigación.

Gráfica 26. Modelo GARCH (1,1)

```

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

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

Optimal Parameters
-----

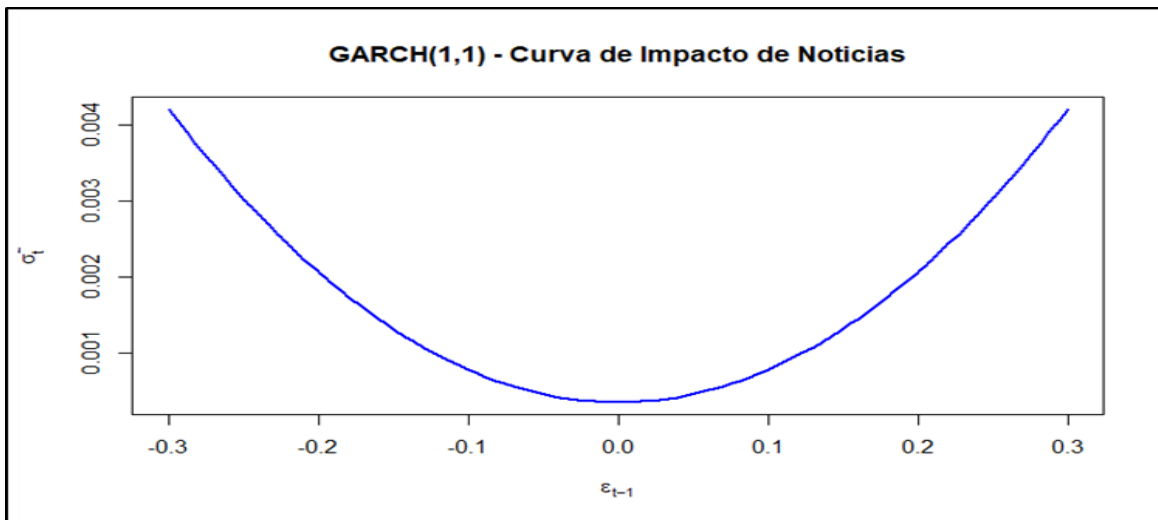
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.011012	0.005627	1.95702	0.050345
ar1	0.122721	0.145945	0.84087	0.400421
ar2	0.847148	0.144592	5.85890	0.000000
ma1	-0.131843	0.177014	-0.74482	0.456382
ma2	-0.719696	0.167340	-4.30081	0.000017
omega	0.000005	0.000006	0.72191	0.470350
alpha1	0.042833	0.016234	2.63851	0.008327
beta1	0.944629	0.018313	51.58210	0.000000

Elaboración: Propia.

En la Gráfica N°27 se muestra la simetría del modelo GARCH (1,1) expresada por la Curva de Impacto de Noticias. En esta curva se observa que el impacto que genera la ocurrencia de un shock negativo o noticia es idéntico al impacto que genera el suceso de un shock positivo, tomando como referencia el ejemplo del posible valor que podría adoptar el shock de -0.3, provocando un impacto en la volatilidad de los retornos del Activo que exprese un valor de 0.004, el mismo resultado ocurriría si la noticia es de valor 0.3, es decir el modelo es simétrico.

Gráfica 27. Simetría del Modelo GARCH (1,1)

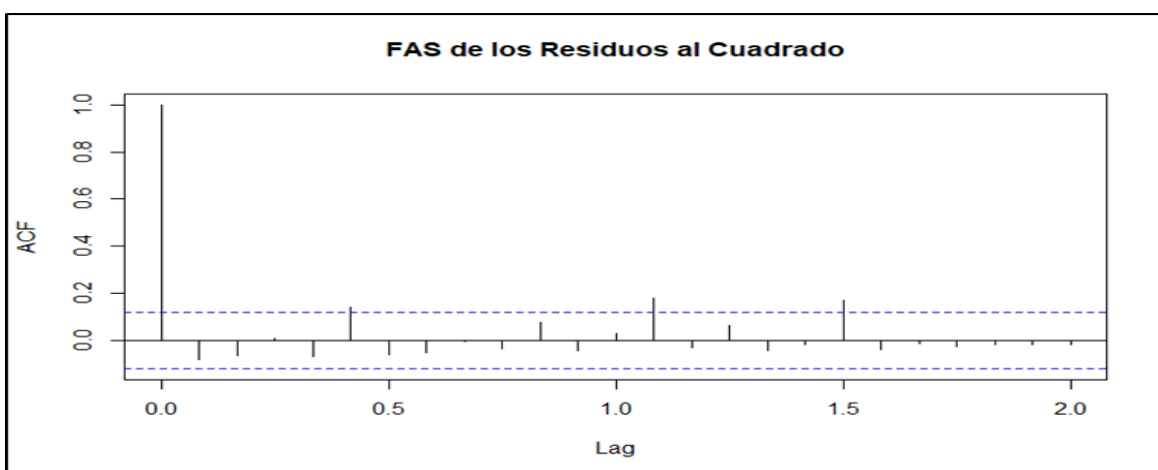


Elaboración: Propia.

Con el objetivo de determinar si el modelo ha cumplido una de sus funciones la cual es el de limpiar los Clusters de Volatilidad, se procede a exponer los resultados correspondientes a la funciones de autocorrelación simple y parcial.

En la Gráfica N°28 se observan los resultados de la FAS del modelo GARCH (1,1), los resultados obtenidos correspondientes a esta FAS a diferencia de los mostrados en la Figura N°16 indican que en efecto el modelo GARCH (1,1) limpió los Clusters de Volatilidad para la parte MA de los residuos.

Gráfica 28. FAS de los Residuos al cuadrado del Modelo GARCH (1,1)

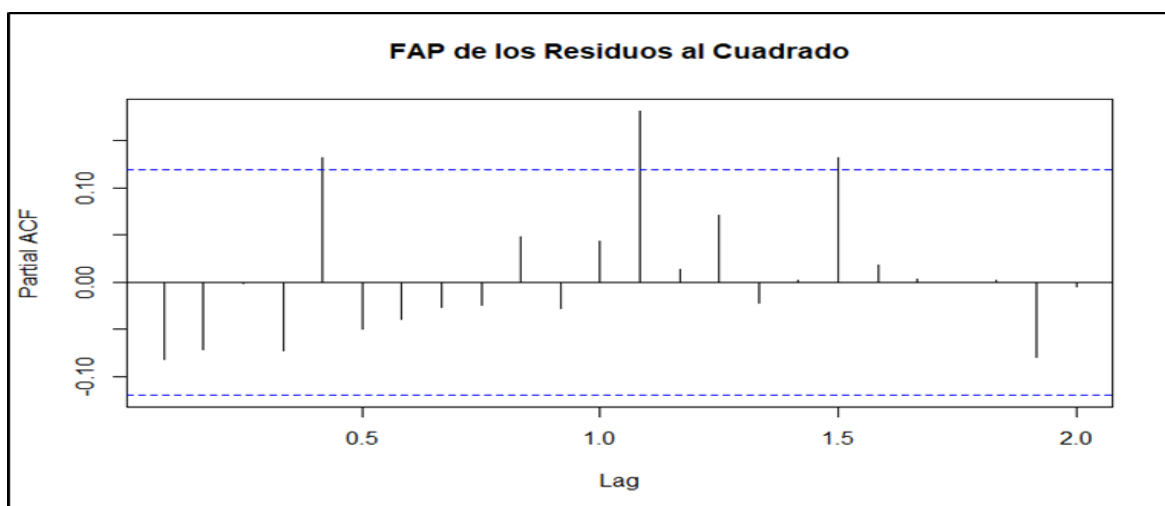


Elaboración: Propia.

