



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA

CARRERA DE INGENIERÍA FINANCIERA

**Proyecto de Investigación, previo a la obtención del Título de Ingeniera
Financiera**

Tema:

**“Análisis de volatilidad de los precios de las acciones Holcim S.A. utilizando el
modelo GARCH.”**

Autora: Romero Tapia, Estefany Pamela

Tutor: Eco. Villa Muñoz, Julio César

Ambato- Ecuador

2017

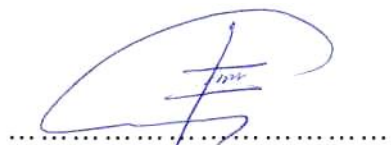
APROBACIÓN DEL TUTOR

Yo, Eco. Julio César Villa Muñoz, con cédula de identidad N°. 180161146-6, en mi calidad de Tutor del proyecto de investigación sobre el tema: **“ANÁLISIS DE VOLATILIDAD DE LOS PRECIOS DE LAS ACCIONES HOLCIM S.A. UTILIZANDO EL MODELO GARCH”**, desarrollado por Estefany Pamela Romero Tapia, de la carrera de Ingeniería Financiera, modalidad presencial, considero que dicho informe investigativo reúne los requisitos, tanto técnicos como científicos y que corresponde a las normas establecidas en el Reglamento de Graduación de Pregrado de la Universidad Técnica de Ambato y en el normativo para la presentación de Trabajos de Graduación de la Facultad de Contabilidad y Auditoría.

Por lo tanto, autorizo la presentación del mismo ante el organismo pertinente, para que sea sometido a evaluación por los profesores calificadores designados por el H. Consejo Directivo de la Facultad.

Ambato, Agosto del 2017

TUTOR



Eco. Julio César Villa Muñoz

C.I. 180161146-6

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Estefany Pamela Romero Tapia, con cédula de identidad N°. 050379782-1, tengo a bien indicar que los criterios emitidos en el Proyecto de Investigación bajo el tema: **“ANÁLISIS DE VOLATILIDAD DE LOS PRECIOS DE LAS ACCIONES HOLCIM S.A. UTILIZANDO EL MODELO GARCH”**, así como también los contenidos presentados, ideas, análisis, síntesis de datos; conclusiones, son de exclusiva responsabilidad de mi persona, como autora de este proyecto de investigación.

Ambato, Agosto del 2017

AUTORA



.....

Estefany Pamela Romero Tapia

C.I. 050379782-1

CESIÓN DE DERECHOS

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que haga de este proyecto de investigación, un documento disponible para su lectura, consulta y procesos de investigación.

Cedo los derechos en línea patrimoniales de mi proyecto de investigación con fines de difusión pública; además apruebo la reproducción de este proyecto de investigación, dentro de las regulaciones de la Universidad, siempre y cuando esta reproducción no suponga una ganancia económica potencial; y se realice respetando mis derechos de autora.

Ambato, Agosto del 2017

AUTORA



.....
Estefany Pamela Romero Tapia

C.I. 050379782-1

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO

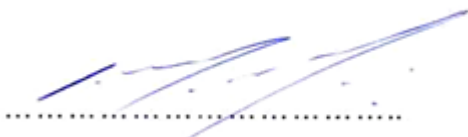
El Tribunal de Grado, aprueba el Proyecto de Investigación sobre el tema: **“ANÁLISIS DE VOLATILIDAD DE LOS PRECIOS DE LAS ACCIONES HOLCIM S.A. UTILIZANDO EL MODELO GARCH”**, elaborado por Estefany Pamela Romero Tapia, estudiante de la Carrera de Ingeniería Financiera, el mismo que guarda conformidad con las disposiciones reglamentarias emitidas por la Facultad de Contabilidad y Auditoría de la Universidad Técnica de Ambato.

Ambato, Agosto del 2017



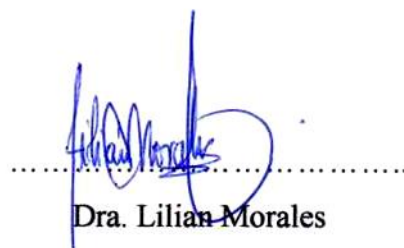
Eco. Mg. Diego Proaño

PRESIDENTE



Eco. Jesús Ortiz

MIEMBRO CALIFICADOR



Dra. Lilian Morales

MIEMBRO CALIFICADOR

DEDICATORIA

El presente trabajo lo dedico a la persona más importante de mi vida mi hija Ariana Victoria por ser mi inspiración, mi fuerza y mi motivación de todos los días. Sin duda alguna la persona en que me he convertido y los logros alcanzados son gracias a ti. Contigo aprendí que rendirme jamás será una opción, te amo amor de mi vida y mi mejor elección siempre.

Estefany Pamela Romero Tapia

AGRADECIMIENTO

Quiero agradecer en primer lugar a mi familia por su apoyo incondicional, en especial a mi padre Eduardo Romero y mi madre Inés Tapia quienes han formado parte de los momentos más importantes de mi vida, y han seguido junto a mí, impulsándome con su gran amor y ejemplo a seguir adelante sin importar nada, gracias por confiar en mí.

A mis hermanos Johana y Richard gracias por ser mis amigos, por su amor y por su apoyo, sin duda son mi ejemplo a seguir. A mi pequeña Arita gracias por darme el mejor título que es ser mamá y por la paciencia y tu amor tan puro que me llena de felicidad.

A mis maestros por todos los conocimientos que me permitirán ser una excelente profesional y a mis mejores amigas Majito y Joha gracias por ser la mejor compañía en los momentos más oscuros y regalarme tan buenos momentos a su lado.

Y finalmente a mi novio José gracias por el amor incondicional y sincero que siempre encuentro en ti, gracias por ser mi apoyo constante aún en los días más difíciles, tu presencia en mi vida ha sido muy importante para mí y sé que nos esperan muchos objetivos por cumplir juntos.

Estefany Pamela Romero Tapia

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO
FACULTAD DE CONTABILIDAD Y AUDITORÍA
CARRERA DE INGENIERÍA FINANCIERA

TEMA: “ANÁLISIS DE VOLATILIDAD DE LOS PRECIOS DE LAS ACCIONES HOLCIM S.A. UTILIZANDO EL MODELO GARCH”

AUTORA: Estefany Pamela Romero Tapia

TUTOR: Eco. Julio César Villa Muñoz

FECHA: Agosto del 2017

RESUMEN EJECUTIVO

El presente trabajo de investigación tiene el propósito fundamental de responder al problema: ¿Es el modelo GARCH un modelo eficiente para el análisis de la volatilidad de la empresa Holcim S.A.? , esta interrogante nace debido a la presencia de volatilidad en las series de tiempo. La volatilidad sirve para evaluar el riesgo de un activo financiero. El riesgo ha estado presente a lo largo de la historia y ha llevado a producir grandes crisis financieras que repercutieron en el aspecto no solo económico sino también en el aspecto social. Esto ha incentivado el estudio del riesgo para lograr una mejor gestión en las empresas. La investigación recopiló información bibliográfica sobre mercados financieros, volatilidad, series de tiempo y modelos autorregresivos. Además se proporcionó información histórica de los precios de las acciones Holcim y el indicador Ecuindex que es un indicador utilizado para observar las variaciones diarias de las acciones que se cotizan a nivel nacional y está compuesto por una canasta de los diez emisores más representativos del país como es la empresa Holcim. Primero se analizó las características de las series de tiempo Holcim y Ecuindex y al observar que no son estacionarias se eliminó la tendencia mediante las diferencias para poder lograr modelar las series. Con la ayuda de un paquete informático econométrico Gretl se obtuvo los resultados, se aplicó el modelo ARIMA mediante la metodología BOX JENKINS que permite realizar un análisis histórico y futuro mediante las proyecciones y segundo el modelo GARCH, que permite analizar la volatilidad. Los modelos cumplieron con los parámetros establecidos para ser aceptados y considerados como modelos eficientes.

PALABRAS DESCRIPTORAS: SERIES DE TIEMPO, ARIMA,
METODOLOGÍA BOX JENKINS, MODELOS AUTOREGRESIVOS, GARCH.

TECHNICAL UNIVERSITY OF AMBATO
FACULTY OF ACCOUNTING AND AUDIT
ACCOUNTING AND AUDIT CAREER

TOPIC: “ANALYSIS OF THE VOLATILITY OF PRICES OF THE ACTIONS HOLCIM S.A. USING THE MODEL GARCH”

AUTHOR: Estefany Pamela Romero Tapia

TUTOR: Eco. Julio César Villa Muñoz

DATE: August, 2017

ABSTRACT

The present research work has the fundamental purpose of answering the problem: Is the GARCH model an efficient model for the analysis of the volatility of the company Holcim S.A., This question is a consequence of the volatility in the time series. Volatility is used to assess the risk of a financial asset. Risk has been present throughout history and has led to major financial crises that had repercussions not only on the economic aspect but also on the social aspect. This has encouraged the study of risk to achieve better management in companies. The research compiled bibliographic information on financial markets, volatility, time series and autoregressive models. It also shows historical information on Holcim stock prices and the Ecuindex indicator which is an indicator used to observe the daily variations of stocks quoted at a national level and is composed of a basket of the ten most representative emitters of the country as This is Holcim. First we analyzed the characteristics of the time series Holcim and Ecuindex and observing that no son parkings were eliminated the tendency with the differences for the power reached to model the series. With the help of an economic computer package The result obtained the results, the ARIMA model was applied using the BOX JENKINS methodology, which allows to make a historical and future analysis through the projections and second the GARCH model, which allow to analyze the volatility. The models met the parameters established to be accepted and the criteria as the efficient models.

KEY WORDS: SERIES OF TIME, ARIMA, BOX JENKINS METHODOLOGY, AUTOREGRESIVE MODELS, GARCH.

ÍNDICE GENERAL

CONTENIDO	PÁGINA
PÁGINAS PRELIMINARES	
PORTADA.....	i
APROBACIÓN DEL TUTOR.....	ii
DECLARACIÓN DE AUTORÍA.....	iii
CESIÓN DE DERECHOS.....	iv
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO.....	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTO.....	vii
RESUMEN EJECUTIVO.....	viii
ABSTRACT.....	x
ÍNDICE GENERAL.....	xi
ÍNDICE DE TABLAS.....	xiii
ÍNDICE DE GRÁFICOS.....	xiv
ÍNDICE DE ANEXOS.....	xv
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO I.....	2
EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	2
1.1. Tema de Investigación.....	2
1.2. Análisis Y Descripción Del Problema De Investigación.....	2
1.2.1. Contextualización.....	2
1.2.2. Análisis Crítico.....	14
1.2.3. Prognosis.....	15
1.2.4. Unidades de Observación.....	15
1.2.5. Formulación del Problema.....	15
1.2.6. Interrogantes.....	16
1.2.7. Delimitación del Objeto de Investigación.....	16
1.3. Justificación.....	16
1.4. Objetivos.....	17
1.4.1. Objetivo General.....	17

1.4.2. Objetivo Específico.....	17
CAPÍTULO II	18
MARCO TEÓRICO	18
2.1. Antecedentes Investigativos	18
2.2. Fundamentación Legal	22
2.3. Categorías Fundamentales.....	24
2.3.1. Marco Conceptual Variable Independiente	26
2.3.2. Marco Conceptual Variable Dependiente.....	44
2.4. HIPÓTESIS	66
CAPÍTULO III	67
METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN	67
3.1. ENFOQUE	67
3.2. MODALIDAD BÁSICA DE LA INVESTIGACIÓN	67
3.2.1. Investigación Bibliográfica- documental.....	67
3.3. NIVEL O TIPO DE INVESTIGACIÓN.....	67
3.3.1. Investigación exploratoria.....	67
3.3.2. Investigación descriptiva	67
3.3.3. Técnicas de Investigación.....	68
3.3.4. Método de Investigación.....	68
3.4 POBLACIÓN Y MUESTRA	68
3.5. OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES	68
3.5.1. Variable Independiente: Determinar la volatilidad.....	69
3.5.2. Variable Dependiente: GARCH	70
3.6. RECOLECCIÓN Y PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN.....	71
3.7. PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS	72
CAPÍTULO IV	74
RESULTADOS	74
4.1. PRINCIPALES RESULTADOS.....	74
4.2. CONCLUSIONES.....	93
4.3. RECOMENDACIONES	94
5. BIBLIOGRAFÍA	96
6. ANEXOS	104

ÍNDICE DE TABLAS

CONTENIDO	PÁGINA
Tabla 1. Índices Bursátiles de Latinoamérica	9
Tabla 2. Mercado de Valores	29
Tabla 3. Participación en la Bolsa de Valores Quito.....	37
Tabla 4. Procesos GARCH	65
Tabla 5. Matriz de Operacionalización variable independiente	69
Tabla 6. Matriz de operacionalización variable independiente.....	70
Tabla 7. Recolección de la Información.....	71
Tabla 8. Instrumento de Investigación	72
Tabla 9. Contraste aumentado de Dickey Fuller para ECUINDEX.....	75
Tabla 10. Contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_ECUINDEX	77
Tabla 11. Análisis comparativo Dickey Fuller.....	77
Tabla 12. ARIMA d_ld_ECUINDEX.....	78
Tabla 13. GARCH d_d_ECUINDEX	82
Tabla 14. Contraste aumentado de Dickey Fuller HOLCIM S.A.	84
Tabla 15. Contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_HOLCIM	86
Tabla 16. Análisis comparativo Dickey Fuller.....	87
Tabla 17. ARIMA HOLCIM.....	88
Tabla 18. GARCH HOLCIM	92

ÍNDICE DE GRÁFICOS

CONTENIDO	PÁGINA
Gráfico 1: Índices Internacionales y Bolsas de Valores del Mundo	3
Gráfico 2. Acciones Cotizadas en las Bolsas de Valores del Mundo	4
Gráfico 3. Políticas para enfrentar la crisis en Latinoamérica	7
Gráfico 4. Principales Bolsas de Valores Latinoamericanas.....	8
Gráfico 5. Acciones cotizadas en las Bolsas de Valores de Latinoamérica	10
Gráfico 6. Compañías que cotizan en la Bolsa de Valores	13
Gráfico 7. Supra ordinación de variables	25
Gráfico 8. Participación por Subsistema de la Cartera Bruta.....	27
Gráfico 9. Serie Ecuindex	74
Gráfico 10. Serie d_ECUINDEX	76
Gráfico 11. Serie d_d_ECUINDEX	76
Gráfico 12- Correlograma d_d_ECUINDEX ARIMA	79
Gráfico 13. Predicción d_d_ECUINDEX	80
Gráfico 14. Series temporales predicción d_d_ECUINDEX	81
Gráfico 15. Serie HOLCIM S.A.....	83
Gráfico 16. Serie d_HOLCIM S.A	85
Gráfico 17. d_d_HOLCIM S.A.....	86
Gráfico 18. Correlograma d_d_HOLCIM ARIMA	89
Gráfico 19. Predicción d_ld_HOLCIM.....	90
Gráfico 20. Series temporales predicción d_d_HOLCIM.....	91

ÍNDICE DE ANEXOS

CONTENIDO	PÁGINA
Anexo 1. Tabla de precios Ecuindex y Holcim	104
Anexo 2. Tabla Contraste aumentado de Dickey Fuller para ECUINDEX.....	108
Anexo 3. Contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_ECUINDEX.....	109
Anexo 4. Tabla ARIMA d_d_ECUINDEX	109
Anexo 5. Correlograma d_d_ECUINDEX	111
Anexo 6. Tabla GARCH d_d_ECUINDEX	112
Anexo 7. Tabla Dickey Fuller HOLCIM S.A.....	113
Anexo 8. Tabla Dickey Fuller d_d_HOLCIM S.A.....	114
Anexo 9. Tabla Correlograma HOLCIM S.A.....	115
Anexo 10. ARIMA d_d_HOLCIM.....	116
Anexo 11. GARCH HOLCIM S.A	117
Anexo 12. Tabla Predicciones Ecuindex	117
Anexo 13. Tabla Predicciones HOLCIM	117

INTRODUCCIÓN

La siguiente investigación realiza un análisis sobre la volatilidad del precio de las acciones de la empresa Holcim y además determina su comportamiento histórico y futuro mediante modelos econométricos como son GARCH y ARIMA. En primer lugar se realiza un estudio empírico con fuentes bibliográficas sobre las variables de estudio, para entender de mejor manera la relación y la aplicación de modelos autorregresivos. A continuación se dará a conocer como se desarrolló la investigación:

En el **Capítulo I** se plantea el análisis y descripción del problema, con su respectiva contextualización y análisis crítico de las variables de estudio, además se planteó objetivos tanto el general como los específicos que se pretenden alcanzar a lo largo de la investigación.

El **Capítulo II** contiene el marco teórico, que está sustentado con información bibliográfica haciendo referencia a los autores sobre los temas de estudio que permiten el desarrollo de la investigación. Al final de este capítulo se diseña la hipótesis de estudio que será justificada posteriormente.

En el **Capítulo III** se realiza la metodología de investigación, que establece el enfoque, las modalidades básicas de estudio, el tipo de investigación que se realiza y la población y muestra que se utiliza. Además se realiza la operacionalización de la variable dependiente e independiente.

En el **Capítulo IV** se procede a realizar los respectivos cálculos de los modelos autorregresivos en el programa Gretl, que proporciona tablas y gráficos que ayudan a determinar los mejores resultados para posterior establecer las conclusiones y recomendaciones a las que se ha llegado mediante el desarrollo del proyecto de investigación.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Tema de Investigación

“ANÁLISIS DE VOLATILIDAD DE LOS PRECIOS DE LAS ACCIONES HOLCIM S.A. UTILIZANDO EL MODELO GARCH”.

1.2. Análisis Y Descripción Del Problema De Investigación

La presente investigación se orientará, a establecer el modelo que permita explicar con mayor precisión el comportamiento de los precios de las acciones Holcim S.A. a través de la utilización del modelo GARCH.

1.2.1. Contextualización

1.2.1.1. Macro Contextualización

La crisis financiera y económica más importante ocurrió en el año 2008, el mercado hipotecario de los Estados Unidos colapso y así provocó la caída de grandes instituciones financieras (Zurita Jesús, 2009).

El exagerado crecimiento de la actividad financiera, provocó que los bancos ofrecieran innumerables créditos con tasas de intereses bajas y; además la falta de control a las instituciones y sus operaciones, generaron volatilidad en los precios de los activos. Y lo que empezó como una crisis financiera terminó convirtiéndose en una crisis económica (Zurita Jesús, 2009).

Posteriormente estas instituciones financieras empezaron a disminuir el número de créditos. Para la población fue más difícil obtener un financiamiento que les ayude a cubrir con todas sus necesidades, o adquirir ese crédito y no contar con la capacidad para poder pagarlo, debido a la crisis. Y sobre todo, influyó principalmente a las empresas que necesitaban esos recursos para poder surgir o mantenerse en el mercado (Zurita Jesús, 2009).

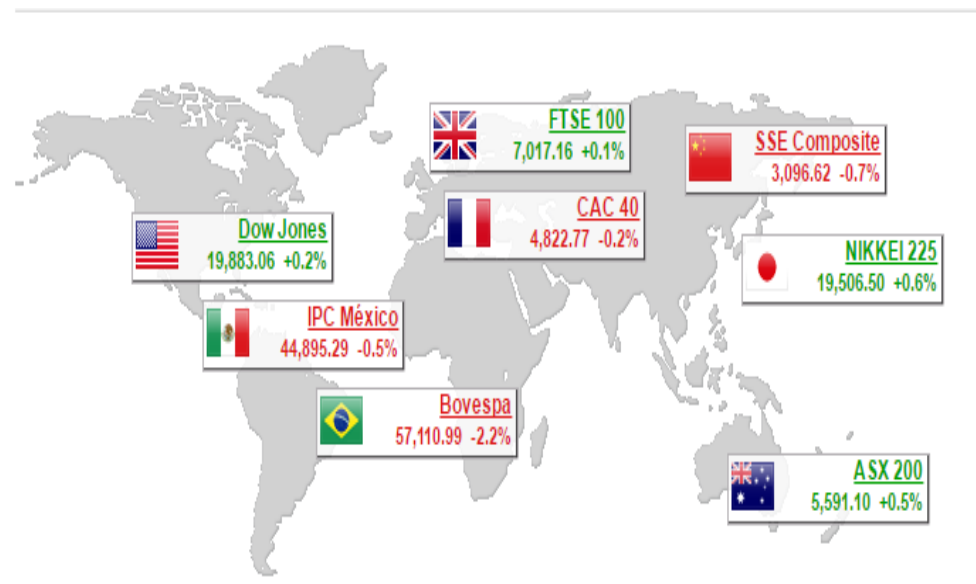
Según Zurita Jesús (2009): “La crisis estadounidense se extendió rápidamente a Europa y a los mercados emergentes, que vieron como el desacoplamiento del que se había hablado en el pasado no era más que un mito”. La crisis provocó muchos

problemas de inestabilidad y riesgo en todas las actividades y principalmente en el empleo y todo se vio reflejada en la economía de los países.

Es importante destacar la incertidumbre que ocasiona Estados Unidos sobre los demás mercados a nivel mundial, debido a que esta incertidumbre genera especulación y por lo tanto provoca mayor volatilidad en los precios de los activos más importantes que se negocian en las Bolsas de valores (Zurita Jesús, 2009).

Las principales Bolsas de Valores del mundo son: la Bolsa de Nueva York que se encuentra en Wall Street y cotiza los indicadores más importantes como el Dow Jones y el Nasdaq, la bolsa de Tokio con el indicador Nikkei 225 que cotiza las 225 empresas con mayor liquidez en Japón, London Stock Exchange que es una bolsa británica donde se cotiza uno de los índices más importantes denominado FTSE-100 y en la Bolsa de Madrid el Ibex 35 que cotiza a las 35 empresas más importantes (Crespo, 2012).

Gráfico 1: Índices Internacionales y Bolsas de Valores del Mundo



Fuente: Bolsa Nacional de Valores

Elaborado por: Bolsa Nacional de Valores

Las acciones que cotizan las Bolsas de Valores están relacionadas con la volatilidad, el riesgo y por lo tanto con la incertidumbre que existe en estos mercados cuando

existen grandes fluctuaciones, sobre todo en época de crisis. A continuación se presentará un gráfico de las acciones cotizadas con más frecuencia en las bolsas de valores del mundo:

Gráfico 2. Acciones Cotizadas en las Bolsas de Valores del Mundo



Santander	4,916	-0,117	-2,33%
BBVA	6,474	-0,078	-1,19%
Banco Popular	1,016	+0,006	+0,59%
Telefónica	8,762	-0,004	-0,05%
Inditex	32,070	-0,380	-1,17%
Repsol	13,370	-0,105	-0,78%
Iberdrola	6,032	+0,031	+0,52%
Aena	132,35	-0,25	-0,19%

Fuente: Investing.com

Elaborado por: Investing.com

Posterior a la crisis, es importante destacar los esfuerzos por introducir nuevas reglas en el funcionamiento de los mercados. Un claro ejemplo es la “Dodd-Frank Act” sancionada en Estados Unidos en julio de 2010. La mayoría de las normativas apunta

a entregar la operatoria de derivados OTC hacia mercados formalmente constituidos, aumentar los requerimientos de garantías y márgenes para disminuir el apalancamiento, vigilar los niveles de deuda que mantienen los distintos sectores de la economía, limitar la participación de especuladores en mercados de commodities y monitorear más estrictamente los movimientos en los precios de los activos (Roossi, 2013).

La volatilidad provocada durante la crisis del 2008, sin duda permitió visualizar las imperfecciones que existían en el mercado financiero debido a la falta de control. Referente a los países que se encuentran en vías de desarrollo es más difícil afrontar esta crisis, ya que los costos que produce la volatilidad son más elevados, generada por los pánicos financieros y la caída de muchos bancos y en consecuencia es evidente la disminución del desarrollo económico mundial (Roossi, 2013).

En definitiva es necesario fomentar nuevos mecanismo que ayuden a disminuir los riesgos en las crisis financieras y mantener un adecuado control, que permite regular los movimientos y permitir la estabilidad de todo el sistema económico.

1.2.1.2. Meso Contextualización

La crisis que ocurrió en el año 2008 tomó por sorpresa a países cercanos y lejanos, quienes sufrieron un impacto importante; entre los países se encuentran México, Colombia, Venezuela y casi todas las economías pequeñas de Centroamérica y el Caribe (Ocampo, 2009).

En el caso de Latinoamérica, la abundancia de financiamiento se redujo desde el tercer trimestre de 2007, coincidiendo con la primera fase de la crisis financiera de Estados Unidos. A mediados de 2008 se inició la caída de precios de productos básicos. Pero fue el colapso financiero mundial de mediados de septiembre de 2008 el que desencadenó los cambios más profundos, al paralizar el crédito, elevar violentamente los márgenes de riesgo, al desplomar los precios de productos básicos y desencadenar una recesión profunda en el mundo industrializado. Aún las economías latinoamericanas que habían mantenido un alto e incluso creciente dinamismo hasta el tercer trimestre de 2008, como Brasil y Perú, colapsaron. (Ocampo, 2009)

Para poder afrontar la crisis mundial que se presentó, cada país actuó y respondió de diferente manera según las capacidades que tenían.

Sobre el tema de las exportaciones, los países que contaron con mayor diversidad de productos obtuvieron más beneficios, como es el caso de Brasil, seguido de Chile, Colombia y Perú. A diferencia de México y Venezuela que aunque tuvieron una gran capacidad de exportación, su relación con Estados Unidos lo afectó enormemente. Y a pesar del crecimiento sostenible que mantuvieron los países de Latinoamérica, no fue suficiente para resistir la crisis económica internacional (Ocampo, 2009).

Estos países tuvieron que recurrir a tres políticas: El aumento de déficit público, la posibilidad de recurrir a fondos contra-cíclicos vinculados a decisiones de políticas públicas tomadas en el pasado y recurrir a recursos extraordinarios mediante reformas de carácter institucional. Brasil y Colombia adquirieron su financiamiento con el aumento de su deuda pública. Chile debido a los fondos acumulados que poseía, permitió que el FEES fuera el indicado para proporcionar soporte a la política contra-cíclica y Argentina aplicó la liberación de recursos extraordinarios. En Argentina, la creación del Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA) eliminó el régimen de capitalización y unificó el sistema en un régimen previsional público (Ocampo, 2009).

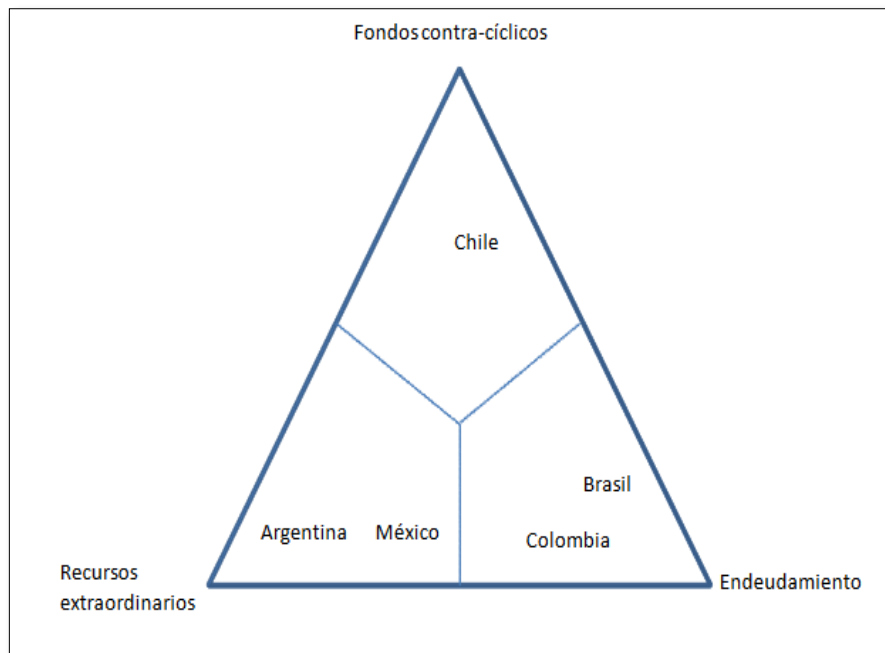
Todas las medidas adoptadas de diferente manera por cada país, fueron importantes para lograr enfrentar la crisis y así cubrir con las necesidades primordiales en ese momento.

En México, la necesidad de liberar recursos para enfrentar el primer programa contra-cíclico luego de la caída de Lehman Brothers llevó a que, junto con modificaciones a las estimaciones del Paquete Económico 2009, se presentara una iniciativa de modificación de la Ley Federal de Presupuesto y Responsabilidad Hacendaria. (Ocampo, 2009)

Esta iniciativa corrigió la inversión y eliminó los Proyectos de Inversión Productiva para evitar la reducción del presupuesto y así adecuar el gasto de una mejor manera ante esta situación. Establecida ya las políticas contra-cíclicas que optaron según sus necesidades, se pudo reflejar la diferencia que existe entre los países. Sin embargo

tienen un mismo fin, salir de la mejor manera de la crisis que se encontraban enfrentando. (Ocampo, 2009)

Gráfico 3. Políticas para enfrentar la crisis en Latinoamérica



Fuente: Revista Cepal

Elaborado por: José Ocampo

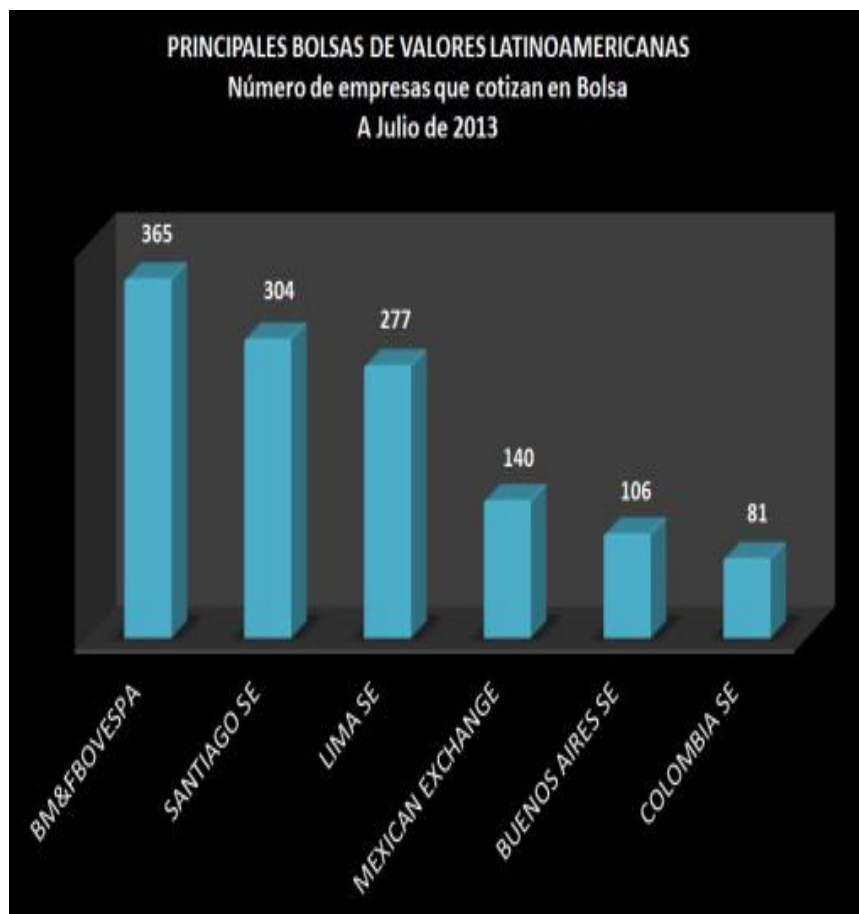
La crisis afectó sin duda a los mercados financieros provocando graves efectos como: la elevación de los costos de financiamiento y las bolsas de valores tuvieron caídas muy superiores a las de los países industrializados. Los márgenes se tornaron muy volátiles y en todos los países aumentó su correlación con la evolución del tipo de cambio. Brasil, Chile y México fueron los países de mayor inestabilidad cambiaria, mientras que Colombia se mostró más estable que en los acontecimientos anteriores, quizás porque la exigencia de encaje a las entradas de capital había reducido los capitales más volátiles; y la diferencia entre los márgenes de Argentina y Venezuela y los de las demás economías más grandes de América Latina se amplió significativamente, hasta alcanzar los 10 o más puntos porcentuales. (Ocampo, 2009)

Todos los problemas que se presentaron, evidenciaron la debilidad de financiamiento externo y la respuesta inmediata ante una crisis, la aplicación de las políticas anteriormente mencionadas fueron primordiales para poder sobrellevar la crisis.

Existen varias Bolsas de Valores muy importantes en Latinoamérica. Según Ramírez (2013): “MB&BOVESPA es la bolsa de valores brasilera catalogada como la más grande de Latinoamérica, tiene un valor de mercado de \$ 1.007 Billones de dólares registrados a Julio del 2013, cuenta con 365 empresas listadas que cotiza esta Bolsa”.

A continuación se presenta gráficos de las principales bolsas de valores de Latinoamérica.