Para el caso de la FAP en la Gráfica N°29 se observan los resultados generados por dicha función para los residuos del modelo GARCH (1,1), asimismo estos efectos en la FAP a diferencia de los mostrados en la Gráfica N°17, conllevan de igual manera a la conclusión de que en efecto el modelo GARCH (1,1) limpió los Clusters de Volatilidad para la parte AR de los residuos.

De esta manera, en concordancia a los resultados expuestos por la FAS y la FAP se respalda el hecho de el modelo para la estimación de la volatilidad de los retornos GARCH (1,1) limpió la presencia de Clusters de Volatilidad.

Gráfica 29. FAP de los Residuos al cuadrado del Modelo GARCH (1,1)



Elaboración: Propia.

En otra instancia, y con el fin de validar el comportamiento de los residuos del modelo GARCH (1,1), para comprobar que estos se comportan como ruido blanco, se desarrollará la prueba Ljung – Box tal como se realizó en la sección de diagnóstico en el apartado de correspondiente a la metodología Box – Jenkins de la presente tesis.

En la Gráfica N°30 se aprecia que el valor-p cuenta con una cifra de 0.8695, la cual es mucho mayor a 0.05 y por tal motivo no se rechaza la hipótesis nula que refiere que los datos, en este caso los residuos del modelo GARCH (1,1), se comportan como ruido blanco.

Gráfica 30. Prueba Ljung – Box

```
Box-Ljung test  
data: residuals(GARCH.Fit$GARCH11, standardize = TRUE)  
X-squared = 5.3106, df = 10, p-value = 0.8695
```

Elaboración: Propia.

Finalmente y en concordancia a los resultados mostrados por esta sección, no se rechaza la Hipótesis Específica N°1. Esto se debe a que se obtuvieron datos que respaldan lo planteado por la hipótesis descrita.

4.5.2.2. Hipótesis Específica N°2: “Se plantea un alto grado de persistencia (mayor a 0.8) de los shocks rezagados elevados al cuadrado en la varianza condicionada contemporánea de los errores de la serie de retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo enero 1998 a junio 2020”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se debe analizar el valor del coeficiente correspondiente de la parte de volatilidad de corto plazo en el modelo GARCH (1,1), el cual es el valor estimado de α_1 presente en la Gráfica N°26. De esta forma, se aprecia que dicho coeficiente presenta una cifra de 0.042833, el cual es un valor bastante inferior a 0.8. Este resultado en términos analíticos quiere decir que el rol expresado por la volatilidad de corto plazo implica un grado muy bajo de persistencia en el comportamiento presente de la volatilidad estimada. Además de ello se debe recalcar que el coeficiente α_1 es significativo al 95% de nivel de confianza.

En base al análisis precedente se contrasta esta Hipótesis Específica N°2 porque se determinó que la persistencia de los shocks rezagados elevados al cuadrado es de aproximadamente 0.04.

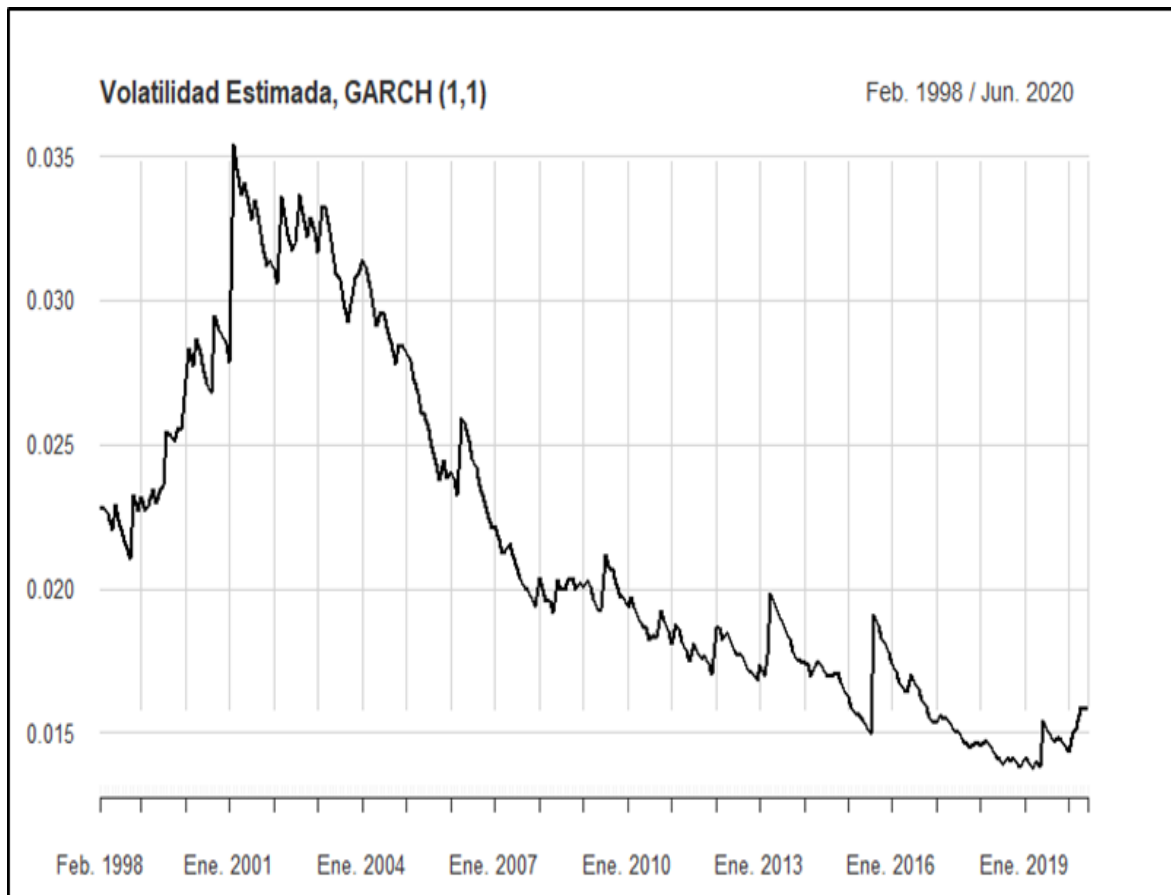
4.5.2.3. Hipótesis Específica N°3: “Se plantea un nivel medio de persistencia (entre 0.45 y 0.55) de la varianza condicionada rezagada en la varianza condicionada contemporánea de los errores de la serie de retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo enero 1998 a junio 2020”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se analizará el valor del coeficiente β_1 que cumple la función de captar la persistencia de la varianza condicionada rezagada expresada también por el comportamiento de la volatilidad de largo plazo. Ante ello en la Gráfica N°26, se muestra que el coeficiente β_1 presenta una cifra de 0.944629 el cual es un valor superior a los que se encontrarían dentro del intervalo de 0.45 a 0.55. Esto quiere decir que la implicancia que genera la volatilidad de largo plazo presenta un alto grado de persistencia sobre el comportamiento de la volatilidad estimada en el presente o tiempo t .