Gráfico 4. Principales Bolsas de Valores Latinoamericanas



Fuente: Principales Bolsas de Latinoamérica
Elaborado por: Jorge Ramírez

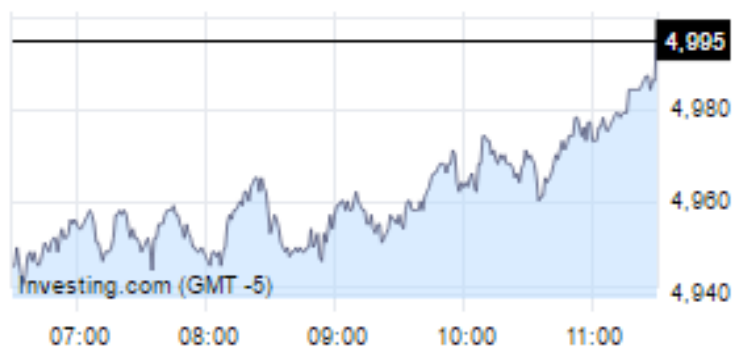
Tabla 1. Índices Bursátiles de Latinoamérica

Índice		Puntos	Var. (%)	Var.(puntos)	Anterior	Hora
ARGENTINA						
Merval		16.064,06	+0,42%	+67,93	15.996,13	20/12
MÉXICO						
IPC MÉXICO		44.930,27	+0,08%	+34,98	44.895,29	20/12
IMC30		830,06	-0,21%	-1,71	831,77	20/12
INMEX		2.650,83	+0,14%	+3,72	2.647,11	20/12
IND-HABITA		48,15	-2,31%	-1,14	49,29	20/12
IRT COMP MX		452,59	+0,06%	+0,27	452,32	20/12
COLOMBIA						
IGBC		13.762,88	-0,21%	-29,61	13.792,49	4/06
COL20		1.133,91	+0,85%	+9,54	1.124,37	20/12
COLCAP		1.345,87	+0,43%	+5,79	1.340,08	20/12
CHILE						
IPSA		3.255,97	-0,23%	-7,35	3.263,32	20/12
IGPA LARGE		13.878,62	-0,23%	-32,54	13.911,16	20/12
IGPA MID		15.038,33	+0,13%	-19,19	15.019,15	20/12
IGPA SMALL		22.646,78	-0,65%	-148,67	22.795,45	20/12
PERÚ						
LIMA INDICE GENERAL		15.438,79	+0,51%	+78,78	15.360,01	20/12
INDICE NAC DE CAP		96,43	+0,70%	+0,67	95,76	30/04
LIMA IND SELECTIVO		23.387,15	+0,42%	+98,48	23.288,67	20/12

Fuente: El Economista América.com

Elaborado por: El Economista América.com

Gráfico 5. Acciones cotizadas en las Bolsas de Valores de Latinoamérica



Santander	4,995	+0,079	+1,61%
BBVA	6,515	+0,041	+0,63%
Banco Popular	1,013	-0,003	-0,29%
Telefónica	8,925	+0,163	+1,86%
Inditex	32,115	+0,045	+0,14%
Repsol	13,600	+0,230	+1,72%
Iberdrola	6,084	+0,052	+0,86%
Aena	131,55	-0,80	-0,60%

Fuente: Investing.com

Elaborado por: Investing.com

1.2.1.3. Micro Contextualización

En diciembre de 1998 con el gobierno de Jamil Mahuad se creó la Agencia de Garantía de Depósitos (AGD). Además eliminó el impuesto a la renta y creó un impuesto sobre la circulación de capitales. La AGD supuestamente tuvo como objetivo intervenir en el sistema financiero para sanearlo, proporcionando recursos suficientes a las entidades con problemas y garantizar con ello seguridad a los depositantes. Pero la entidad devino en otro instrumento utilizado para la impunidad del sistema bancario corrupto, lo cual obligó a que se decretara un “feriado bancario” del 8 al 12 de marzo de 1999 y

se congelaran los depósitos de ahorro y a la vista por seis meses y los depósitos a plazo por un año. En agosto el Gobierno comenzó a liberar los recursos. La crisis bancaria debilitó la política monetaria, además se emitieron 1.400 millones de dólares en bonos, entre otras cosas para recapitalizar a los bancos, pagar las garantías de los depósitos de bancos cerrados y cubrir retiros de saldos de los acreedores externos. El banco central del Ecuador incrementó sus emisiones para dar liquidez al sistema, durante la crisis miles de ecuatorianos perdieron su dinero y el BCE estima que las pérdidas fueron de 6.170 millones de dólares. Finalmente el 9 de enero de 2000 el gobierno de Mahuad adoptó la dolarización oficial en Ecuador (Cepeda J. J., 2016).

Esta fue la crisis más grande que tuvo que enfrentar el Ecuador y que trajo consigo muchos efectos negativos al país. Todo fue ocasionado principalmente por la falta de leyes y por el deficiente sistema de control y supervisión que mantenían las diferentes instituciones financieras. La ausencia de una correcta Ley Monetaria provocó que los productos financieros que se negociaban, tengan un alto riesgo y como resultado de ello fueron todas las operaciones fraudulentas que sucedieron (Cepeda J. J., 2016).

La mala administración que ocurrió en el año 1999 tuvo como consecuencias la desestabilización y quiebre de las instituciones financieras, produciendo una fuga de capitales. Así es importante recordar que el objetivo principal del Sistema Financiero es canalizar el ahorro de las personas hacia la inversión, y para lograrlo debe adquirir la confianza de los depositantes. (Larrea, 2006)

La medida buscaba evitar una hiperinflación y alcanzar en poco tiempo una estabilidad en los precios, lograr la convergencia de las tasas de interés a sus valores internacionales, reducir los costos de transacción para flujos internacionales de capital, y crear un ambiente macroeconómico estable que incentivara la inversión extranjera y restableciera el crecimiento sostenido de la economía. La mayoría de los bancos reflejaron una apreciada mejoría a pesar de enfrentar las consecuencias de la crisis. Además el cambio de moneda permitió regresar en cierto modo a la estabilidad económica que se había perdido y la inflación que en un inicio mantenía niveles altos logró una gran disminución. (Larrea, 2006)

Con esta alternativa el gobierno devolvió la estabilidad que todos esperaban, a pesar de enfrentar momentos difíciles y esto se pudo lograr a través del control de la inflación, las tasas de interés y los costos de transacción. Los próximos gobiernos

apoyaron la dolarización y así consolidaron de manera fuerte esta política monetaria y la recuperación de la economía fue el principal propósito (Larrea, 2006).

El impulso del sector petrolero jugó un papel muy importante ya que a través de la construcción de nuevos oleoductos para crudos pesados y el aumento de su exportación, obtuvieron grandes ingresos. También la rigidez de la política fiscal ayudó en este proceso. Sin embargo la excesiva producción de petróleo tuvo que llegar a su fin, lo que representó un nuevo comienzo a los problemas económicos (Larrea, 2006).

Los ingresos petroleros en el presupuesto del Estado cayeron de 6 mil millones en 2013 a un poco más de 2 mil millones en 2014 y a partir de 2015 los precios cayeron a la mitad del valor promedio de 2014, por lo que la situación empeorará. Si en 2012 cinco meses cerraron con déficit de caja en el Banco Central, en 2013 fueron ocho y en 2014 once meses. El déficit global que tuvo que ser financiado con deuda externa e interna en 2013 superó los 4 mil millones de dólares, el de 2014 los 7 mil y el déficit con que fue aprobada la proforma presupuestaria de 2015 fue de 8 mil 900 millones a pesar de presupuestarse sobre la base de un precio promedio del petróleo de 80 dólares el barril. (BCE, 2015)

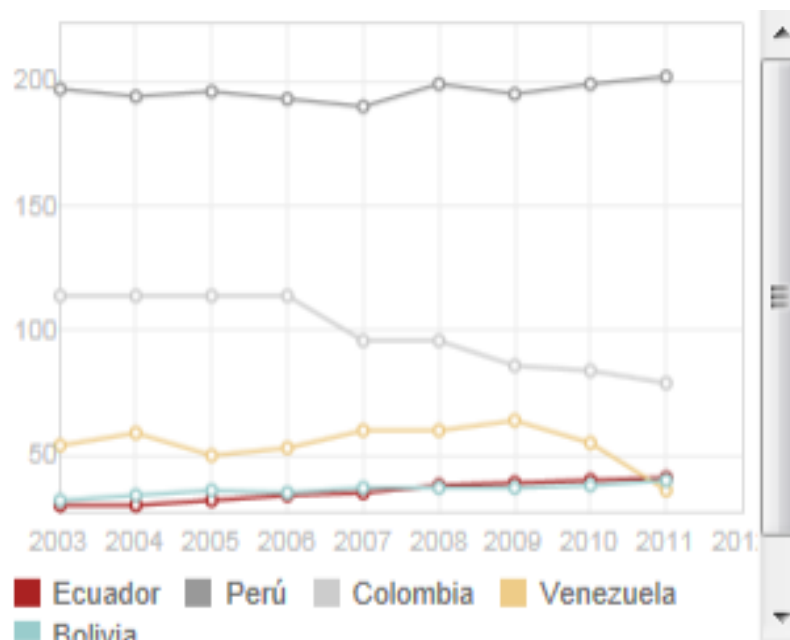
Los efectos que produjo la caída del precio del petróleo, sin duda afectaron a la economía del país que tiene un gran efecto en el sistema financiero por lo que consecuentemente aparecen innumerables riesgos y uno de ellos es el riesgo sistemático. Por lo tanto el riesgo sistemático es algo imposible de evitar y principalmente afecta a las acciones que se negocian en el mercado bursátil (Larrea, 2006).

“Los responsables de negociar diversos activos financieros en el mercado bursátil del Ecuador, son la bolsa de valores tanto de Quito como de Guayaquil” (Veloz, 2015).

Las negociaciones de valores en las bolsas del país durante el periodo enero-diciembre del 2012 ascendieron a \$3.748,7 millones de dólares, de los cuales \$2.034,8 millones se transaron en la Bolsa de Valores de Guayaquil (54,3 %) y \$1.713,8 millones en la Bolsa de Valores de Quito (45,7%). Las principales acciones que se negocian son: Produbanco, Corporación Favorita, Holcim, Banco del Pichincha, Banco de Guayaquil, entre otros. El número de compañías listadas en las Bolsas de Valores del

país, se mantiene dos veces menor a Colombia y tres veces al Perú, en condiciones similares a Bolivia. Existe además un alto grado de concentración de determinadas empresas en el mercado bursátil; sin embargo, mientras la participación en Venezuela y Colombia, marca una tendencia a la baja, en el Ecuador se ha mantenido con un crecimiento moderado y continuo en el período examinado. (SCVS, 2012)

Gráfico 6. Compañías que cotizan en la Bolsa de Valores



Fuente: Banco Mundial

Elaborado por: Banco Mundial

La Bolsa de Valores de Guayaquil cuenta con tres índices accionarios que se presentan a continuación:

“**BVG- Index** es un índice de rendimientos, su cálculo se realiza tanto con las ganancias por cambios de precios como con la ganancia por la entrega de dividendos” (Veloz, 2015).

“**IPECU-BVG** es un índice que considera únicamente la ganancia por cambios de precios” (Veloz, 2015).

“**IREFU-BVG** es un índice de rendimientos que considera la variación de precios y rendimiento que producen los pagos de dividendos” (Veloz, 2015).

Toda la información relacionada con las Bolsas de valores es muy significativa para aquellas personas que se encuentran participando en este mercado. El débil movimiento bursátil del Ecuador aumentó después del feriado bancario, por lo que el inversionista perdió la confianza y así evita invertir su dinero en determinado título o valor. Es importante activar este mercado, y proporcionar la información necesaria para realizar un análisis adecuado en precios de acciones.

1.2.2. Análisis Crítico

El principal problema que presenta un inversionista al momento de querer participar en el mercado de valores es el riesgo que representa su inversión por la volatilidad que sufren las acciones, ya sea por la economía o diferentes factores que influyen directamente al mercado financiero. Las acciones se mueven constantemente y evolucionan a lo largo del tiempo, lo que demuestra que es realmente importante realizar un análisis de la volatilidad de los precio de las acciones y evaluar el rendimiento que puede ofrecer.

La volatilidad es uno de los elementos más importantes que influyen en el mercado financiero, ayuda a medir la incertidumbre y los cambios que generalmente no se pueden predecir para obtener rentabilidad en el activo invertido a pesar del riesgo que represente, ya que a mayor riesgo mayor rentabilidad.

Para lograr determinar la volatilidad de las acciones se puede utilizar diferentes modelos; pero el modelo que se aplicará es uno de los modelos financieros-económicos más importantes denominado GARCH.

En definitiva es importante realizar un análisis de los precios de acciones, en el caso de la investigación de la empresa Holcim; para obtener información suficiente y verdadera que refleje la situación actual y que permita impulsar una participación activa en la inversión y con ello el desarrollo económico del país.

1.2.3. Prognosis

La existencia de cambios aleatorios que sufre la rentabilidad del precio de las acciones conlleva a una compleja gestión del riesgo que sufre el inversionista. Se ve presionado por no equivocarse y poder tomar las mejores decisiones tomando en cuenta el tiempo y los elementos necesarios, para lo que es necesario aplicar un modelo adecuado que permita tener resultados favorables a pesar del riesgo que se corra.

Es importante incentivar el mercado bursátil del país para lograr un desarrollo sustentable, a través de nuevos estudios que ofrezcan información veraz y oportuna a los inversores. Así apuntando a la importancia del análisis de la volatilidad que genera el riesgo sistemático sobre el precio de las acciones y es ahí en donde el inversionista tiene la responsabilidad de tomar las mejores decisiones para mejorar su rentabilidad y rendimiento.

Además en Ecuador ya existe mayor control sobre las operaciones que realiza el mercado financiero para lograr evitar problemas, que crezcan continuamente y ofrecer a la sociedad mayor confianza que por la crisis del año 2000 en el Ecuador se perdió y que es importante recuperarla para lograr una mayor participación en el mercado de valores.

1.2.4. Unidades de Observación

Los sujetos de observación del trabajo investigativo, serán las siguientes:

Bolsas de Valores del Ecuador.

1.2.5. Formulación del Problema

¿Es el modelo GARCH un modelo eficiente para el análisis de la volatilidad de la empresa Holcim S.A.?

1.2.6. Interrogantes

- ¿Qué modelos econométricos permiten determinar el correcto análisis de la volatilidad de los precios de las acciones de la empresa Holcim?
- ¿Qué metodología es la correcta para realizar una predicción del precio de las acciones de la empresa Holcim.?
- ¿Es factible considerar un modelo GARCH para determinar el comportamiento de las series de tiempo del precio de las acciones Holcim?

1.2.7. Delimitación del Objeto de Investigación

Campo: Financiero - Económico

Área: Financiera

Aspecto: Valoración de Activos Financieros – Riesgo Sistemático

1.2.7.1. Delimitación Espacial

La investigación se realizará con los precios de las acciones de la empresa Holcim S.A. y Ecuindex que se encuentran en la Bolsa de Valores.

1.2.7.2. Delimitación Temporal

Este problema fue estudiado entre los meses noviembre 2016 a junio 2017

1.3. Justificación

El presente trabajo se enmarca dentro del análisis técnico para evaluar la volatilidad mediante la consideración del modelo GARCH, que en la actualidad ha adquirido una gran importancia para cualquier persona que se encuentre relacionada con los mercados financieros.

La volatilidad es una medida de la intensidad de los cambios aleatorios o impredecibles en la rentabilidad o en el precio de un título; en la representación gráfica de una serie histórica de rendimientos se asocia la volatilidad con la amplitud de las

fluctuaciones del rendimiento tanto es que se consideren en valor absoluto como en desviaciones alrededor de un valor medio. (Martínez, 1993, pág. 341)

Por lo tanto es de vital utilidad la realización de un modelo que describa el comportamiento histórico de la volatilidad y permita predecir la volatilidad en períodos futuros, para la gestión del riesgo y para el éxito del inversor.

El modelo GARCH actúa como un mecanismo adaptativo que tiene en cuenta la varianza condicionada en cada etapa. Así, es capaz de producir conglomerados de observaciones atípicas que, en el caso de una serie de volatilidades corresponden a conglomerados de alta volatilidad. (Gouriéroux, 1996)

Esta es una de las razones por las que el modelo GARCH que es una aplicación indispensable en el campo económico financiero, que será utilizado para el análisis de las acciones de la empresa HOLCIM.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo General

- Analizar la volatilidad de las acciones Holcim con la utilización del modelo GARCH y determinar su comportamiento histórico y futuro con modelos econométricos.

1.4.2. Objetivo Específico

- Estudiar los modelos econométricos de series temporales para determinar el correcto análisis de la volatilidad de los precios de las acciones de la empresa Holcim.
- Modelar las series temporales de los precios de las acciones Holcim S.A. mediante la metodología de Box Jenkins.
- Determinar el comportamiento de las series de tiempo a través del modelo GARCH.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes Investigativos

En la investigación realizada por Centeno & Martín (2004) en su artículo denominado: “Estimación de modelos de volatilidad estocástica en series de rendimientos bursátiles” menciona que:

El estudio de la volatilidad en los mercados financieros y cambiarios ha ido creciendo en las últimas décadas. Para estudiar la evolución dinámica de la volatilidad en la literatura econométrica se han propuesto básicamente dos tipos de modelos: los modelos de heterocedasticidad condicional autorregresiva (modelos ARCH, propuestos por Engle 1982 y modelos GARCH, propuestos por Bollerslev 1986) y todas las variantes que a partir de ellos han ido surgiendo y los modelos de volatilidad estocástica (modelos SV, propuestos por Taylor 1986) y sus variantes. En este trabajo se utilizará el modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizado, modelo GARCH y el modelo de volatilidad estocástica autorregresivo de primer orden, modelo ARSV para estimar la evolución de la volatilidad de los rendimientos diarios de dos índices bursátiles: el CAC40 y el DAX30 de Madrid. (Centeno & Martín, 2004, pág. 2)

Uno de los objetivos principales de este trabajo es la medición de la volatilidad y el riesgo a través de la aplicación de modelos y como resultado de la investigación se tiene que:

En la estimación del modelo GARCH(1,1) para los rendimientos del CAC40y DAX30, se puede apreciar que todos los parámetros son significativos, lo que indica que los rendimientos de los índices bursátiles se ven afectados por el comportamiento de la volatilidad en el periodo anterior. Además, se ha recogido con esta estimación de forma adecuada la dependencia de los cuadrados ya que las funciones de autocorrelación simple y parcial tienen prácticamente todos sus valores en torno a cero, lo que implica que el agrupamiento de la volatilidad ya no es tan acentuado. La

persistencia de la volatilidad está medida por los valores estimados de $\alpha_1 + \beta_1$, que en este caso son valores próximos a uno. (Centeno & Martín, 2004, pág. 10)

Con estos resultados que se obtuvieron a través de la aplicación del modelo GARCH, (Centeno & Martín, 2004) concluyó que:

Los modelos de volatilidad estocástica, aunque son más complicados de estimar que los modelos GARCH, permiten captar mejor, en muchos casos, la evolución de la dinámica de la volatilidad a lo largo del tiempo. En la utilización de estos modelos (por ejemplo, para hacer predicciones de la volatilidad) es necesario tener en cuenta que los valores más recientes proporcionan más información. (Centeno & Martín, 2004, pág. 11)

Por lo que es necesario tomar en cuenta las diferentes características antes de realizar un análisis de la volatilidad, para poder utilizar un modelo adecuado que proporcione información útil y veraz.

Según Gálvez, Salgado, & Gutiérrez (2001) en el artículo publicado: “Optimización de carteras de inversión modelo de Markowitz y estimación de volatilidad con GARCH” menciona que:

El modelo Harry Markowitz representa un gran aporte para las futuras investigaciones. La única desventaja del modelo es que no considera el problema de volatilidad de las series financieras quienes presentan una característica heterocedástica opuesta a la característica de homocedasticidad del modelo. Para enfrentar los problemas de volatilidad son de gran utilidad los modelos de la familia ARCH (Gálvez, Salgado, & Gutiérrez, 2001, pág. 40).

“En el artículo se trabajó con acciones que fueron negociadas en la Bolsa de Santiago de Chile desde el 2 de Enero de 1995 al 29 de Diciembre de 2000” (Gálvez, Salgado, & Gutiérrez, 2001, pág. 42).

Para cumplir con los objetivos del trabajo investigativo se tomó en cuenta a los valores accionarios que mantengan volatilidad y gran participación en el mercado, para que así sea posible aplicar el modelo respectivo. Por lo tanto se logró llegar a ciertas conclusiones que se presenta a continuación. (Gálvez, Salgado, & Gutiérrez, 2001)

“Existen ciertos modelos para la creación de carteras de inversión que permiten reducir de cierta manera el riesgo al que se enfrentan y así lograr reducir las posibles pérdidas que provoque el mercado” (Gálvez, Salgado, & Gutiérrez, 2001, pág. 47).

Además otra característica importante de los modelos de cartera, es la formulación de sus matrices de varianza y covarianza condicionales que presenta retornos promedios superiores a los retornos promedios de cartera que no formularon matrices de varianza y covarianza condicional. Lo que refleja que el uso de los modelos GARCH para la valoración de la volatilidad condicional logra capturar la información del mercado y consigue atravesar al modelo de media varianza lo que explica que las ponderaciones de cada activo sea diferente que cuando se usa varianza covarianza no condicional. (Gálvez, Salgado, & Gutiérrez, 2001, pág. 47)

Según Austria (2004) en su trabajo de tesis de maestría: “Estimación del riesgo financiero mediante los modelos GARCH y SV: Caso de las acciones más bursátiles y capitalizables de la bolsa Mexicana de Valores 1990-2003” (pág. 1). Presenta como objetivo principal:

Determinar, entre los modelos GARCH y SV, la mejor herramienta para predecir y medir la volatilidad de los rendimientos de los activos financieros que nos permite contar con una mejor identificación, medición, monitoreo y control del riesgo financiero. Se comprobará si el modelo GARCH debe ser considerado como la mejor herramienta econométrica para series de tiempo en la edición de la volatilidad financiera. (Austria, 2004, pág. 16)

En el trabajo de investigación se aplicarán dos modelos econométricos de acuerdo a sus objetivos y para comprobar su hipótesis se establece que:

Si el modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada tiene un poder predictivo con factor de ajuste estadísticamente fuerte en la identificación y medición de la volatilidad de los rendimientos de los activos financieros más bursátiles y capitalizables de la Bolsa Mexicana de Valores en comparación al modelo de volatilidad estocástica, entonces, se debe considerar al modelo de Heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada GARCH como la mejor herramienta econométrica para series de tiempo en la determinación de la volatilidad financiera. (Austria, 2004, págs. 19,20)

El autor que realizó el trabajo de investigación logró establecer varias conclusiones:

Se comprobó, estadísticamente, que las características habituales de las series financieras son exceso de curtosis, sesgo, escasa correlación en los niveles y correlaciones positivas en la serie de los cuadrados; y que el modelo GARCH es una excelente herramienta econométrica que coadyuva a inferir sobre el comportamiento volátil y dinámico de la serie. (Austria, 2004, pág. 146)

Se encontró que el modelo SV presentó un mejor ajuste de convergencia intertemporal ligeramente más rápida que el modelo GARCH (1,1). Se sabe, con base a las estimaciones realizadas, que el modelo SV converge a un equilibrio intertemporal después de 11 interacciones, mientras tanto, el modelo GARCH (1,1) converge a un equilibrio intertemporal después de 21 interacciones. (Austria, 2004, pág. 147)

Por último, uno de los antecedentes más importantes es el trabajo de tesis de Veloz denominado:

El riesgo sistemático en la valoración de activos financieros de las principales compañías societarias que negocian en la Bolsa de Valores de Quito presenta como objetivo analizar la estimación del riesgo sistemático en valoración de los activos financieros que son negociados en la Bolsa de valores. (Veloz, 2015, pág. 20)

“La investigación utilizó un enfoque cualitativo utilizando diferentes técnicas para lograr la comprensión de fenómenos sociales, además la investigación se basará principalmente en el desarrollo del proceso investigativo” (Veloz, 2015, pág. 91).

Al finalizar la investigación el autor propuso algunas conclusiones sobre el desarrollo de su trabajo, entre las más importantes menciona que:

“La fundamentación teórica de la investigación se basará en el coeficiente beta, el riesgo sistemático, modelos de valoración que permitan obtener un resultado eficiente como el CAPM y la familia ARCH” (Veloz, 2015, pág. 115).

“Los principales participantes del mercado bursátil se encuentran expuestos constantemente al riesgo sistemático, sin embargo los principales participantes del sector bursátil no consideran frecuentemente el riesgo en la valoración de activos financieros” (Veloz, 2015, pág. 115).

En el momento de valorar los activos financieros, el principal aspecto son los riesgos tanto el específico como el sistemático, sin embargo las calificadoras no emplean métodos autorregresivos para estimar el riesgo sistemático por lo que no toma en cuenta factores empíricos de importancia en las finanzas. (Veloz, 2015, pág. 116)

Es importante la utilización de modelos financieros que permitan modelar los factores de riesgo mediante escenarios estocásticos para estimar de mejor manera la valoración de los activos financieros. Además los resultados de las investigaciones deben ser socializados para aportar en el crecimiento de la cultura bursátil del país (Veloz, 2015, pág. 116).

2.2. Fundamentación Legal

La presente investigación se sustentará en la siguiente base legal. Según la Constitución en su capítulo cuarto, sección octava acerca del sistema financiero y artículo 309, establece:

El sistema financiero nacional está integrado por el sector público, sector privado y sector del popular y solidario, que se encargan de intermediar los recursos del público. Además todos los sectores contarán con normas y entidades de control que se encargarán de preservar su seguridad, dichas entidades serán autónomas. Los encargados de las entidades de control serán responsables en el aspecto administrativo, civil y penal por las decisiones tomadas. (Constitución, 2008, pág. 147)

En el artículo 310 de la constitución señala que:

El sector financiero público tiene como finalidad la prestación eficiente de los servicios financieros, los créditos se otorgarán para incrementar la productividad y competitividad de los sectores que permitan alcanzar los objetivos del Plan de Desarrollo con los grupos vulnerables a fin de impulsar su inclusión en la economía. (Constitución, 2008, pág. 147)

Código Orgánico Monetario y Financiero (2014) en su artículo 1 dispone que: “El Código Orgánico Monetario y Financiero tiene por objeto regular los sistemas monetario y financiero, así como los regímenes de valores y seguros del Ecuador” (pág. 4).

Según Código Orgánico Monetario y Financiero (2014) en su artículo 6 establece:

Los integrantes de los sistemas monetario y financiero nacional son las entidades responsables de la formulación de las políticas, regulación, implementación, supervisión, control y seguridad financiera y las entidades públicas, privadas y populares y solidarias que ejercen actividades monetarias y financieras. (págs. 4,5)

En el artículo 13 se dispone que la junta de política y regulación monetaria y financiera es responsable de la formulación de todas las políticas públicas, además es encargado de la regulación y supervisión monetaria, crediticia, cambiaria, financiera, de seguros y valores (Código Orgánico Monetario y Financiero, 2014, pág. 6).

En el artículo 14 detalla las funciones más importantes como la formulación de las políticas tanto monetaria, crediticia, como cambiaria y financiera, además la política de seguros y de valores. También establece normas para regular las actividades financieras y por último regula el crecimiento de las entidades para disminuir la vulnerabilidad de la economía (Código Orgánico Monetario y Financiero, 2014, págs. 6,7).

En la sección 5, artículo 78 se establece que la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, tiene como responsabilidad vigilar, controlar, auditar, intervenir y supervisar el mercado de valores, del régimen de seguros y de las personas jurídicas de derecho privado no financieras, por lo que debe regirse por las resoluciones de la Ley de Mercado de Valores, ley de Compañías, Ley General de Seguros y las regulaciones que establezca la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera (Código Orgánico Monetario y Financiero, 2014, págs. 32,33).

“En el artículo 3, el mercado de valores utiliza los mecanismos previstos en esta Ley para canalizar los recursos financieros con destino a las actividades productivas, mediante la negociación de valores en el mercado bursátil y extrabursátil” (Veloz, 2015).

Las operaciones con valores que efectúen los intermediarios en los mercados bursátil y extrabursátil, serán puestas en conocimiento de la Superintendencia de Compañías y

Valores para fines de procesamiento y difusión que determine la Junta de Regulación del Mercado de Valores (Veloz, 2015).

En el artículo 8 se regula la creación y funcionamiento de las casas de valores, calificadoras de riesgos, bolsas de valores, la sociedad proveedora y administradora del sistema único bursátil, los depósitos de compensación y liquidación de valores, las administradoras de fondos y fideicomisos (Veloz, 2015).

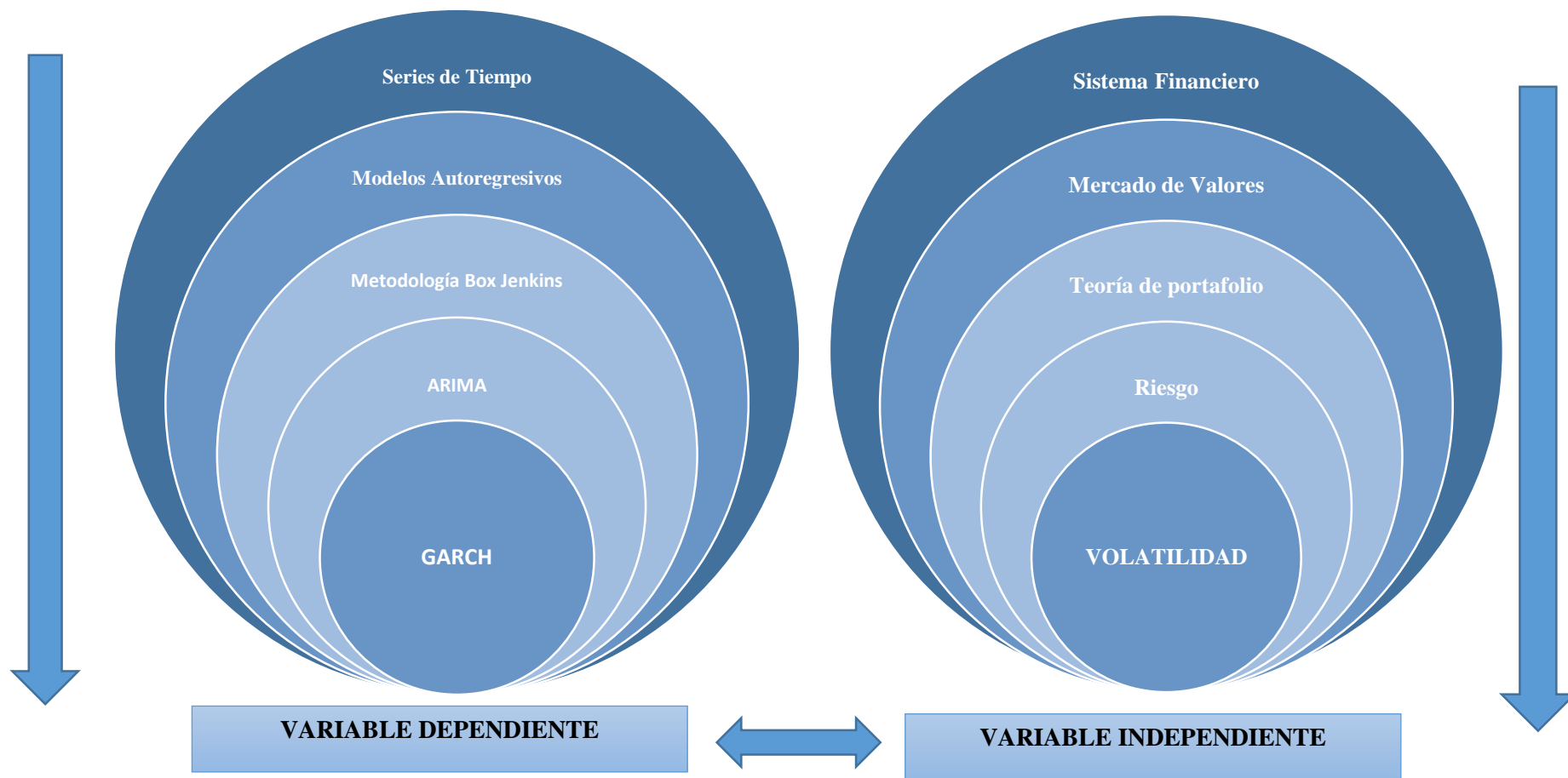
“En el artículo 9 se autoriza las actividades ligadas a la bolsas de valores, casas de valores, banca de inversión, administradoras de fondos y fideicomisos y calificadoras de riesgo que sean necesarias para el adecuado desarrollo del mercado de valores” (Veloz, 2015).

“Según artículo 44, las bolsas de valores brindan los servicios y mecanismos requeridos para la negociación de valores. Podrán realizar las demás actividades previamente autorizadas por la Junta de Regulación del Mercado de Valores” (Veloz, 2015).

2.3. Categorías Fundamentales

Las categorías fundamentales que intervienen en la investigación son la volatilidad y los diferentes modelos de simulación financiera, en particular el modelo que utilizaremos denominado GARCH.

Gráfico 7. Supra ordenación de variables



Elaborado por: Estefany Romero

2.3.1. Marco Conceptual Variable Independiente

SISTEMA FINANCIERO

“El Sistema Financiero es el conjunto de instituciones autorizadas por el Estado, que están encargadas de captar, administrar e invertir el dinero tanto de personas naturales como de personas jurídicas” (Dueñas, 2008, pág. 4).

“Para lograr el cumplimiento de sus funciones de una manera eficiente, el sistema financiero debe cumplir con tres características fundamentales: transparencia, liquidez y eficiencia” (Atehortúa, 2012, pág. 18).

SISTEMA FINANCIERO ECUATORIANO

En una economía desarrollada las entidades financieras se encargan de distribuir los fondos que reciben de los ahorradores entre las personas necesitadas de créditos. De esta manera se mantiene una economía saludable pero sobre todas las cosas se genera un clima de confianza entre la población para seguir generando riqueza (Superintendencia de Bancos, 2017).

El sistema financiero ecuatoriano se encuentra compuesto por instituciones financieras privadas (bancos, sociedades financieras, cooperativas y mutualistas); instituciones financieras públicas; instituciones de servicios financieros, compañías de seguros y compañías auxiliares del sistema financiero, entidades que se encuentran bajo el control de la Superintendencia de Bancos, constituyéndose los bancos en el mayor y más importante participante del mercado con más del 90% de las operaciones del total del sistema (Superintendencia de Bancos, 2017).

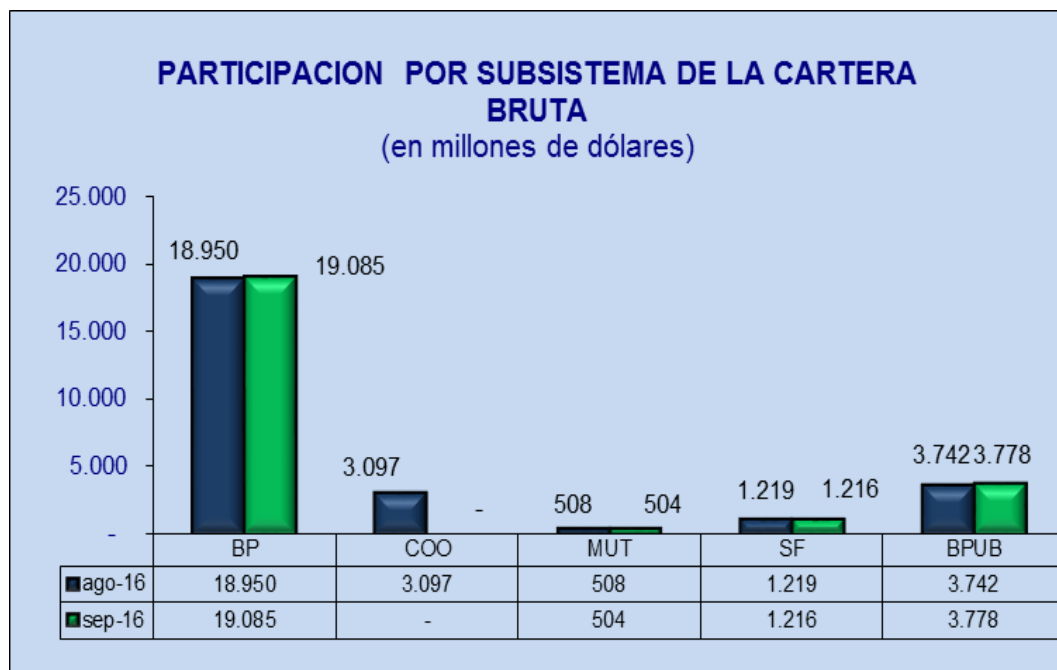
El sistema financiero cumple múltiples funciones: captar y promover el ahorro para luego canalizarlo de una forma correcta hacia los diferentes agentes económicos, facilitar el intercambio de bienes y servicios a sus asociados de tal forma que le permita ser más eficiente, buscar el crecimiento económico de la población, apoyar de una u otra manera para que la política monetaria sea más efectiva, y de esta manera contribuir al desarrollo local (Guaytarilla, 2012).

La Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera es el encargado de elaborar políticas públicas, también se encarga de la regulación y supervisión monetaria, así

como de la crediticia, cambiaria, financiera, de las bolsas de seguros y valores. Además los organismos de supervisión y control son la Superintendencia de Bancos para bancos, mutualistas y sociedades financieras, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria para cooperativas y mutualistas de ahorro y crédito de vivienda y la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros para compañías de seguros (Romero B. , 2015).

Superintendencia de Bancos (2017) proporciona: “un informe sobre la participación de las entidades más importantes del Sistema financiero: Bancos privados (BP), cooperativas de ahorro y crédito (COO), mutualistas (MUT), sociedades financieras (SF) y banca pública”, que se presenta en el siguiente gráfico:

Gráfico 8. Participación por Subsistema de la Cartera Bruta



Fuente: Superintendencia de Bancos
Elaborado por: Superintendencia de Bancos

“Los sistemas o mercados financieros incluyen ámbitos tales como el mercado de deudas (interbancarios, de divisas, renta fija, monetarios), mercado de acciones, mercado de derivados, de materias primas y de valores” (Paredes, 2011, pág. 4).

MERCADO DE VALORES

“El mercado de valores es una parte del mercado financiero, se encarga de movilizar los recursos de los sectores ahorristas para financiar actividades productivas mediante la compra o venta de valores en los segmentos bursátil y extrabursátil” (Martínez, 2015).

Los mercados de valores poseen una característica especial y es que son capaces de fijar el precio de los valores, en orden a la ley de oferta y demanda de los mismos. Otra ventaja cualitativa es que puede ser una inversión de tipo muy líquido para muchos inversores, ya que en cualquier momento se puede tener la opción de negociar las acciones (López M. , 2009).

Importancia de Mercado de Valores

El Mercado de Valores es una de las fuentes de recursos más importantes para las empresas. Cotizando en la bolsa, las empresas pueden captar capital adicional para su expansión, ya sea mediante la venta de acciones o de bonos. El mercado cumple la función de orientar los recursos desde aquéllos que poseen ahorros sin un destino específico, hacia otros que necesitan dinero para producir bienes y servicios. Dota de recursos al sector generador de riqueza y empleos (Dorrejo, 2013).

Mercado de Valores Ecuatoriano

El mercado de valores es un segmento de los mercados de capitales en el cual se negocian valores de renta fija y variable, entre emisores e inversionistas, a través de mecanismos previstos en la Ley de Mercado de Valores, con la finalidad de permitir la canalización de los recursos hacia la inversión, sin necesidad de la intermediación de entidades financieras. La Intendencia de Mercado de Valores se encarga, a través de sus departamentos, de promover e impulsar el desarrollo de este sector. La función más importante es contribuir a lograr un mercado de valores organizado, integrado, eficaz y transparente (Superintendencia de Compañía Valores y Seguros, 2017).

Estructura del Mercado de Valores

La superintendencia de Seguros y Valores presenta la estructura del mercado de valores del Ecuador, que se presenta a continuación:

Tabla 2. Mercado de Valores

JUNTA DE POLÍTICA Y REGULACIÓN MONETARIA Y FINANCIERA				
SUPERINTENDENCIA DE COMPAÑÍAS VALORES Y SEGUROS				
INTENDENCIA DE MERCADO DE VALORES	GUAYAQUIL	TOTAL NACIONAL	QUITO	INTENDENCIA REGIONAL DE MERCADO DE VALORES
Bolsa de Valores de Guayaquil	1	2	1	Bolsa de Valores de Quito
Casas de Valores	15	37	22	Casas de Valores
Operadores de Valores	40	114	74	Operadores de Valores (Incluye operadores Sector Público)
Administradoras de fondos	16	25	9	Administradoras de fondos
Fondos de Inversión	9	22	13	Fondos de Inversión
Calificadoras	2	7	5	Calificadoras
Auditoras	36	74	38	Auditoras
Estructuradores	19	32	13	Estructuradores
Depósito de Valores	1	2	1	Depósito de Valores
Representantes de Obligacionistas	9	20	11	Representantes de Obligacionistas
Emisores	215	390	175	Emisores

Fuente: Superintendencia de Valores y Seguros

Elaborado por: Superintendencia de Valores y Seguros

Ventajas del Mercado de Valores

- “Es un mercado organizado y eficiente que realiza la intermediación de valores de manera equitativa y ordenada como producto de la información completa, veraz y oportuna” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Estimula la generación de ahorro, que deriva en inversión” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Genera movimientos importantes y permanentes de recursos que aportan de manera significativa al financiamiento en mediano y largo plazo” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Clasificación del Mercado de Valores

“El Mercado de Valores lo integran los segmentos público, privado, primario y secundario” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

El segmento público son las negociaciones que se realizan con la intermediación de una casa de valores autorizada, mientras que el segmento privado son las negociaciones que se realizan en forma directa entre comprador y vendedor, no intervienen las casas de valores. Además el segmento primario es aquel en el cual se realiza la primera venta o colocación de valores que hace el emisor con el fin de obtener directamente los recursos y por último el segmento secundario comprende las negociaciones posteriores a la primera colocación de valores (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Entidades que controlan el mercado de valores

- Consejo Nacional De Valores es el órgano adscrito a la Superintendencia De Compañías que establece la política general del mercado de valores y regula su funcionamiento (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- Superintendencia De Compañías es la institución que ejecuta la política general del mercado de valores y controla a los participantes del mercado (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- Bolsas De Valores a través de su facultad de autorregulación pueden dictar sus reglamentos y demás normas internas de aplicación general para todos sus

partícipes, y ejercer el control de sus miembros e imponer las sanciones dentro de su competencia (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Participantes del mercado de valores

- “Los emisores son compañías públicas, privadas o instituciones del sector público que financian sus actividades mediante la emisión y colocación de valores” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Los inversionistas son aquellas personas que disponen de recursos económicos y los destinan a la compra de valores, con el objeto de lograr una rentabilidad adecuada en función del riesgo adquirido” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Las bolsas de valores son corporaciones civiles sin fines de lucro que tienen por objeto brindar los servicios y mecanismos necesarios para la negociación de valores en condiciones de equidad y seguridad” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- Casas de valores son compañías anónimas autorizadas, miembros de las bolsas de valores cuya principal función es la intermediación de valores, además de asesorar en materia de inversiones, ayudar a estructurar emisiones y servir de agente colocador de las emisiones primarias (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Deposito centralizado de compensación y liquidación de valores es una compañía anónima que se encarga de proveer servicios de depósito, custodia, conservación, liquidación y registro de transferencia de los valores. Opera también como cámara de compensación” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Calificadoras de riesgo son sociedades anónimas o de responsabilidad limitada, independientes, que tienen por objeto la calificación de emisores y valores” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Administradoras de fondos y fideicomisos son compañías anónimas que administran fondos de inversión y negocios fiduciarios” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Mecanismos del mercado de valores

- “Registro del mercado de valores es el lugar en el que se inscriben los valores, emisores, casas de valores y demás partícipes del mercado, los mismos que deberán proveer información suficiente y actualizada. Esta información es de carácter público” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

- “Oferta Pública es la propuesta dirigida al público en general, o a sectores específicos, con el propósito de negociar valores en el mercado” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Calificación de Riesgo es la actividad que realizan las calificadoras de riesgo con el objeto de dar a conocer al mercado y al público su opinión sobre la solvencia y probabilidad de pago que tiene un emisor de valores” (Bolsa de Valores Quito, 2017).
- “Rueda de Bolsa es la reunión o sistema de interconexión de operadores de valores que, en representación de sus respectivas casas de valores, realizan transacciones con valores inscritos en el registro de mercado de valores y en bolsa” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

ÍNDICES BURSÁTILES

Los índices bursátiles se utilizan para medir la evolución y realizar comparaciones intertemporales por lo tanto constituye un agregado de la evolución de las compañías que en él cotizan. Para la elaboración se seleccionan un grupo de valores que se consideran representativos del conjunto, estableciendo los criterios utilizados de ponderación de cada valor: volumen negociado, frecuencia de contratación y capitalización bursátil. Después, se aplica la fórmula de cálculo de forma continua, con las correcciones o ajustes, que eviten fluctuaciones por motivos ajenos al mercado. (Velasco, 2010, pág. 2)

“Constituyen prácticamente la única fuente de información fiable de la realidad bursátil” (González, 1975, pág. 11).

Existen algunos índices bursátiles, entre los principales índices mundiales tenemos:

DOW JONES: Es el índice representativo del New York Stock Exchange (NYSE), integrado por 30 valores industriales, de entre las 1.500 más importantes de EE.UU. Se calcula como una media aritmética simple y sin considerar dividendos. Tiene varios índices sectoriales: transportes, servicios e industrial. (Velasco, 2010, pág. 7)

“**NASDAQ-100:** Incluye 100 de las mayores compañías no financieras que cotizan en el Mercado de Valores Nasdaq. Este índice recoge las compañías que han mostrado un mayor crecimiento en los principales sectores” (Puga, 2010, pág. 5).

“**S&P 500:** Se considera el índice más representativo de la verdadera situación del mercado e incluye las 500 compañías más grandes del mundo, ponderadas por capitalización. No tiene en cuenta el efecto dividendo, ni empresas pequeñas o medianas” (Velasco, 2010, pág. 7).

“**FTSE 100:** Es el más utilizado del mercado londinense, compuesto por las 100 empresas con más peso en la Bolsa de Londres, ponderadas por capitalización. Se calcula y se difunde en tiempo real” (Velasco, 2010, pág. 7).

“**IBEX-35:** Es el índice oficial del Mercado Continuo de la Bolsa Española. Se calcula, publica y difunde en tiempo real. Es un índice ponderado por capitalización, compuesto por las 35 compañías cotizadas más líquidas” (Velasco, 2010).

En las bolsas de valores de Ecuador existen varios índices accionarios:

El índice local BVG- Index se considera un índice de rendimientos, en su cálculo se estima las ganancias generadas por cambio de precio y las ganancias generadas por la entrega de dividendos (Bolsa de Valores de Guayaquil, 2017).

El índice de precios Ecuador IPECU-BVG es un índice exclusivamente de precios, en su cálculo no se consideran las ganancias producidas por el reparto de dividendos (Bolsa de Valores de Guayaquil, 2017).

El índice de precios Ecuador IRECU-BVG, es un índice que además de la variación de precios, toma en cuenta el rendimiento que reciben los accionistas por el impacto de los pagos de dividendos (Bolsa de Valores de Guayaquil, 2017).

El índice de volumen Quito IVQ es un índice que evidencia la relación entre el monto total negociado en un día y el monto promedio total transado en la Bolsa de Valores de Quito durante los últimos 60 días. La base es de 100 puntos (Bolsa de Valores Quito, 2017).

El índice de rendimiento de renta fija IRRF es un índice que refleja la relación del rendimiento promedio de la última semana y el rendimiento promedio de los últimos 60 días. La base es de 100 puntos (Bolsa de Valores Quito, 2017).

El índice Ecuindex se utiliza para examinar las variaciones diarias de las acciones que se cotizan a nivel nacional en la bolsa de valores. Está compuesto por una canasta de

los diez emisores más representativos del último semestre de acuerdo a la capitalización bursátil, número de transacciones y monto efectivo negociado. La base es de 1000 puntos (Bolsa de Valores Quito, 2017).

BOLSA DE VALORES

“La bolsa de valores es una compañía anónima, su principal objetivo es ofrecer a sus miembros negociaciones de valores equitativas, transparentes y seguras para los miembros que lo conforman, como las casas de valores.” (Martínez, 2015).

“En el Ecuador se encuentran inscritas las bolsas de valores de Quito y Guayaquil desde el año de 1994” (Superintendencia de Compañía Valores y Seguros, 2017).

Importancia Bolsa de Valores

Los recursos invertidos por medio de las Bolsas de Valores permiten tanto a las empresas como a los gobiernos, financiar proyectos productivos y de desarrollo que generan empleos y riqueza para un país. Los aportantes de estos recursos logran optimizar sus rendimientos debido a que reciben la oportunidad de invertir en una canasta de instrumentos que les permite diversificar su riesgo. Es importante destacar que las Bolsas de Valores son mercados complementarios al Sistema Financiero tradicional (Fomento Financiero, 2015).

Ventajas de la Bolsa de Valores

Un menor costo de financiamiento con un precio justo de compra y de venta ayudando a la liquidez permanente. Además las condiciones de transparencia y la constante información en las negociaciones generan confianza, proporcionan información en línea de todas las transacciones que se realizan en los diferentes mecanismos de negociación. Por último la diversificación del riesgo mediante las distintas alternativas de inversión y de financiamiento para la toma de decisiones adecuadas basadas en información veraz y oportuna (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Negociación de la Bolsa de Valores

En la bolsa de Valores se negocian valores de renta fija y variable. Se establece como valor al conjunto de derechos económicos que pueden ser negociados en el mercado de valores. Son representados por títulos y según el tipo de valor puede representar un

saldo a favor o en contra. Además se considera como una participación patrimonial en una empresa, pero debe ser reconocido formalmente por el Consejo Nacional de Valores. (Bolsa de Valores Quito, 2017)

Valores de Renta Variable

“En este tipo de títulos, la rentabilidad del inversionista está ligada a dos factores: a las utilidades obtenidas por la empresa emisora del título y a la diferencia entre el precio de compra y venta del mismo” (Atehortúa, 2012, pág. 38).

Los valores de renta variable registrados en la bolsa se negocian únicamente en el mercado bursátil por medio de las casas de valores, a excepción de las transferencias de acciones producidas en uniones, escisiones, herencias, legados, donaciones y liquidaciones de matrimonios o uniones de hecho. (Bolsa de Valores Quito, 2017)

Clasificación Valores de Renta Variable

- Acciones: Las acciones son derechos patrimoniales sobre la utilidad neta y los activos de una compañía (Frederic, 2008, pág. 31).
- La emisión de acciones inicia desde la constitución de la compañía y la entrega de cada aporte de los socios, denominado capital social. Los socios entregan aportes y reciben acciones de acuerdo al aumento del capital social que establezca tanto en monto como en tiempo (Bolsa de Valores Quito, 2017).

El rendimiento de una acción no garantiza un rendimiento fijo, porque depende del resultado del balance anual de la compañía. El beneficio que otorgan las acciones es variable, el accionista recibe un dividendo que puede ser: dividendo efectivo o dividendo acción (Bolsa de Valores Quito, 2017).

- Cuotas de Participación son valores negociables en el mercado que representan los aportes realizados por los integrantes de un fondo colectivo y que necesitan de una calificación de riesgo (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Valores de Renta Fija

En este tipo de títulos, la rentabilidad es conocida por el inversionista desde el momento de la negociación del título; esto es posible debido a que la rentabilidad de la inversión está dada por una tasa fija de interés que se pacta desde el momento de la

compra del título y rige para todo el período de la inversión (Atehortúa, 2012, pág. 38).

En los valores de renta fija se puede realizar el pago periódico de intereses y de capital mediante cupones o cero cupón. Los cupones son valores desprendibles que se emiten junto a los valores principales, en una fecha y monto establecido. Los valores cupón cero se realiza al vencimiento del plazo con el capital (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Clasificación Valores de Renta Fija

“Valores de corto plazo con tasa de interés: Devengan tasa de interés y presentan una vigencia de 1-360 días. Los principales son: Pagarés, pólizas de Acumulación, certificados Financieros certificados de Depósito, certificados de Ahorro, certificados de Inversión, papel Comercial” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Valores de corto plazo con descuento: No devengan tasa de interés y presentan una vigencia de 1-360 días. El precio de compra y venta es lo que determina su rendimiento. Los principales son: certificados de Tesorería, cupones, títulos del Banco Central, letras de Cambio, cartas de Crédito Domestica, aceptaciones Bancarias. (Bolsa de Valores Quito, 2017)

“Valores de largo plazo: Devengan tasa de interés y presentan una vigencia mayor a 360 días. Los principales son: obligaciones, bonos del Estado, cédulas Hipotecarias, valores de Titularización” (Bolsa de Valores Quito, 2017).

Además existen otros valores, como las notas de Crédito que sirven para pagar impuestos. No tienen un plazo de vencimiento ni devengan interés, son negociados en bolsa en base a precio (Bolsa de Valores Quito, 2017).


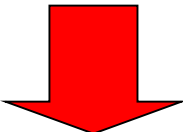
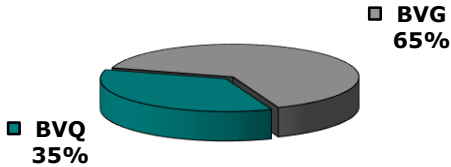
Funcionamiento de la Bolsa de Valores

La bolsa de valores funciona por medio de un esquema operativo denominado rueda para lograr realizar la negociación de valores. La rueda de bolsa es la reunión entre operadores de valores. Existe la rueda de Viva Voz y la Rueda Electrónica (Martínez, 2015).