Adicionalmente teniendo la magnitud de la persistencia de los shocks rezagados al cuadrado se determina que la mayor fuente de explicación del comportamiento de la volatilidad estimada de los retornos del Activo se representa por la varianza condicionada rezagada.

Ante ello, resulta interesante observar el comportamiento que ha presentado esta volatilidad de los retornos durante el horizonte de tiempo establecido para el análisis de la presente tesis. Esto se puede observar en la siguiente Gráfica N°31, donde se expresa la estimación de la volatilidad de dichos retornos por el modelo seleccionado GARCH (1,1). En dicha figura se muestra que el periodo de mayor volatilidad fue el correspondiente al que abarca los años de 1999 hasta 2007 alcanzando su pico máximo en febrero 2001 con un valor de 0.0354451.

Gráfica 31. Comportamiento de la Volatilidad Estimada de los Retornos del Activo, periodo 2008 – 2020



Elaboración: Propia.

Teniendo en consideración los resultados mostrados por esta sección se contrasta la Hipótesis Específica N°3.

4.5.2.4. Hipótesis Específica N°4: “Se plantea una predicción de la volatilidad con valores que presenten una tendencia descendente de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A. para el periodo estimado de julio a septiembre 2020”.

Con el objetivo de contrastar o no rechazar esta hipótesis específica se desarrollará la predicción de la volatilidad estimada de los retornos del Activo para los meses de julio, agosto y septiembre del año 2020. De acuerdo, el instrumento que se utilizó para la predicción fue el de la expectativa condicionada del proceso generador de datos, esto se debe principalmente a que la expectativa condicionada es el predictor que

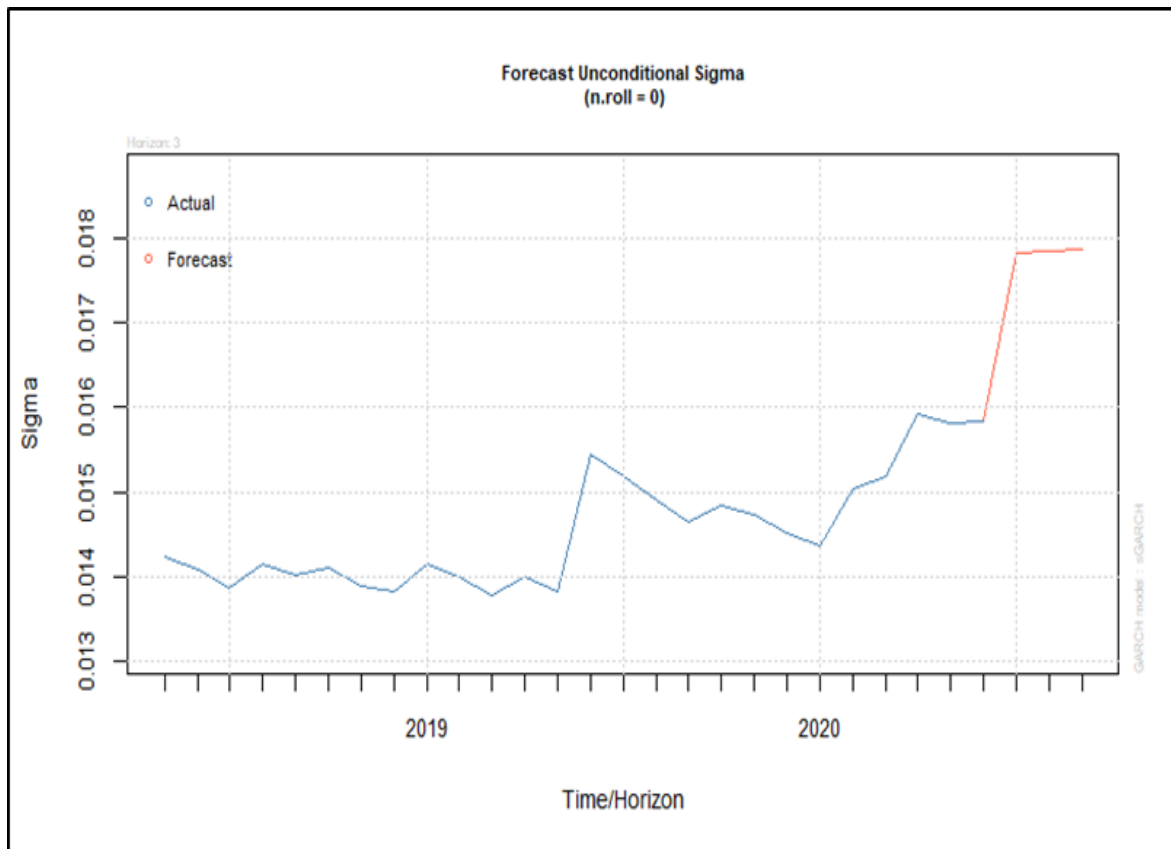
minimiza la función de pérdida representada por el error cuadrático medio (ECM), el cual cuenta con la siguiente expresión econométrica:

$$ECM[y_{T+k}^f] = E[(y_{T+k}^f - y_{T+k})^2 | \Omega_T]$$

Donde y_{T+k}^f representa a los valores pronosticados del proceso generador de datos, el cual en este caso se detalla como la predicción de la volatilidad estimada de los retornos del Activo, y y_{T+k} representa a los valores observados del proceso generador de datos, o análogamente a las observaciones correspondientes a la volatilidad estimada de los retornos del Activo.

De esta manera se puede obtener la predicción para la volatilidad estimada por el modelo GARCH (1,1), la cual se encuentra representada en la Gráfica N°32. Se observa que el comportamiento de la volatilidad pronosticada es creciente desde el punto correspondiente a la última observación, es decir de junio a julio del 2020, y posteriormente se aprecia que la evolución presenta un alza muy bajo hasta llegar a ser casi constante durante los meses de julio a agosto del 2020. Estos valores fueron de 0.01782229, 0.01784101 y 0.01785948 para julio, agosto y septiembre de 2020 respectivamente.

Gráfica 32. Pronóstico del Modelo GARCH (1,1)



Elaboración: Propia.

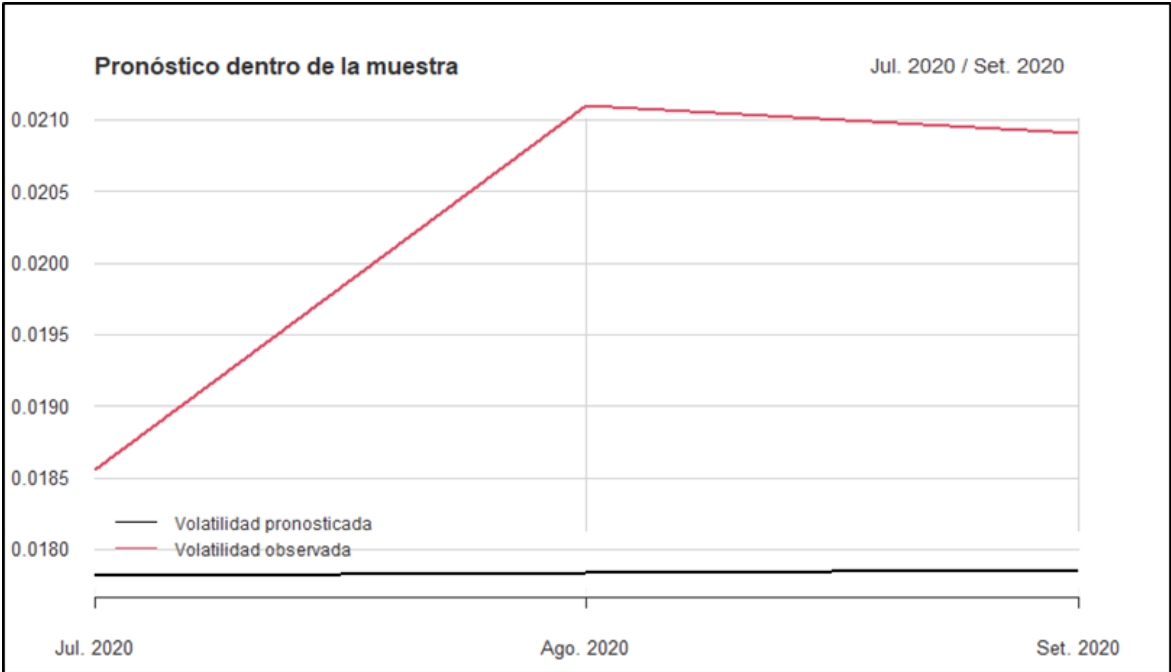
Sin embargo resulta interesante observar cual ha sido el comportamiento efectivo de la volatilidad de los retornos estimado por el modelo GARCH (1,1). Esto se puede realizar debido a que al momento de desarrollar la presente tesis se cuenta con información disponible para tal fin.

En la Gráfica N°33 se puede observar que el comportamiento efectivo de la volatilidad estimada por el modelo presenta en promedio una tendencia creciente, por lo cual esto nos indica que la orientación del pronóstico que se realizó con información disponible hasta junio de 2020 no fue errada puesto que, tal como se observa en la Gráfica N°32, el comportamiento de dicha predicción es incremental.

Adicionalmente a ello, si bien la orientación de la predicción que se realizó no fue incorrecto, el nivel de la misma sí lo fue ya que como se puede observar en la Gráfica N°33 las observaciones de la volatilidad estimada por el modelo GARCH (1,1) están

un poco alejadas de la predicción. Para mayor detalle, si sacamos la media de cada conjunto de datos y restamos la media de la volatilidad observada con la pronosticada, se obtiene un valor de 0.002348955, lo cual nos indica que si bien la predicción no fue exactamente igual o muy precisa, el resultado que se proyectó estuvo poco alejado de lo observado.

Gráfica 33. Comparación del pronóstico con la volatilidad actualizada



Fuente: Elaboración Propia.

Continuando con la caracterización de la predicción realizada, se puede obtener el valor correspondiente al ECM anteriormente definido, el cual presenta un valor de 0.00000683, recordando que el ECM representa la cantidad de error promedio que existe entre dos conjuntos de datos.

De esta manera y en concordancia con los resultados obtenidos por esta sección se rechaza la Hipótesis Específica N°4.

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN

La presente investigación busca determinar la selección del mejor modelo GARCH existente para la estimación y predicción de la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas, así como sus funciones respectivas durante los años 1998 a 2020.

Cabrera en 2019, realizó un estudio en la cual buscó analizar el grado de asociación que tienen las variables definidas en su tesis como la inflación o los términos de intercambio sobre el comportamiento de la volatilidad estimada del tipo de cambio real de sol por dólar dentro de un horizonte de tiempo de 1995 a 2018, asimismo para la estimación de dicha volatilidad, Cabrera utilizó un modelo GARCH (1,1) y para la estimación de la media de los retornos del tipo de cambio real utilizó el modelo ARMA (1,0). Adicionalmente este autor obtuvo estimaciones de 0.39957 y de 0.4424 para los coeficientes que captan la persistencia de la volatilidad de corto y largo plazo. Estos resultados respaldan los obtenidos por el presente trabajo de investigación, debido a que se determinó que el mejor modelo para estimar la volatilidad de los retornos del Activo de la CMAC Maynas fue el GARCH (1,1) y se determinaron valores que indican una mayor persistencia de la volatilidad de largo plazo con una menor persistencia de la de corto plazo.

Por otro lado, Briones en 2018 realizó un estudio donde busco estimar la volatilidad del tipo de cambio nominal del sol por el dólar durante el periodo 1997 a 2017. Para ello Briones mostró que el modelo que mejor se adaptaba a la estimación fue el FIGARCH (1,0.65,1) para el cual obtuvo coeficientes de 0.000165 y de 0.647364 para captar la persistencia de la volatilidad de corto plazo y la volatilidad de largo plazo, respectivamente. Por ello, estos resultados respaldan los obtenidos por el presente trabajo de investigación, porque también se encontraron resultados en similar proporción sobre la implicancia de las persistencias de la volatilidad de corto y de largo

plazo así como también se determinó que el GARCH (1,1) para el cual el FIGARCH (1,0.65,1) fue derivado.

En otra instancia, Ataurima en 2016 realizó un estudio donde comparó la eficiencia de distintos modelos para capturar la volatilidad de los retornos de los mercados de valores latinoamericanos, dentro de dicho trabajo de investigación se analizaron modelos GARCH, modelos de cadenas de Markov (MS) y modelos GARCH usando la metodología de cadenas de Markov (MS-GARCH) dentro del marco temporal de los años 2001 a 2015. El autor determinó que el mejor modelo que estimaba la volatilidad de dichos retornos fue el MS-GARCH (1,1) porque dicho modelo generaba los menores valores acorde al criterio de información bayesiano, asimismo los coeficientes estimados encargados de captar la persistencia de la volatilidad de corto y de largo plazo fueron muy bajos y muy altos respectivamente. De esta manera, se establece que esos resultados respaldan a los obtenidos por el presente trabajo de investigación, porque se determinó que el mejor modelo para la estimación de los retornos del activo de la CMAC Maynas fue el GARCH (1,1) para el cual es desglosado el MS-GARCH (1,1) adicionalmente de que los valores correspondientes a capturar la información de la volatilidad de corto y de largo plazo presentaron unas magnitudes similares al de los encontrados por Ataurima.

Finalmente, Castillo en 2014 realizó un trabajo de investigación el cual tuvo como finalidad principal estimar la volatilidad del Índice de la Bolsa de Valores de Lima para el periodo de tiempo de 2009 a 2011. Por tal motivo y basándose en la metodología Box – Jenkins detalló que el mejor modelo para la media de los retornos de dicho índice era el ARMA (1,0), adicionalmente tomando como referencia de diagnóstico para la selección del mejor modelo para la volatilidad del índice utilizó a los criterios de información de Akaike y bayesiano, identificando al modelo GARCH (1,1) como el

mejor de todos los candidatos; asimismo, Castillo obtuvo resultados correspondientes a los coeficientes del shock rezagado al cuadrado y de la varianza condicionada rezagada con magnitudes de 0.200177 y de 0.757024 respectivamente. Por tanto, teniendo en cuenta los resultados obtenidos por este autor se respalda la información obtenida por el presente trabajo de investigación, porque se produjeron estimaciones que se comportan de manera similar, como también se determinó que el mejor modelo GARCH para los retornos del activo de la CMAC Maynas fue el GARCH (1,1).

CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES

1. El mejor modelo simétrico GARCH para la estimación de la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC de Maynas durante el periodo 1998 a 2020 es el GARCH (1,1), porque éste presentó el mejor desempeño en cuanto al análisis del criterio de información bayesiano. Asimismo se validó el cumplimiento de la restricción de estacionariedad puesto que los valores de los coeficientes de la volatilidad de corto y de largo plazo fueron menores a la unidad en su conjunto.
2. El mejor modelo GARCH (1,1) cumple con la característica de ser simétrico, esto se debe a que se evidenció dicho aspecto en el comportamiento de la curva de impacto de noticias, donde se observó que los impactos que generaban un shock negativo como positivo eran idénticos.
3. El nivel de persistencia guiada por los shocks elevados al cuadrado o volatilidad de corto plazo presenta un grado mucho menor a 0.8 puesto que el valor estimado que se obtuvo con respecto al coeficiente que capta esa persistencia fue de 0.042833. De esta manera la implicancia que tiene la volatilidad de corto plazo rezagada sobre el comportamiento de la volatilidad estimada en el presente es muy baja.
4. El nivel de persistencia generada por la varianza condicionada rezagada o volatilidad de largo plazo cuenta con un grado superior a los valores posibles ubicados en el intervalo de 0.45 a 0.55, se obtuvo que el coeficiente que se encarga de captar la magnitud estimada de dicha persistencia fue de 0.944629, lo cual además refleja que el papel de la volatilidad rezagada de largo plazo es altamente determinante para el comportamiento de la volatilidad estimada en el presente.

5. La predicción correspondiente a la volatilidad estimada de los retornos del activo de la CMAC de Maynas se comporta de manera creciente pasando de un valor de 0.01582436 en junio de 2020 a una predicción de 0.01782229 en julio y un valor final de 0.01785948 en septiembre del mismo año.

CAPÍTULO VII: RECOMENDACIONES

1. Utilizar el modelo GARCH (1,1) para estimar y predecir la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas teniendo en cuenta que fue el modelo más eficiente en comparación con los otros candidatos, así como también se validó que dicho modelo cumplió con la restricción de estacionariedad, tomando como referencia al horizonte de tiempo de 1998 a 2020.
2. Utilizar el modelo GARCH (1,1) debido a que cuenta con la caracterización de ser simétrico en cuanto a los impactos que generan las ocurrencias de un shock o noticia aleatoria tanto positiva como negativa en el comportamiento de la volatilidad estimada de los retornos del activo de la CMAC Maynas.
3. Prestar menos énfasis al papel de la persistencia de la volatilidad rezagada de corto plazo ya que esta cuenta con un grado muy bajo y cercano a cero tomando como referencia el coeficiente del shock rezagado al cuadrado en el modelo GARCH (1,1).
4. Otorgar mayor relevancia al papel de la persistencia de la volatilidad rezagada de largo plazo debido a que esta cuenta con un grado bastante alto y cercano a uno tomando como referencia al coeficiente de la varianza condicionada rezagada en el modelo GARCH (1,1).
5. A los encargados de la política empresarial y financiera de la CMAC Maynas ejecutar medidas que promuevan el comportamiento estable y creciente del activo ya que se obtuvo una predicción que reflejó niveles crecientes de volatilidad y consecuentemente un incremento de su riesgo. Dicho comportamiento se pudo validar con la estimación de la volatilidad efectiva para los meses establecidos de julio a septiembre del 2020.

CAPÍTULO VIII: FUENTES DE INFORMACIÓN

- Ataurima, M. (2016). *Empirical modeling of Latin American Stock Markets returns and volatility using Markov-Switching GARCH Models* (Tesis de maestría). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima. Recuperado de <http://hdl.handle.net/20.500.12404/8096>
- Baillie, R. (2004). *Maximum Likelihood Estimation Of Time Series Models*. Michigan, Estados Unidos. Recuperado de <https://msu.edu/~baillie/822/MLE.pdf>
- Bodie, Z y Merton, R.C. (1999) *Finanzas*. Neucalpán Juárez, México: Prentice Hall.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31 (3), 307-327.
- Briones, J. (2018). *Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicionada generalizada fraccionalmente integrado. Caso: Estimación de la volatilidad del tipo de cambio nominal del Perú* (tesis de maestría). Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima. Recuperado de <https://hdl.handle.net/20.500.12672/10072>
- Cabrera, K. (2019). *Determinantes de la volatilidad del tipo de cambio real en el Perú durante 1995 a 2018* (tesis de pregrado). Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima. Recuperado de <http://hdl.handle.net/20.500.12404/16184>
- Castillo, J. (2014). *Modelación De La Volatilidad Del Índice General De La Bolsa De Valores De Lima, Periodo 2009 – 2011* (tesis de pregrado). Universidad Agraria La Molina, Lima. Recuperado de <http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/2276>

- De Arce, R. y Mahía, R. (2000). Introducción a los Modelos ARIMA. *Universidad Autónoma de Madrid, Dpto. Economía Aplicada, U.D.I. Econometría e Informática*. Programa CITIUS: Técnicas de Previsión de variables financieras, 3-4.
- Engle, R. (1982). Autorregresive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50 (4), 987-1004.
- Engle, R. y Ng, V. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *The Journal of Finance*, 48 (5), 1749-1778.
- Haas, M., Paoella, M., Mittnik, S. y Steudee, S. (2006). Analyzing and Exploiting Asymmetries in the News Impact Curve. *National Centre of Competence in Research Financial Valuation and Risk Management, Working Paper* (256).
- Horcher, K.A. (2005). *Essentials of financial risk management*. New Jersey, Estados Unidos: John Wiley & Sons, Inc.
- Lee C.F., Chen H.Y. y Lee J. (2019). *Financial Econometrics, Mathematics and Statistics: Theory, Method and Application*. New York, Estados Unidos: Springer.
- Lindgren, G (2006). *Lectures On Stationary Stochastic Processes, A Course For Phd Students In Mathematical Statistics And Other Fields*. Lund, Suecia: Lund University. Recuperado de <http://www.maths.lth.se/matstat/staff/georg/Publications/lecture2006.pdf>
- Makridakis, S. y Hibon, M. (1997). ARMA Models and Box Jenkins Methodology. *Journal of Forecasting*, 16 (3), 147-163.

Mandelbrot, B. y Van Ness, J. (1968). Fractional Brownian Motions, Fractional Noises and Applications. *Society for Industrial and Applied Mathematics Review*, 10 (4), 422-437.

Novales, A. (1993). *Econometría*. (2ª ed.) Madrid, España: McGraw-Hill.