Participación en la Bolsa de Valores

La Bolsa de Valores de Quito realiza un reporte diario de las respectivas participaciones que se presenta a continuación:

Tabla 3. Participación en la Bolsa de Valores Quito

 Bolsa de Valores de Quito		BOLSA DE VALORES DE QUITO REPORTE DIARIO 06-ene-2017				
Mercado Bursátil Nacional (Miles de dólares)						
	BVQ	TOTAL				
Renta Fija	1.985	5.618				
Sector Privado	387	1.907				
Sector Público	1.598	3.711				
Renta Variable	14	40				
TOTAL	1.999	5.657				
Negociaciones Bolsa de Valores						
Negociaciones por Tipo de Valor			Montos Negociados en Acciones			
Valor	Valor Efectivo	Emisor	Valor Efectivo	# Acciones	Precio	Tipo
Renta Fija	1.984.822					
BONOS DEL ESTADO C/P	997.165	BANCO GUAYAQUIL S.A.	3.046	7.614	0,40	CIERRE
BONOS DEL ESTADO	370.830	CORPORACION FAVORITA C.A.	10.917	6.037	1,82	CIERRE
NOTAS DE CREDITO	229.663	HOLCIM ECUADOR S.A.	180	3	60,00	ULTIMO
PAPEL COMERCIAL CERO CUPON	174.678					
VALORES DE CONTENIDO CREDITICIO	125.252					
FACTURA COMERCIAL NEGOCIABLE	87.235					
Renta Variable	14.142					
ACCIONES	14.142					

Fuente: Bolsa de Valores Quito

Elaborado por: Bolsa de Valores Quito

TEORÍA DE LA CARTERA DE HARRY MARKOWITZ

“El economista Harry Markowitz publicó su tesis doctoral acerca de Selección de Portafolios en el año de 1952, quién innovó la historia de las inversiones que se dividieron en dos partes, un antes y un después de su publicación” (López C. , 2007).

El principal aporte de Harry Markowitz es que recoge en su modelo de una manera manifiesta las características esenciales de lo que en un inicio es posible considerar como un comportamiento racional del inversor, que consiste en indagar por la estructura de la cartera que maximice el rendimiento dado el riesgo o que minimice el riesgo (Court, 2010).

Definición del Modelo de Markowitz

Markowitz demostró que los inversores deberían actuar de un modo totalmente diferente. Los inversores deben optar por portafolios de varios activos en vez que invertir en un solo activo. Siguiendo este consejo de mantener un portafolio de activos, es decir la diversificación, un inversor puede reducir el nivel de riesgo al cual está exponiéndose, mientras que mantiene el nivel esperado de rentabilidad (López C. , 2007, pág. 2).

Además demostró que la clave para diversificar un portafolio no estaba simplemente en el número de acciones que lo componen, sino también en la correlación de los retornos de las acciones que lo conforman. Si los retornos están fuertemente correlacionados, el portafolio no se podrá diversificar, y si la correlación es baja, se podrá diversificar y el riesgo será mucho menor (Cobo, 2002, pág. 3).

Un inversionista puede calcular las correlaciones históricas o para ser más preciso las covarianzas entre las acciones que conforman el portafolio. Con esta información, Markowitz demostró con la técnica que se conoce con el nombre Análisis de Media-Varianza, la posibilidad de construir una serie de portafolios que sean eficientes y los portafolios eficientes son aquellos que en el pasado obtuvieron el retorno más alto dado un nivel de riesgo. (Cobo, 2002, págs. 3,4)

Hipótesis del Modelo de Markowitz

- La rentabilidad es una variable aleatoria que es conocida por el inversor. El valor medio o esperanza matemática de la variable aleatoria se acepta como medida de la rentabilidad de la inversión (López C. , 2007, pág. 131).
- Se acepta como medida del riesgo de dispersión, medida por la varianza o la desviación estándar, de la variable aleatoria que describe la rentabilidad, ya sea de un valor individual o de una cartera. El inversor preferirá aquellas carteras con una mayor rentabilidad y un menor riesgo (López C. , 2007, pág. 131).
- El modelo no tiene en cuenta los costos de transacción ni los impuestos, considera la perfecta divisibilidad de los títulos valores y no otorga herramientas para que el inversor valore su actitud ante el riesgo y deduzca su función de utilidad (López C. , 2007, pág. 131).

Comportamiento frente al Riesgo

“La teoría de la cartera de Markowitz establece que el comportamiento del inversor depende del grado de aversión al riesgo y a la maximización de utilidades. En una inversión se puede encontrar adverso, propenso o neutral al riesgo” (López C. , 2007, pág. 2).

Es normal que el inversor adverso al riesgo elige una inversión con el menor grado de riesgo, mientras que el inversor propenso al riesgo elige una inversión con mayor grado de riesgo y el inversionista neutral al riesgo se mantiene desinteresado en su elección (López C. , 2007, pág. 2).

RIESGO

En finanzas al riesgo se le conoce como volatilidad. El riesgo de un activo o de una cartera es la incertidumbre sobre su valor futuro. Cuanto mayor sea este desconocimiento, más riesgoso presentará la inversión. Si no se maneja adecuadamente la volatilidad, puede ser peligrosa (Riera, 2013, pág. 2).

Rentabilidad

Los beneficios económicos o la rentabilidad que genera una inversión, vienen en forma de flujos de caja. El flujo de efectivo es la variable que usan los directivos financieros

para medir la rentabilidad. La rentabilidad está definida como la variación de los flujos de caja que genera una inversión en un período de tiempo determinado (Gómez, 2009, pág. 1).

Rendimiento

“Es importante tener en cuenta que los rendimientos se suelen calcular de dos maneras” (Gómez, 2009).

$$R_T = \frac{\text{Precio inicial} - \text{precio final}}{\text{Precio inicial}}$$

$$R_T = \ln\left(\frac{\text{Precio inicial}}{\text{Precio final}}\right)$$

Relación entre riesgo y rentabilidad

Según Melgarejo & Vera (2010): “La rentabilidad y el riesgo, son las dos dimensiones más frecuentes utilizadas para analizar los problemas de toma de decisiones de inversión, tanto por parte de los propietarios de las empresas como en el caso de los inversores” (pág. 98).

“La relación existente entre ambas variables es positiva: las inversiones más arriesgadas son las que ofrecerán mayor nivel de rentabilidad y que las menos arriesgadas ofrecen menor rentabilidad” (Melgarejo & Vera, 2010, pág. 102).

TIPOS DE RIESGO

Riesgo Económico: Riesgos económicos son aquellos que provocan la incapacidad de garantizar el nivel del resultado de explotación de una empresa y vienen dados por distintos factores que pueden condicionar los resultados. Los factores pueden ser derivados del mercado en que se mueve la empresa, independientemente de su situación financiera (Seco, 2007, pág. 13).

Riesgo Financiero: Los riesgos financieros son aquellos derivados de la contingencia o probabilidad de incurrir en una pérdida patrimonial como resultado de una transacción financiera o bien por mantener un desequilibrio o posición entre

determinados activos y pasivos. Existen riesgos de: liquidez, solvencia, tipo de interés y de cambio (Seco, 2007, pág. 17).

Riesgo de mercado: Se refiere a la posición que la empresa ocupa en su mercado, en cuanto a cuota de mercado, barreras de entrada, estructura de la red de distribución en el sector y en definitiva, todos aquellos factores de riesgo que puedan hacer que la empresa quede fuera del mercado (Seco, 2007, pág. 31).

Riesgos laborales: Todos los derivados de problemas con el equipo de trabajadores de la empresa o cualquier otra contingencia que pueda impedir el desarrollo normal de la producción (Seco, 2007, pág. 31).

Riesgos legales: Todos los derivados de la posibilidad de cambio en la regulación o normativa de la actividad empresarial y que puedan suponer disminuciones en la rentabilidad o que supongan nuevas inversiones o cambios en la estructura de producción de la empresa (Seco, 2007, pág. 31).

TIPOS DE RIESGO DE UNA INVERSIÓN

Riesgo sistemático: Está asociado a factores de la economía que afectan a todos los activos y no pueden diversificarse (Riera, 2013, pág. 2).

El riesgo sistemático es el riesgo inherente a un mercado. No afecta a una acción o sector particular, sino al mercado en su totalidad. Se dice que el riesgo sistemático es un riesgo no diversificable. Pero es importante aclarar que esto se refiere a instrumentos en el propio mercado (Lanzagorta, 2014).

Riesgo no sistemático: Está causado por factores de cada activo y se pueden eliminar parcial o totalmente mediante la diversificación (Riera, 2013, pág. 2).

El riesgo no sistemático es el riesgo particular de cada emisora, es decir, es aquél que resulta de factores propios y específicos de cada instrumento. Se dice que es diversificable, porque se puede reducir o controlar con una diversificación adecuada (Lanzagorta, 2014).

EVALUACIÓN DE LA GESTIÓN DEL RIESGO

El VAR puede ser utilizado para ajustar los resultados al riesgo en el que se ha incurrido para su obtención. Esta medida es esencial en un entorno donde los operadores se orientan fundamentalmente hacia la obtención de mayores cotas de rentabilidad, otorgándole menor consideración a los riesgos adicionales incurridos. Con ello tiende a desaparecer la tendencia de evaluar a los operadores únicamente por los beneficios obtenidos. (Soley, 2006, pág. 2)

Valor En Riesgo

VAR (Valor en Riesgo-Value at Risk) se ha convertido en el concepto estándar para la cuantificación del riesgo de mercado. Se trata de una estimación estadística que mide, para un determinado nivel de confianza, cuánto se puede llegar a perder si se mantiene una posición en el mercado, por un periodo de tiempo determinado, como consecuencia de las variaciones de los precios y tipos de cotización. (Soley, 2006, pág. 2)

RIESGO SISTEMÁTICO

Definición Riesgo sistemático

“Es el riesgo de interrupción de los servicios financieros causado por un trastorno de la totalidad o de parte del sistema financiero que puede tener importantes repercusiones negativas sobre la economía real” (Vera, 2011).

“El riesgo sistemático, se entiende como el coeficiente de volatilidad- beta- de un activo financiero e indica cuánto varía el rendimiento de dicho activo en función de las variaciones producidas en el rendimiento del mercado en el que se negocia” (Sharpe, 1964).

Factores del Riesgo Sistemático

El principal ingrediente para que se presente el riesgo sistémico es la falta de confianza, que se traduce en una disminución dramática en el nivel de liquidez del sistema. Ante esto las operaciones diarias de los bancos y otras entidades financieras no se pueden cumplir, generando así un círculo vicioso que lleva al colapso y mayores disminuciones en la cantidad de dinero circulante. En un escenario como este los

agentes deciden que es más seguro guardar los recursos en activos conservadores que prestárselos a sus contrapartes (Gaceta Financiera, 2009).

VOLATILIDAD

Sirve para evaluar el riesgo de un activo específico, comúnmente se utiliza un análisis de sensibilidad que mide el riesgo de diversos escenarios, medidos a través de la rentabilidad se divide en: Pesimista, neutra o esperada y optimista. El intervalo entre el escenario optimista y pesimista indica la dispersión entre los escenarios: a mayor dispersión entonces habrá mayor riesgo y de distribución de probabilidades (Jara, 2014).

“La volatilidad se utiliza principalmente como una medida del riesgo de un activo financiero o un portafolio, de manera que cuanto más volátil sea, mayor riesgo tendrá el inversionista al no recibir los rendimientos esperados” (Parody, Charris, & García, 2012).

Medición de la Volatilidad

“Es importante indicar que existen varias formas de medir y pronosticar la volatilidad. Entre los métodos más importantes se destacan la volatilidad histórica, la volatilidad dinámica y los modelos Arch y Garch” (Parody, Charris, & García, 2012).

“La volatilidad histórica es un método que no hace énfasis en el pasado inmediato, es decir todas las observaciones tienen el mismo peso específico y el pronóstico está basado en las observaciones históricas. Y se mide a través de la desviación típica.” (Parody, Charris, & García, 2012).

Fórmula:

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{(x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

Dónde:

x_i = n observaciones de rendimientos

\bar{x} = media de las n observaciones

n = número de observaciones

Resulta muy útil modelar la volatilidad, mediante los modelos ARCH Y GARCH que son métodos que permiten recoger los cambios sistemáticos que se presentan en la varianza de una serie financiera cuando no es constante. El primero lo hace teniendo en cuenta los cuadrados de las perturbaciones mientras que el segundo lo hace de forma generalizada al incluir las varianzas condicionales de periodos anteriores. (Parody, Charris, & García, 2012)

2.3.2. Marco Conceptual Variable Dependiente

SERIES DE TIEMPO

Las observaciones de interés en diferentes áreas de estudio son obtenidas en instantes sucesivos del tiempo, pueden ser mensuales, trimestrales, semestrales, anuales o bien registradas por algún equipo en forma continua. Las series de tiempo son un conjunto de mediciones de cierto fenómeno registradas secuencialmente en diferentes momentos del tiempo (Arrellano, 2001).

A través del tiempo los datos pueden actuar de diferente manera, puede tener forma definida o ser aleatorio, mantener una tendencia, un ciclo o además variaciones estacionales. En una serie de tiempo las observaciones son denotadas por $Y_1 \dots Y_t$, donde Y_t es el valor dado por el proceso en el momento t (Ríos, 2008).

“Es importante explicar la evolución, el comportamiento y la predicción de valores futuros, para el análisis de series de tiempo. Para tomar decisiones adecuadas se debe estar un paso adelante en los acontecimientos futuros” (Antunez, 2011).

El problema principal que intentan resolver las series de tiempo es la predicción. El objetivo es explicar el comportamiento de la serie, investigar el mecanismo generador de la serie temporal, buscar posibles modelos temporales que permitan sobrepasar la incertidumbre del futuro. (Arrellano, 2001)

Lo primero que se debe hacer con una serie de tiempo es representar su gráfico de secuencia, representar gráficamente cada observación Y_t frente al instante t en que se observa, y luego unir con segmentos cada uno de los T puntos. El gráfico de secuencia

permitirá observar cómo evoluciona la serie a lo largo del tiempo y las principales características de la serie de tiempo (Aneiros, 2008).

COMPONENTES DE LAS SERIES DE TIEMPO

“Componente tendencia: Es un cambio a largo plazo que se produce en la relación al nivel medio, o cambio a largo plazo de la media. La tendencia se identifica con un movimiento suave de la serie a largo plazo” (Villavicencio, 2010).

“Componente estacional: Presentan cierta variación de cierto período ya sea mensual o anual. Los efectos se pueden medir explícitamente o incluso se puede eliminar de la serie de tiempo, a este proceso se denomina desestacionalización de la serie” (Villavicencio, 2010).

“Componente aleatoria: Este componente no responde a ningún patrón de comportamiento, sino que es el resultado de factores aleatorios que inciden de forma aislada en una serie de tiempo. Este comportamiento es impredecible” (Villavicencio, 2010).

CLASIFICACIÓN DE LAS SERIES DE TIEMPO

Serie no estacionaria: La principal característica es que la media, varianza y covarianza no son constantes a lo largo del tiempo lo que dificulta su modelamiento. Sin embargo, para lograr que la serie permanezca estacionaria es necesario que sea diferenciada una o más veces (Ríos, 2008).

“Serie estacionaria: La media y varianza no cambian a través del tiempo y su covarianza sólo es función del rezago. Gracias a estas características podremos modelar el proceso subyacente a partir de los datos pasados” (Ríos, 2008).

Además las series de tiempo pueden ser lineales o no lineales.

VARIABLES ESTACIONARIAS Y NO ESTACIONARIAS

Formalmente una variable es estacionaria si cumple con que: la esperanza matemática de la variable es una constante, la varianza de la variable es una constante y la covarianza del producto es una constante para todos los valores. Estas condiciones requieren que las medias, varianzas y covarianzas, permanezcan constantes a lo largo

del tiempo. No importa si las observaciones vienen del principio o del fin de la muestra, pero las medias y las varianzas deben ser siempre las mismas (Asteriou, 2002).

ESTACIONALIDAD

Para explicar el comportamiento de una variable endógena es importante determinar su estacionalidad, porque una parte de las fluctuaciones que manifiestan las variables se debe a factores estacionales. Un claro ejemplo si analizamos el PBI mensual del PBI de cualquier país se observa que se incrementa en gran medida en el mes de diciembre, día de la madre, día del padre, fiestas patrias u otras fechas. Por lo que es necesario estacionalizar la serie para los períodos que tiene gran fluctuación. (Antunez, 2011)

PRUEBAS DE ESTACIONARIEDAD

Se puede examinar la estacionariedad de una variable con solo mirar su representación gráfica mediante la media y varianza constante. Además para que un proceso estocástico sea estacionario, la distribución de probabilidad $p(y_t)$ debe permanecer constante y su forma o al menos algunas de sus propiedades pueden entenderse con un histograma. Si la serie no cumple con las tres características anteriores se concluye que no es estacionaria (Brugger, 2010).

MODELOS DE SERIES DE TIEMPO

“Los modelos de series de tiempo presentan una orientación netamente predictiva y para la elaboración de los pronósticos se toma como base el comportamiento pasado de la variable de estudio. Existen dos tipos de modelos de series de tiempo” (Ríos, 2008).