Wooldridge, J. (2010). *Introducción a la Econometría, un enfoque moderno*. (4ª ed.) Ciudad de México, México: Cengage Learning.

Anexos

**Anexo 1. Total Activo reportado por la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de
Maynas registrado en la página web de la SBS**

Balance General al (dd/mm/aaaa)	Total Activo (en Miles de Soles)
31/01/1998	9455
28/02/1998	9623
31/03/1998	9920
30/04/1998	10020
31/05/1998	10547
30/06/1998	10641
31/07/1998	10840
31/08/1998	11107
30/09/1998	11220
31/10/1998	11984
30/11/1998	12234
31/12/1998	12906
31/01/1999	13248
28/02/1999	13201
31/03/1999	13003
30/04/1999	13132
31/05/1999	12882
30/06/1999	13474
31/07/1999	14340
31/08/1999	14267
30/09/1999	14230
31/10/1999	15000
30/11/1999	14838
31/12/1999	15983
31/01/2000	15418
29/02/2000	16022
31/03/2000	16895
30/04/2000	17599
31/05/2000	18012
30/06/2000	18859
31/07/2000	19587
31/08/2000	21463
30/09/2000	21468
31/10/2000	22799

30/11/2000	23796
31/12/2000	24912
31/01/2001	22847
28/02/2001	23438
31/03/2001	23609
30/04/2001	25433
31/05/2001	26154
30/06/2001	27637
31/07/2001	29473
31/08/2001	30086
30/09/2001	30431
31/10/2001	31648
30/11/2001	33630
31/12/2001	33737
31/01/2002	33972.409
28/02/2002	37558.621
31/03/2002	37787.957
30/04/2002	39733.223
31/05/2002	41514.620
30/06/2002	44685.869
31/07/2002	48760.900
31/08/2002	49599.138
30/09/2002	51227.373
31/10/2002	55579.212
30/11/2002	56184.353
31/12/2002	59194.498
31/01/2003	57432.434
28/02/2003	57714.212
31/03/2003	59642.058
30/04/2003	60742.106
31/05/2003	61729.899
30/06/2003	65450.518
31/07/2003	66848.261
31/08/2003	69509.761
30/09/2003	74310.477
31/10/2003	72997.988
30/11/2003	72506.546
31/12/2003	71209.402
31/01/2004	71018.521
29/02/2004	71289.355
31/03/2004	71803.864
30/04/2004	72367.106
31/05/2004	76759.206
30/06/2004	75607.058
31/07/2004	77911.647

31/08/2004	80685.504
30/09/2004	82180.250
31/10/2004	80074.205
30/11/2004	84139.196
31/12/2004	82862.393
31/01/2005	82803.472
28/02/2005	83882.303
31/03/2005	86701.462
30/04/2005	87940.705
31/05/2005	92086.779
30/06/2005	93887.285
31/07/2005	96672.168
31/08/2005	98569.256
30/09/2005	100916.129
31/10/2005	106353.675
30/11/2005	108254.336
31/12/2005	113766.339
31/01/2006	113925.774
28/02/2006	115779.074
31/03/2006	125137.769
30/04/2006	124877.981
31/05/2006	127879.995
30/06/2006	130108.354
31/07/2006	131044.266
31/08/2006	134112.404
30/09/2006	137635.297
31/10/2006	138825.428
30/11/2006	141127.052
31/12/2006	140256.092
31/01/2007	142044.820
28/02/2007	143206.420
31/03/2007	142646.525
30/04/2007	148817.367
31/05/2007	149589.784
30/06/2007	151660.582
31/07/2007	151999.146
31/08/2007	153200.295
30/09/2007	158074.398
31/10/2007	158834.230
30/11/2007	163167.413
31/12/2007	159487.545
31/01/2008	160719.757
29/02/2008	162483.094
31/03/2008	168281.537
30/04/2008	170256.416

31/05/2008	179732.011
30/06/2008	183653.568
31/07/2008	183810.775
31/08/2008	191372.232
30/09/2008	199083.622
31/10/2008	201254.227
30/11/2008	200149.912
31/12/2008	206930.150
31/01/2009	204804.737
28/02/2009	205938.737
31/03/2009	207768.083
30/04/2009	212026.626
31/05/2009	210312.307
30/06/2009	223959.561
31/07/2009	224418.065
31/08/2009	225396.459
30/09/2009	228621.494
31/10/2009	233428.974
30/11/2009	240872.827
31/12/2009	242930.187
31/01/2010	240186.799
28/02/2010	246335.89
31/03/2010	247841.291
30/04/2010	255020.713
31/05/2010	261760.566
30/06/2010	267282.002
31/07/2010	276758.631
31/08/2010	286119.921
30/09/2010	300706.177
31/10/2010	303277.165
30/11/2010	310408.672
31/12/2010	314771.345
31/01/2011	311803.767
28/02/2011	313185.848
31/03/2011	318302.122
30/04/2011	324150.373
31/05/2011	330702.188
30/06/2011	326353.948
31/07/2011	334375.419
31/08/2011	341446.538
30/09/2011	354139.21
31/10/2011	359916.796
30/11/2011	368787.712
31/12/2011	359376.567
31/01/2012	359869.370

29/02/2012	362896.408
31/03/2012	359784.067
30/04/2012	366825.128
31/05/2012	370388.649
30/06/2012	369946.683
31/07/2012	367713.264
31/08/2012	374623.317
30/09/2012	376874.631
31/10/2012	387705.45
30/11/2012	394143.767
31/12/2012	389198.636
31/01/2013	393243.22
28/02/2013	408677.269
31/03/2013	394174.896
30/04/2013	402972.568
31/05/2013	409357.121
30/06/2013	411479.342
31/07/2013	418864.83
31/08/2013	420394.594
30/09/2013	423175.353
31/10/2013	425987.575
30/11/2013	437059.026
31/12/2013	434767.556
31/01/2014	433296.561
28/02/2014	436395.977
31/03/2014	430004.067
30/04/2014	425329.357
31/05/2014	423927.942
30/06/2014	421635.110
31/07/2014	418404.282
31/08/2014	412807.841
30/09/2014	406995.258
31/10/2014	406276.103
30/11/2014	410144.411
31/12/2014	411762.969
31/01/2015	411231.519
28/02/2015	413728.348
31/03/2015	409406.598
30/04/2015	414365.956
31/05/2015	418238.388
30/06/2015	419256.058
31/07/2015	396498.965
31/08/2015	398326.892
30/09/2015	397659.430
31/10/2015	403677.476

30/11/2015	406627.595
31/12/2015	409284.960
31/01/2016	407719.839
29/02/2016	410014.872
31/03/2016	407073.043
30/04/2016	403143.225
31/05/2016	414206.926
30/06/2016	418108.478
31/07/2016	417575.476
31/08/2016	418658.891
30/09/2016	420120.058
31/10/2016	421768.268
30/11/2016	425866.138
31/12/2016	421676.399
31/01/2017	415159.501
28/02/2017	420582.578
31/03/2017	415556.795
30/04/2017	416231.143
31/05/2017	419374.135
30/06/2017	415576.663
31/07/2017	414624.623
31/08/2017	411543.380
30/09/2017	409669.814
31/10/2017	403642.052
30/11/2017	410352.318
31/12/2017	413979.571
31/01/2018	408636.183
28/02/2018	414310.444
31/03/2018	413841.150
30/04/2018	417447.510
31/05/2018	421126.474
30/06/2018	424037.793
31/07/2018	433044.493
31/08/2018	431624.538
30/09/2018	440454.389
31/10/2018	443144.386
30/11/2018	450716.519
31/12/2018	444378.507
31/01/2019	444828.326
28/02/2019	446435.415
31/03/2019	457141.650
30/04/2019	456458.933
31/05/2019	477055.953
30/06/2019	480817.729
31/07/2019	486773.542

31/08/2019	489488.506
30/09/2019	486722.723
31/10/2019	485040.752
30/11/2019	491521.334
31/12/2019	490283.436
31/01/2020	482718.928
29/02/2020	477122.218
31/03/2020	467247.972
30/04/2020	474795.116
31/05/2020	482949.975
30/06/2020	506405.408

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración Propia.

**Anexo 2. Retornos del Total Activo reportado por la Caja Municipal de Ahorro y
Crédito de Maynas registrado en la página web de la SBS**

Periodo	Retorno del Total Activo
Feb-98	0.01761236
Mar-98	0.03039685
Abr-98	0.01003017
May-98	0.05125836
Jun-98	0.00887301
Jul-98	0.01852853
Ago-98	0.02433254
Set-98	0.01012236
Oct-98	0.06587453
Nov-98	0.02064653
Dic-98	0.05347336
Ene-99	0.02615428
Feb-99	-0.00355401
Mar-99	-0.01511248
Abr-99	0.0098719
May-99	-0.01922101
Jun-99	0.04493091
Jul-99	0.06229093
Ago-99	-0.00510366
Set-99	-0.00259677
Oct-99	0.05269779
Nov-99	-0.01085874
Dic-99	0.0743342
Ene-00	-0.03599
Feb-00	0.03842712
Mar-00	0.05305494
Abr-00	0.04082436
May-00	0.02319612
Jun-00	0.04595205
Jul-00	0.03787583
Ago-00	0.09146444
Set-00	0.00023293
Oct-00	0.06015322
Nov-00	0.04280082
Dic-00	0.04583212
Ene-01	-0.0865298
Feb-01	0.02553882

Mar-01	0.00726936
Abr-01	0.07441955
May-01	0.0279546
Jun-01	0.05515331
Jul-01	0.06431914
Ago-01	0.02058536
Set-01	0.01140188
Oct-01	0.03921313
Nov-01	0.06074357
Dic-01	0.00317663
Ene-02	0.00695354
Feb-02	0.10035424
Mar-02	0.00608751
Abr-02	0.05019724
May-02	0.04385797
Jun-02	0.07361167
Jul-02	0.08727144
Ago-02	0.01704469
Set-02	0.03230056
Oct-02	0.08153523
Nov-02	0.01082906
Dic-02	0.0521903
Ene-03	-0.0302194
Feb-03	0.00489426
Mar-03	0.03285754
Abr-03	0.01827614
May-03	0.01613127
Jun-03	0.05852601
Jul-03	0.02113088
Ago-03	0.0390419
Set-03	0.06678476
Oct-03	-0.01782007
Nov-03	-0.00675503
Dic-03	-0.01805199
Ene-04	-0.00268416
Feb-04	0.00380632
Mar-04	0.00719127
Abr-04	0.00781357
May-04	0.05892147
Jun-04	-0.01512369
Jul-04	0.03002582
Ago-04	0.03498348
Set-04	0.01835607
Oct-04	-0.02596124
Nov-04	0.04951876

Dic-04	-0.01529121
Ene-05	-0.00071132
Feb-05	0.01294467
Mar-05	0.03305608
Abr-05	0.01419203
May-05	0.0460686
Jun-05	0.01936358
Jul-05	0.02923058
Ago-05	0.01943386
Set-05	0.02353036
Oct-05	0.05248033
Nov-05	0.01771332
Dic-05	0.04966327
Ene-06	0.00140044
Feb-06	0.01613671
Mar-06	0.07773144
Abr-06	-0.00207817
May-06	0.02375518
Jun-06	0.01727531
Jul-06	0.00716758
Ago-06	0.02314311
Set-06	0.02592913
Oct-06	0.00860982
Nov-06	0.01644333
Dic-06	-0.00619058
Ene-07	0.01267266
Feb-07	0.00814444
Mar-07	-0.00391737
Abr-07	0.04235011
May-07	0.00517695
Jun-07	0.01374824
Jul-07	0.00222989
Ago-07	0.00787128
Set-07	0.03131961
Oct-07	0.00479528
Nov-07	0.02691567
Dic-07	-0.02281092
Ene-08	0.00769638
Feb-08	0.01091175
Mar-08	0.03506443
Abr-08	0.01166724
May-08	0.05416128
Jun-08	0.02158429
Jul-08	0.00085563
Ago-08	0.04031356

Set-08	0.03950456
Oct-08	0.01084397
Nov-08	-0.00550227
Dic-08	0.03331465
Ene-09	-0.01032427
Feb-09	0.00552171
Mar-09	0.00884374
Abr-09	0.02028939
May-09	-0.00811826
Jun-09	0.0628719
Jul-09	0.00204517
Ago-09	0.00435022
Set-09	0.01420688
Oct-09	0.02081008
Nov-09	0.03139125
Dic-09	0.008505
Ene-10	-0.01135716
Feb-10	0.02527906
Mar-10	0.00609257
Abr-10	0.02855618
May-10	0.02608545
Jun-10	0.02087407
Jul-10	0.03484147
Ago-10	0.03326527
Set-10	0.0497226
Oct-10	0.00851349
Nov-10	0.0232426
Dic-10	0.01395676
Ene-11	-0.00947245
Feb-11	0.00442274
Mar-11	0.01620422
Abr-11	0.01820652
May-11	0.02001071
Jun-11	-0.01323571
Jul-11	0.02428185
Ago-11	0.02092675
Set-11	0.03649897
Oct-11	0.0161828
Nov-11	0.02434829
Dic-11	-0.0258504
Ene-12	0.00137033
Feb-12	0.00837631
Mar-12	-0.00861338
Abr-12	0.01938121
May-12	0.00966761

Jun-12	-0.00119396
Jul-12	-0.00605543
Ago-12	0.01861757
Set-12	0.00599156
Oct-12	0.02833331
Nov-12	0.01646983
Dic-12	-0.01262589
Ene-13	0.01033846
Feb-13	0.03849747
Mar-13	-0.03613106
Abr-13	0.02207378
May-13	0.01571944
Jun-13	0.00517088
Jul-13	0.01778945
Ago-13	0.00364551
Set-13	0.00659286
Oct-13	0.00662354
Nov-13	0.02565808
Dic-13	-0.00525672
Ene-14	-0.00338914
Feb-14	0.00712764
Mar-14	-0.01475537
Abr-14	-0.01093084
May-14	-0.00330033
Jun-14	-0.00542322
Jul-14	-0.00769213
Ago-14	-0.01346594
Set-14	-0.01418068
Oct-14	-0.00176855
Nov-14	0.00947634
Dic-14	0.00393854
Ene-15	-0.0012915
Feb-15	0.00605323
Mar-15	-0.0105008
Abr-15	0.01204074
May-15	0.00930204
Jun-15	0.00243028
Jul-15	-0.05580842
Ago-15	0.00459957
Set-15	-0.00167707
Oct-15	0.0150203
Nov-15	0.00728154
Dic-15	0.00651387
Ene-16	-0.00383137
Feb-16	0.00561316

Mar-16	-0.00720079
Abr-16	-0.00970074
May-16	0.02707377
Jun-16	0.00937525
Jul-16	-0.00127561
Ago-16	0.00259118
Set-16	0.00348404
Oct-16	0.00391551
Nov-16	0.00966903
Dic-16	-0.00988687
Ene-17	-0.0155754
Feb-17	0.01297805
Mar-17	-0.01202155
Abr-17	0.00162144
May-17	0.00752271
Jun-17	-0.00909634
Jul-17	-0.00229352
Ago-17	-0.00745916
Set-17	-0.00456293
Oct-17	-0.01482303
Nov-17	0.01648763
Dic-17	0.00880053
Ene-18	-0.01299139
Feb-18	0.01379033
Mar-18	-0.00113335
Abr-18	0.00867661
May-18	0.00877439
Jun-18	0.00688939
Jul-18	0.02101789
Ago-18	-0.00328439
Set-18	0.02025081
Oct-18	0.00608875
Nov-18	0.01694294
Dic-18	-0.01416189
Ene-19	0.00101173
Feb-19	0.00360632
Mar-19	0.02369856
Abr-19	-0.00149456
May-19	0.04413505
Jun-19	0.00785447
Jul-19	0.01231075
Ago-19	0.00556197
Set-19	-0.00566638
Oct-19	-0.00346169
Nov-19	0.01327243

Dic-19	-0.00252168
Ene-20	-0.01554911
Feb-20	-0.01166188
Mar-20	-0.02091257
Abr-20	0.01602327
May-20	0.0170297
Jun-20	0.04742447

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
Elaboración Propia.