Modelos deterministas: es un método matemático sencillo, no toma en cuenta la naturaleza de la aleatoriedad por lo que no explica adecuadamente las características y presenta menor precisión (Ríos, 2008).

Modelos estocásticos: es una explicación simplificada del proceso aleatorio que sufre la serie. La serie estudiada $y_{1..yt}$ es extraída de un conjunto de variables aleatorias que posee una distribución compleja, por lo que se construyen modelos eficientes para sus pronósticos (Ríos, 2008).

Es importante tener en cuenta cuando una serie presenta un comportamiento tendencial es que no es estacionaria, propiedad de gran importancia en el proceso de modelización. Cuando una serie presenta un comportamiento tendencial, la esperanza matemática depende del tiempo (Ríos, 2008).

PROCESOS ESTOCÁSTICOS

“Podemos definir un proceso estocástico como una serie de variables aleatorias ordenadas según un parámetro t que habitualmente es el tiempo $\{X_t, t \in T\}$ ” (Romero E. , 2011).

De este modo, para cada momento t tendremos una variable aleatoria X_t , de manera que se puede interpretar un proceso estocástico como una sucesión de variables aleatorias con características que pueden variar a lo largo del tiempo o permanecer constantes. (Romero E. , 2011)

Un proceso estocástico es una secuencia de variables aleatorias. El término proceso estocástico puede hacer referencia tanto al proceso que genera la secuencia como la secuencia misma. La secuencia puede ser a lo largo del tiempo, o posiciones a lo largo de una línea, o en general, parámetros que indican posición relativa (Cara, 2013).

PROCESOS ESTOCÁSTICOS ESTACIONARIOS Y NO ESTACIONARIOS

En el estudio de los modelos de series de tiempo es necesario conocer si el proceso estocástico que los generó es estable en el tiempo. La representación de la serie de tiempos pasados y futuros con un modelo algebraico simple debe ser un proceso estacionario, caso contrario será difícil representarla. Si el proceso es estacionario puede ser modelable mediante una ecuación de coeficientes fijos que se valoran con datos pasados. Sin embargo es complejo encontrar series de tiempo de procesos estacionarios, por eso existen diversas técnicas para convertir los procesos en estacionarios. (Brugger, 2010)

RUIDO BLANCO GAUSSIANO

Un ruido blanco es un caso simple de los procesos estocásticos, donde los valores son independiente e idénticamente distribuidos a lo largo del tiempo. Sus valores en instantes de tiempo distintos no tienen relación alguna entre sí (Villavicencio, 2010).

Denotación:

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Es una sucesión de variables aleatoria, con una esperanza o media cero y una varianza constante e independientes de cualquier valor de t Covarianza nula (Antunez, 2011).

PRUEBA DE RAÍZ UNITARIA

Para la transformación de una serie no estacionaria a una serie estacionaria es necesario diferenciar la serie. Todas las diferencias que se realizan representan el número de raíces unitarias que posee la serie. Existen diferentes pruebas para analizar la presencia de raíces unitarias; entre las más importantes están: Dickey Fuller, Dickey Fuller Aumentado, Phillips Perron, Kwiatkoski, Phillips, entre otras (Brugger, 2010).

DICKEY FULLER

El test más utilizado para la detección de Estacionariedad de una serie temporal es el de Dickey-Fuller. Es una prueba de no Estacionariedad, ya que la hipótesis nula es la presencia de raíz unitaria en el proceso generador de los datos de la serie analizada. (Wooldridge, 2013)

“Dickey Fuller (1979,1981) diseñaron un procedimiento para probar formalmente la presencia de Raíces unitarias” (Asteriou, 2002).

Fórmula:

$$y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dónde:

μ = *parámetros a estimar*

ρ = *parámetros a estimar*

ε_t = *ruido blanco*

Dado que ρ es un coeficiente de autocorrelación que, por lo tanto, toma valores entre $-1 < \rho < 1$. Si $\rho = 1$, la serie y es no estacionaria. Si $\rho > 1$, entonces se dice que la serie es

explosiva. De esta forma, la hipótesis de estacionariedad de una serie puede ser evaluada analizando si el valor absoluto de ρ es estrictamente menor que 1. Pues bien, el test Dickey Fuller plantea, sencillamente, contrastar estadísticamente si $\rho=1$. Puesto que en economía las series explosivas no tienen mucho sentido, esta hipótesis nula se analiza frente a la alternativa que establece que $H1: \rho < 1$. (UAM, 2014)

FILTRO DE KALMAN

El filtro de Kalman es un algoritmo que se basa en el modelo de espacio de estados de un sistema para estimar el estado futuro y la salida futura realizando un filtrado óptimo a la señal de salida, y dependiendo del retraso de las muestras que se le ingresan puede cumplir la función de estimador de parámetros o únicamente de filtro (Castañeda, Nieto, & Ortíz, 2013).

La representación estado-espacio es básicamente una notación adecuada para la estimación de modelos estocásticos donde se asumen errores en la medición del sistema, lo que permite afrontar el manejo de un amplio rango de modelos de series de tiempo. Entre los usos específicos se encuentra la modelación de componentes no observables y parámetros que cambian en el tiempo, así como la representación de modelos ARIMA y de algunos otros que requieren ser aproximados por máxima verosimilitud (Ramírez, 2003).

“El objetivo del filtro de Kalman es resolver el problema general de estimar el estado de un proceso controlado en tiempo discreto, el cual es dominado por una ecuación lineal en diferencia estocástica” (Ramírez, 2003).

Con una medida $X \in \mathcal{R}^m$, que es: $X_t = AX_{t-1} + w_{t-1}$

Con una medida $Z \in \mathcal{R}^m$, que es: $Z_t = HX_t + v_t$

Dónde:

w_t = variables aleatorias que representan el error del proceso.

v_t = variables aleatorias que representan el error de la medida.

“Se acepta que son independientes entre ellas, que son ruido blanco y con distribución de probabilidad normal” (Ramírez, 2003).

$$p(w) \cong N(0, Q)$$

$$p(v) \cong N(0, R)$$

“Las matrices de covarianza de la perturbación del proceso Q, y de la perturbación de la medida R, podrían cambiar en el tiempo, se asumen que son constantes” (Ramírez, 2003).

La matriz A se asume de una dimensión nxn y relaciona el estado en el período previo t-1 con el estado del momento t. La matriz H de dimensión mxn relaciona el estado con la medición Zt. Estas matrices pueden cambiar en el tiempo, pero generalmente se asume que con constantes. (Ramírez, 2003)

CRITERIOS DE INFORMACIÓN

Estos criterios, que se utilizan para seleccionar la estructura de covarianza y media del modelo, son funciones del logaritmo de la verosimilitud (logL) y un término de penalidad basado en el número de parámetros del modelo. Entre ellos se encuentran los criterios de Akaike (AIC) (Akaike, 1973) y Bayesiano de Schwarz (BIC) (Schwarz, 1978) (García, 2014).

“Ambos criterios se diferencian por el valor de la penalización. Se prefieren modelos con valores pequeños de ambos criterios” (García, 2014).

MÁXIMA VEROSIMILITUD

Según Anzurez (2013) el método de máxima verosimilitud puede emplearse en situaciones donde existen varios parámetros desconocidos, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$, que es necesario estimar. En tales casos, la función de verosimilitud es una función de los parámetros desconocidos y $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ y los estimadores de máxima verosimilitud $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ se obtienen al igualar a cero las k derivadas parciales. Dada por:

$$\frac{\partial L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)}{\partial \theta_i}, i = 1, 2, \dots, k$$

El estimador de máxima verosimilitud se utiliza con un gran número de modelos estadísticos. Desgraciadamente, el tamaño necesario de la muestra para alcanzar las características de este método puede ser bastante grande. Con pocas muestras, los métodos pueden ser polarizados o tendenciosos (Anzurez, 2013).

MÉTODOS DE ANÁLISIS Y PRONÓSTICOS EN SERIES DE TIEMPO

Ha sido preocupación de muchos expertos en series de tiempo la relación entre el desarrollo de nuevos modelos y su aplicación a problemas reales. Por lo general el método más apropiado a emplear dependerá de los objetivos que se persiguen y de los datos que se dispongan. Los modelos que más se han difundido son los clásicos modelos ARIMA y todos sus derivados como GARCH, que serán explicados detalladamente posteriormente (Blaconá, 2015).

Además existe diferentes métodos y modelos que se fueron implementando a lo largo del tiempo, sin embargo a continuación se presentará a los modelos más importantes.

Modelos de Espacio de Estados (MEE)

Los modelos de espacio de estados MEE fueron definidos por Harvey en 1989. Se considera como una clase especial de modelos estructurales que pueden ser interpretados como regresiones sobre funciones del tiempo en los cuales los parámetros varían en el tiempo. Estos modelos tradicionales se transforman en modelos estadísticos permitiendo variar aleatoriamente cada una de sus componentes, de esta forma el nuevo modelo posee mayor flexibilidad que los tradicionales para representar adecuadamente los movimientos de las series de tiempo (Blaconá, 2015).

Modelos de espacio de estados de innovaciones (ETS)

El éxito de estos métodos se debió especialmente a la facilidad de su implementación y la bondad de sus predicciones a corto plazo. Estos métodos proponen un suavizado para la componente tendencia y otro para la componente de estacionalidad, cuando ambas componentes están presentes se puede considerar que los hacen en forma aditiva o multiplicativa. Sin embargo, adolecen de dos aspectos fundamentales: no tienen desarrollada una fundamentación estadística y al no ser propiamente modelos estadísticos no permiten construir intervalos de pronósticos (Blaconá, 2015).

Modelos para datos de conteo

Un modelo estadístico útil para tales series debería tener en cuenta algunas características especiales de los datos de conteo: en algunos casos una estructura de dependencia más pronunciada y una variación binomial extra o sobredispersión con respecto a la media de la serie. El principal problema con la especificación de estos

modelos con media autorregresiva estocástica es que la función de verosimilitud depende de integrales de alta dimensión por lo que su estimación eficiente no es directa y por lo general requiere métodos basados en integración Monte-Carlo. (Blaconá, 2015)

Se plantearon otros modelos que fueron derivados de los modelos ARIMA, como son los modelos de memoria larga y los modelos ARCH-GARCH.

Modelos de memoria larga

Son útiles para describir series de tiempo con un ciclo muy largo lo cual dificulta la estimación de la media. El parámetro de integración d es fraccional y mayor que cero, se dice que el modelo tiene memoria larga en el sentido que las observaciones a largo plazo tienen dependencia no despreciable, en consecuencia su función de auto correlación cae más suavemente que un modelo ARIMA pero con un orden finito (Blaconá, 2015).

“En muchas series de tiempo del área financiera existe heterocedasticidad debido a que existen períodos de gran volatilidad y períodos más estables” (Blaconá, 2015).

Ambos períodos por lo general se presentan por un lapso que abarca varias observaciones, por ello los períodos de volatilidad muy alta se puede interpretar como un período de varios outliers agrupados. En estos casos los residuos de los modelos ARIMA pueden parecer ruido blanco gausseanos, por no estar correlacionado, pero sin embargo, si están correlacionados los cuadrados de los residuos, por lo que no se puede considerar que dichos residuos sean independientes. Además las colas de la distribución gausseana son más pesadas y la variancia de los residuos no es constante. (Blaconá, 2015)

MODELOS AUTORREGRESIVOS

Existen diversos modelos autorregresivos que proporcionan información útil y veraz, se encuentran los modelos: AR, MA, ARMA, ARIMA, ARCH y sus extensiones como el modelo GARCH.

MODELO AUTOREGRESIVO AR (p)

Los modelos autorregresivos están representados por la palabra AR seguido del orden del modelo de la siguiente manera AR (1),...AR (p). El orden del modelo indica el

número de observaciones retasadas de las series temporales estudiadas que participan en la ecuación (Arce & Mahía, 2003).

Fórmula:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + u_t$$

Dónde:

Y = Variable dependiente

ϕ =representan en este caso los parámetros especificados por el modelo

u =es el término de error.

La variable Y en el período t depende de la misma variable y en $t-1, t-2$ y $t-p$.

“El ruido blanco surge con el término de error de los modelos cuando cumplen las tres hipótesis fundamentales: media nula, varianza constante, covarianza nula” (Arce & Mahía, 2003).

MODELO DE MEDIAS MÓVILES MA (q)

Es un modelo que estudia el valor de una determinada variable en un período t en función de un intervalo independiente y una serie de errores de períodos anteriores, ponderados eficazmente. Estos modelos se representan con las siglas MA (q), seguidos del orden correspondiente (Arce & Mahía, 2003).

Fórmula:

$$Y_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q}$$

Dónde:

Y = Variable dependiente

θ =representan en este caso los parámetros especificados por el modelo

u =Término de error.

La significación del modelo es realmente clara, su objetivo es explicar la variable y en t en función de una constante y de una modificación de q errores del modelo en los períodos anteriores (Arce & Mahía, 2003).

“En realidad, un modelo de medias móviles puede obtenerse a partir de un modelo autorregresivo sin más que realizar sucesivas sustituciones” (Arce & Mahía, 2003).

CONDICIONES Y RAÍCES UNITARIAS PARA LOS MODELOS AR (p) Y MA (q)

Todo proceso estocástico estacionario se prestaba a una especificación tipo AR (p) y en consecuencia podía expresarse también como un MA (q) (Arce & Mahía, 2003).

Para que un proceso estocástico estacionario admita una formulación deben cumplirse dos condiciones accesorias: el proceso no debe ser anticipante (hipótesis de recursividad temporal); lo que quiere decir que los valores de una variable en un momento t no dependerán de los que esta misma tome en $t+j$, siendo j cualquier valor superior a cero. Y el proceso ha de ser invertible; lo que supone que la correlación entre una variable y su pasado va reduciéndose a medida que nos alejamos más en el tiempo del momento para el que estamos considerando dicha correlación. La explicación de esta situación derivaría de que si una variable en función de ciertos coeficientes que nos determinen su correlación con los valores pasados de ella misma, los valores de dichos coeficientes deberían ser necesariamente inferiores a uno, porque si no el proceso de infinitos números sería "explosivo". (Arce & Mahía, 2003)

MODELO ARMA

Los procesos ARMA (p,q) combinan ambas propiedades, pueden representar a procesos con las primeras p autocorrelaciones no nulas y no restringidas y el resto que decrecen de forma geométrica o de forma sinusoidal (Arce & Mahía, 2003).

La combinación de modelos autorregresivos y de medias móviles se da a lugar al modelo ARMA, que en el caso más simple y frecuente es de orden (1,1); en el caso más general, un modelo ARMA es (p,q) (Yrigoyen, 2010).

$$\text{ARMA (1,1): } Y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \alpha_t + \theta_1 \alpha_{t-1}$$

$$\text{ARMA (p,q): } Y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \alpha_t + \theta_1 \alpha_{t-1} + \theta_2 \alpha_{t-2} + \dots + \theta_q \alpha_{t-q}.$$

Dónde:

Y = Variable dependiente

ϕ =representan en este caso los parámetros especificados por el modelo

θ =representan en este caso los parámetros especificados por el modelo

u =Término de error.

“Un modelo ARMA es un modelo lineal que define la serie temporal y_t como dependiente de una constante μ , linealmente de valores pasados de la misma variable y de una ponderación de errores de ajuste realizados en el pasado” (Cuyare, 2012).

El componente autorregresivo del modelo (AR) son dependientes de la serie temporal con valores pasados de la misma serie temporal. El número de retrasos de la serie temporal y_t que se introducen en el modelo se denomina orden autorregresivo del modelo (p). La palabra autorregresivo viene de que se modela este comportamiento como una regresión lineal múltiple llamado regresivo con valores propios de la misma serie temporal llamado auto, retrasados un periodo de muestreo T ($T=1,2,\dots,p$). (Cuyare, 2012)

La dependencia de la serie temporal y_t con valores pasados de los errores MA se denomina componente de media móvil de un modelo ARMA. El número de errores pasados que se introducen en el modelo se llama orden de media móvil, y se nota con la letra q. (Cuyare, 2012)

METODOLOGÍA DE BOX JENKIS

El método Box & Jenkins fue generado en el año 1970 buscando facilitar el trabajo de los estadistas al construir un modelo de una serie temporal, para explicar su estructura y predecir la evolución de esta serie en el futuro. Una serie temporal se puede considerar como un conjunto de observaciones, de una variable, tomados en intervalos regulares de tiempo. En particular, la metodología Box- Jenkins es un procedimiento

de análisis estadístico para ajustar a una serie un tipo especial de modelos, denominados ARIMA (autorregresive Integrated Moving Average) (Fournies, 2015).

El objetivo de la metodología Box – Jenkins es identificar y estimar un modelo estadístico que puede ser interpretado como generador de la información de la muestra. Si el modelo estimado es usado para la predicción debe suponerse que las características de la serie son constantes en el tiempo, especialmente para los periodos futuros. Por lo tanto, la predicción se efectúa sobre una base válida considerando que el modelo es estacionario o estable (Rosales, 2008).

“Box y Jenkins ha incrementado modelos estadísticos que se enfocan en la relación existente entre los datos. Las observaciones se modelan de acuerdo a los valores anteriores, se modela a través de ARIMA que significa Autorregresive Integrate Moving Average” (Ríos, 2008).

“El procedimiento ARIMA (autorregresivo, integrado, media móvil), identifica, calcula estimaciones y previsiones de modelos, utilizando la metodología descrita por Box_Jenkis (1976)” (Fuente & Pino, 1995).