Anexo 3. Instrumentos de recolección de datos

Variable	Definición	Tipo por su naturaleza	Indicador	Medio de verificación
Varianza condicionada del error	Varianza condicional del término de error de la serie de retornos.	Cuantitativa	Esperanza matemática de los residuos al cuadrado condicionada a la información pasada de los mismos.	Relación de las observaciones de las varianzas condicionadas del error en el modelo.
Varianza condicionada rezagada del error	Varianza condicional rezagada del término de error de la serie de retornos.	Cuantitativa	Esperanza matemática de los residuos al cuadrado condicionada a la información pasada de los mismos.	Relación de las observaciones de las varianzas condicionadas del error en el modelo.
Potencia cuadrática del error	Los residuos obtenidos de la series de los retornos del activo elevados al cuadrado.	Cuantitativa	Diferencia entre la rentabilidad rezagada observada y la estimada elevada al cuadrado	Relación de las observaciones de los residuos obtenidos en el modelo.

Elaboración: Propia

Anexo 4. Matriz de Consistencia

Título de la investigación	Pregunta de investigación	Objetivos de la Investigación	Hipótesis	Tipo y diseño de estudio	Población de estudio y procesamiento	Instrumento de recolección
<p>Desarrollo de un modelo simétrico GARCH para la estimación y predicción de la volatilidad de los retornos del activo de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A., periodo 1998 - 2020</p>	<p>Principal: ¿Cuál es el mejor modelo simétrico GARCH para determinar cómo ha sido el comportamiento de la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020 y cómo se espera que sea en el futuro?</p> <p>Secundarios: 1. ¿Cuál es el mejor modelo para estimar la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020? 2. ¿Qué efectos genera la participación de los shocks rezagados elevados al cuadrado en la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020? 3. ¿Qué efectos genera la participación de la varianza condicional rezagada en la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020? 4. ¿Cómo es el comportamiento esperado de la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en los meses de julio a septiembre 2020?</p>	<p>General: Utilizar el mejor modelo simétrico GARCH para estimar la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020 y predecirla en los meses de julio a septiembre 2020.</p> <p>Específicos: 1. Definir las características del mejor modelo simétrico GARCH para la estimación de la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas en el periodo enero 1998 a junio 2020. 2. Determinar el efecto estimado en la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas que genera la participación de los shocks rezagados elevados al cuadrado en el periodo enero 1998 a junio 2020. 3. Determinar el efecto estimado en la volatilidad de los retornos del activo de la CMAC Maynas que genera la participación de la varianza condicional rezagada en el periodo enero 1998 a junio 2020. 4. Determinar los valores futuros de la volatilidad estimada del activo de la CMAC Maynas en el horizonte de predicción de tres meses fuera de la muestra, de julio a septiembre 2020.</p>	<p>Principal: El mejor modelo simétrico GARCH será de orden (1,1) y se plantea el cumplimiento de la restricción de estacionariedad de la varianza condicionada de los retornos del activo de CMAC Maynas durante el periodo enero 1998 a junio 2020.</p> <p>Derivadas: 1. Se plantea que el mejor modelo simétrico GARCH sea de orden (1,1) que estima la volatilidad de los retornos del activo de CMAC Maynas para el periodo enero 1998 a junio 2020. 2. Se plantea un alto grado de persistencia (mayor a 0.8) de los shocks rezagados elevados al cuadrado en la varianza condicionada contemporánea de los errores de la serie de retornos del activo de la CMAC Maynas para el periodo enero 1998 a junio 2020. 3. Se plantea un nivel medio de persistencia (entre 0.45 y 0.55) de la varianza condicionada rezagada en la varianza condicionada contemporánea de los errores de la serie de retornos del activo de la CMAC Maynas para el periodo enero 1998 a junio 2020. 4. Se plantea una predicción de la volatilidad con valores que presentan una tendencia descendente de los retornos del activo de la CMAC Maynas para el periodo estimado de julio a septiembre 2020.</p>	<p>a) Tipo de investigación: Cuantitativa (por su naturaleza) / Correlacional (por su nivel de explicación) / Predictiva.</p> <p>b) Diseño de investigación: No experimental (no se interviene en las variables de estudio).</p>	<p>a) Población y Muestra: La totalidad de los Activos de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Maynas S.A., en el periodo enero 1998 a junio 2020.</p> <p>c) Procesamiento: 1. La información recolectada se registrará en formato base de datos del software Microsoft Excel. 2. Se desarrollará la metodología de Box - Jenkins para la selección del mejor modelo para la media condicionada a través del software RStudio. 3. Con el uso del modelo para la media se procederá a desarrollar la selección del mejor modelo GARCH previamente verificando la presencia de clústeres de volatilidad por medio del RStudio. 4. Luego se ejecutarán los resultados correspondientes al modelo como los coeficientes y la curva de impacto de noticias con uso del software RStudio. 5. Después se realizará la predicción de la volatilidad de los retornos correspondiente al modelo escogido utilizando el software RStudio. 6. Finalmente, se realizarán los análisis, conclusiones y recomendaciones de los resultados obtenidos.</p>	<p>El instrumento que se utilizará en el presente estudio será la web oficial de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), donde se publican los Estados Financieros por Caja Municipal que operan en el Perú en periodos mensuales.</p>