Según Fuente & Pino (1995) el proceso de modelado de series temporales según Box-Jenkins, consta de varias fases:

1. Identificación y propuesta de un modelo para los datos observados.
2. Estimación de los parámetros y contrastes.
3. Verificación del modelo (si no es válido se propone otro modelo en el paso 1).
4. Pronóstico.

“También se modelan, en su caso, la serie diferenciada o la no diferenciada para eliminar tendencias, mediante la utilización de las diferencias estacionales y no estacionales” (Fuente & Pino, 1995).

Fase 1. Identificación

“Consiste en detectar el tipo de proceso estocástico que ha generado los datos. Esto significa encontrar los valores adecuados de p , d y q del modelo ARIMA. Las herramientas fundamentales son el correlograma muestral y el correlograma parcial muestral” (Rosales, 2008).

Fase 2. Estimación

En esta etapa se estiman los coeficientes de los términos autorregresivos y de media móvil incluidos en el modelo, cuyo número de rezagos p y q ya han sido identificados en la etapa anterior. Algunas veces la estimación se efectúa por mínimos cuadrados lineales, pero en otras se recurre a la estimación no lineal de los parámetros. La estimación del modelo ARIMA se efectúa para la serie que se ha comprobado es estacionaria, en la práctica los modelos más comunes son los autorregresivos (Rosales, 2008).

En la presente investigación se utilizara el software Gretl, para estimar los respectivos parámetros.

Fase 3. Verificación de Diagnóstico

En esta etapa se busca evaluar si el modelo estimado se ajusta a los datos en forma razonablemente buena, ya que es posible que exista otro modelo ARIMA que también lo haga. A esta etapa también se le conoce como validación o comprobación de diagnóstico en la cual se efectúan algunas pruebas antes de hacer uso del modelo para la predicción. La validación o verificación incluye el análisis de los coeficientes o parámetros del modelo, la evaluación de la bondad de ajuste y análisis de los residuos (Rosales, 2008).

Fase 4. Pronóstico

“Para pronosticar un periodo futuro a partir del modelo seleccionado, es decir aquel que es el mejor resultante de las etapas anteriores, es importante considerar si la variable original fue diferenciada” (Rosales, 2008).

MODELO ARIMA

Los modelos econométricos estudian el comportamiento de una o más variables en función del desarrollo de las variables explicativas. Las variables pueden ser endógenas cuando son explicadas por el modelo, mientras que las variables que son explicativas pero no son explicadas por el modelo son predeterminadas. Existen dos grupos de variables: exógenas y endógenas retardadas. Las variables endógenas

retardadas son explicadas únicamente en un momento anterior y las variables exógenas no son explicadas por el modelo en ningún momento (Ríos, 2008).

“ARIMA significa modelo autorregresivo integrado de media móvil (Auto Regressive Integrated Moving Average)” (Cuyare, 2012).

Los modelos ARIMA se constituyen a partir de los modelos ARMA, pero para lograr modelar se debe considerar que la serie en estudio sea estacionaria en media y para esto es necesario diferenciar una serie de veces. Un modelo ARIMA (p,d,q) es un modelo ARMA(p,q) sobre la serie diferenciada d veces. (Cuyare, 2012)

Fórmula:

$$Y_t^{(d)} = \mu + \phi_1 Y_{t-1}^{(d)} + \dots + \phi_p Y_{t-p}^{(d)} + \theta_1 \varepsilon_{t-1}^{(d)} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}^{(d)} + \varepsilon_t^{(d)}$$

Dónde:

$Y_t^{(d)}$ = serie de las diferencias de orden d

ϕ = parámetros especificados por el modelo

θ = parámetros especificados por el modelo

$\varepsilon_t^{(d)}$ = serie de los errores que se comenten en la serie anterior

Ventajas del Modelo ARIMA

Los resultados del modelo son más eficientes y contienen mayor poder explicativo. El modelo realiza predicciones debido al nivel de incertidumbre que presenta por el desconocimiento de las variables en el futuro, lo que genera que los resultados sean más eficientes y tengan mayor poder explicativo. El modelo se utiliza para predicciones a mediano plazo de a 5 años (Ríos, 2008).

Estos modelos se destacan porque con un número reducido de parámetros permiten explicar la estructura de correlación que domina a una serie. Existen varios métodos de estimación de los parámetros de un modelo ARMA, los métodos tradicionales de estimación, mínimos cuadrados ordinario y máxima verosimilitud, por lo general, no se pueden utilizar en forma exacta, en especial cuando el modelo contiene términos promedio móviles porque los errores no son lineales en los parámetros. Por ello, se

utilizan métodos interactivos, en especial respecto a que la distribución es la misma normal. Sin embargo, existen grandes diferencias para muestras finitas. Los modelos ARIMA, por lo general predicen bien para horizontes de tiempo (h) fuera de la muestra cortos y medios. El desempeño de los pronósticos de distintos modelos puede variar según sea la amplitud de dicho horizonte. (Blaconá, 2015)

Características Del Modelo ARIMA

Algunas de las características más importantes del modelo son: solamente se considera el modelo de la serie de tiempo en el pasado debido a que no toma en cuenta la información de variables causales, es un procedimiento complejo de predicción de la variable, emplea el dato más reciente como valor inicial, permite realizar varias pruebas para escoger el modelo más adecuado, examina errores recientes de pronósticos para escoger el ajuste correcto para periodos futuros, por último la metodología Box-Jenkins se ajusta a predicciones de mediano y largo plazo y extrae mayor información de las series de tiempo en comparación con otros métodos (Ríos, 2008).

Correcta Identificación Del Modelo ARIMA

- “Determinar el orden de integración de la serie utilizando herramientas como el correlograma y tests de raíz unitaria. Es importante conocer que los tests de raíz unitaria tienen baja potencia ante posiciones de difícil discriminación” (Ríos, 2008).
- “Determinar el orden de los componentes de promedio móvil y autorregresivas del modelo. Generalmente el momento de la selección correcta no será clara, es recomendable tratar varias formulaciones guiándose por el conocimiento adquirido sobre el tema de estudio” (Ríos, 2008).
- Estimar los diferentes modelos construidos. No se toman en cuenta los resultados de modelos que arrojan coeficientes no significativos, un modelo aceptado tendrá un buen ajuste con coeficientes de valor cercanos a la unidad y el resultado de los residuos se comportarán como ruido blanco (Ríos, 2008).

- Estacionariedad, otra condición de gran importancia para lograr un buen modelo ARIMA es que la serie sea estacionaria. La estacionariedad permite desarrollar un trabajo bastante simple y utiliza herramientas estadísticas de gran potencia. Entonces si la media de un proceso es constante, se puede utilizar cierto número de observaciones para estimarla, pero si no fuese estacionaria sería mucho más complicado (Cuyare, 2012).
- “Para lograr un modelo ARIMA es importante verificar la presencia de residuos que corresponden a ruido blanco” (Cuyare, 2012).
- Buenos coeficientes estimados, los coeficientes del componente autorregresivo alpha, como los de la componente de media móvil beta deben ser significativamente diferentes de cero. Además las estimaciones de los coeficientes alpha y beta no deben estar altamente correlacionadas entre sí. Si están muy correlacionadas, tienden a ser inestables, incluso siendo estadísticamente significativos (Cuyare, 2012).

MODELOS HETEROCEDÁSTICOS

Antes de profundizar el tema es importante tener claro el concepto de heterocedasticidad y sus conceptos básicos.

“La heteroscedasticidad consiste en la ausencia de estabilidad en la dispersión de un fenómeno, como sucede muchas veces con los residuos de una regresión” (Chasco, 2004).

$$Var(u_i) = \sigma_i^2$$

“Donde σ_i^2 indica que la varianza de la perturbación aleatoria es diferente para cada observación muestral i” (Chasco, 2004).

Para agentes adversos al riesgo, que toman sus decisiones en un régimen de incertidumbre, la varianza condicional, es decir, la varianza de la distribución de los rendimientos en cada instante futuro de tiempo, juega un papel muy importante (Novales, 2013).

En los primeros meses de 1982, Robert Engle revolucionaba el estudio de los modelos de volatilidad ampliando las pautas de la metodología Box–Jenkins, creadas en 1976. Su artículo sobre la inflación en el Reino Unido y el nacimiento de los modelos de Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva (ARCH), serían el inicio de una cadena incesante de investigaciones en torno a la modelización de la varianza de las series temporales. (Villalva, 2013)

La familia de modelos ARCH, se encarga de modelar la varianza condicional y de obtener resultados adecuados cuando los residuos de las estimaciones son heterocedásticas. Los paquetes econométricos modernos brindan la posibilidad de detectar la presencia de procesos de Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva, de forma muy sencilla, mediante pruebas gráficas y analíticas (Villalva, 2013).

Determinar un comportamiento estadístico para la varianza es el objetivo de los modelos ARCH: Autorregresivos condicionales heterocedásticos. El modelo ARCH es la base para la creación de una amplia familia de modelos como: modelos GARCH, IGARCH, EARCH, TARCH, SWARCH, QS-ARCH, APARCH, FACTOR-ARCH (Arce R. d., 1998).

“El crecimiento de los modelos ARCH y sus múltiples extensiones, constituyen un importante avance para el estudio de los fenómenos financieros, mejorando nuestras predicciones, a partir del análisis pasado” (Torres, 2014).

Los modelos autorregresivos heterocedásticos condicionales (ARCH), describen los cambios condicionales en las variancias como una función cuadrática de los retornos. Una extensión más amplia de los modelos anteriores son los modelos ARCH generalizados GARCH (Bollerslev, 1986), que permiten incluir los rezagos de las variancias condicionales (Blaconá, 2015).

ARCH

“ARCH significa modelo auto regresivo condicionalmente heterocedástico, y es uno de los modelos más adecuados para el estudio de la volatilidad de una serie” (Cepeda & Casas, 2008, pág. 9).

“En el presente modelo se explica que la varianza no es constante, y depende del cuadrado de las informaciones pasadas” (Cepeda & Casas, 2008, pág. 3).

Fórmula:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i E_{t-i}^2$$

Dónde:

σ = sigma es la variable condicional

α = Parámetros especificados por el modelo

E = son los términos de error.

“Este modelo define la volatilidad condicional, que es la única que se puede predecir por las hipótesis del modelo” (Cepeda & Casas, 2008, pág. 3).

El modelo tiene varias restricciones: ε_t son los términos de error que se encuentran perfectamente distribuido con media cero y desviación típica igual a uno, además cumple con los parámetros $\alpha_0 > 0$ y $\alpha_i \geq 0$ e $i=1\dots q$, y, para cumplir con el parámetro de estacionariedad en media, la suma de todos los parámetros debe ser menor que la unidad (Arce R. d., 1998).

Pruebas para detectar efectos ARCH

Para detectar la presencia de efectos ARCH existen varias maneras: una, es utilizar los estadísticos tradicionales de Ljung-Box en los correlogramas de los residuos de la ecuación de la media y de los residuos al cuadrado; otra, es utilizar una prueba de multiplicadores de Lagrange LM, propuesta tanto por Engle (1982) como por Bollerslev (1986). (Cepeda & Casas, 2008)

Debilidades del Modelo ARCH

El modelo asume que los shocks positivos y los negativos tienen el mismo efecto sobre la volatilidad ya que ésta depende del cuadrado de los shocks pasados. En la práctica,

es bien sabido que el precio de un activo financiero responde de manera diferente a los impactos positivos y negativos (Cruz, 2013).

“Los modelos ARCH son bastante restrictivos. Además quieren un número elevado de retardos para describir el proceso de volatilidad” (Cruz, 2013).

GARCH

Una clase más general de modelos, el modelo GARCH que significa modelo generalizado auto regresivo condicionalmente heterocedásticos, forma parte de la familia ARCH. En éstos la estructura de la varianza condicional depende, además del cuadrado de los errores retrasados q períodos como en el modelo ARCH(q), de las varianzas condicionales retrasadas p períodos (Cepeda & Casas, 2008).

“El modelo GARCH mejora la especificación original del modelo ARCH añadiendo varianza condicional rezagada, la cual actúa como un término suavizador, por lo que evita las dificultades mencionadas al permitir que las volatilidades pasadas impacten en la volatilidad actual” (Argáez, Batún, & Guerrero, 2014, pág. 39).

Para el modelo ARCH(1) nuestro predictor al tiempo $t+1$ de la varianza depende solo del último valor de α_t . En la práctica uno desea mayor precisión en la predicción y para mejorarla se podría incluir todos los valores pasados α_t con menor peso para volatilidades más distantes. Una propuesta para este problema lo desarrollo Bollerslev (1986), donde introducen retrasos de la varianza condicional al modelo y p hace referencia al orden del modelo GARCH (Cruz, 2013).

El modelo GARCH, describe el agrupamiento de la volatilidad y supone que el grado de incertidumbre en el rendimiento de un activo varía en el tiempo, y por lo tanto la compensación que requieren los inversionistas con aversión al riesgo para invertir, también debe variar. A diferencia del modelo ARCH, el modelo GARCH no solo involucra a las perturbaciones sino también a las varianzas rezagadas. (Argáez, Batún, & Guerrero, 2014)

“Los Modelos GARCH vienen como una fórmula más ampliada del ARCH, donde la varianza condicionada no solo depende de los valores anteriores de la variable, sino también de sus propios valores pasados” (Mogollón & Bejarano, 2009).

En este caso, se trata de solucionar un problema que tenía el ARCH y es que las distribuciones marginales no se podían estimar. El modelo GARCH realiza los cálculos en base a los primeros momentos para determinar el proceso respecto a su media y varianza ya que la función de distribución marginal no es conocida. (Mogollón & Bejarano, 2009)

El modelo GARCH se puede describir de la siguiente manera:

$$\gamma_t = \sigma_t \epsilon_t, \text{ donde: } \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j E_{t-j}^2$$

$$\text{Con } \beta_i \geq 0, \alpha_j \geq 0, \alpha_0 > 0; i = 1, j = 1$$

Dónde:

σ = variable condicional

α y β = parámetros especificados por el modelo

E = son los términos de error.

“Si p es cero el proceso se reduce a un ARCH (q)” (Argález, Batún, & Guerrero, 2014).

Las características del modelo GARCH son: ϵ_t son los términos de error que se encuentran distribuidos con media cero y desviación típica igual a uno. Cumple con los parámetros $\beta_i \geq 0, \alpha_j \geq 0, \alpha_0 > 0; i = 1, j = 1$. Además es necesario que la suma de todos sus parámetros sea menor que uno para cumplir con la condición de estacionariedad de la media. Por último se calculan los primeros datos y se define la serie respecto a la media y varianza por el desconocimiento de la función de distribución marginal (Arce R. d., 1998).

Siempre bajo las restricciones habituales de no negatividad de los parámetros, las cuales implican que alfa y omega han de ser mayores que cero, beta ha de ser mayor

o igual que cero y que la suma de alfa y beta ha de ser inferior a la unidad (Abascal, 2016).

Para el proceso de GARCH, los momentos serán de la siguiente manera:

Tabla 4. Procesos GARCH

	<i>Marginal (incondicional)</i>	<i>Condicional</i>
<i>Esperanza</i>	$E(y_t) = (\mathcal{E}_t^2(w + \alpha y_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2))^{1/2}$ $= E(\varepsilon_t)E((w + \alpha y_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2))^{1/2} = 0$	$E_{t-1}(y_t)$ $= (w + \alpha y_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2)^{1/2} E_{t-1}(\varepsilon_t) = 0$
<i>Varianza</i>	$E(y_t^2) = E(\sigma_t^2) = \frac{\omega}{1 - \alpha - \beta}$	$E_{t-1}(y_t^2) = \sigma_t^2$

Fuente: Arce R, 1998

Dónde: σ_t es la variable condicional, los α y β son los parámetros especificados por el modelo, ε_t es un proceso de ruido blanco” (Arce R. d., 1998).

“ ε_t es un proceso de ruido blanco por lo que no hay relación con el pasado de y_t . Además la serie y_t es estacionaria y en los momentos condicionales, el valor de “t-1” es conocida como no aleatoria” (Arce R. d., 1998).

Una propiedad importante del modelo GARCH es que, bajo ciertas condiciones, se puede representar como un modelo ARCH (∞). Esta propiedad parece ser la razón de que en la práctica, tanto un modelo ARCH con un número grande de parámetros como un modelo GARCH con un número pequeño de parámetros se ajusten bien a los datos. Esta es otra razón que hace preferible un modelo GARCH sobre un ARCH (Argáez, Batún, & Guerrero, 2014).

Variantes Sobre El Modelo General GARCH

Generalmente la suma de los parámetros del modelo GARCH se acerca a uno, ocasionando varias dificultades. Por este motivo se propuso un nuevo modelo integrado denominado IGARCH en el que la suma de sus parámetros sume uno (Arce R. d., 1998).

“El modelo GARCH tiene ciertas críticas en los elementos de sus procesos: los parámetros de no negatividad, que en muchas ocasiones es difícil de lograrlo y además no permiten estimar adecuadamente el efecto real de apalancamiento financiero” (Arce R. d., 1998).

2.4. HIPÓTESIS

Un modelo GARCH permite un análisis eficiente de la volatilidad en el precio de las acciones de la empresa Holcim S.A. y Ecuindex.

Señalamiento de Variables de la Hipótesis

Variable Independiente

Análisis de la volatilidad.

Variable Dependiente

Modelo GARCH

Unidad de observación

Empresa Holcim S.A. y Ecuindex

Términos de relación

Permite un análisis

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. ENFOQUE

El presente trabajo de investigación tiene un enfoque cuantitativo. El enfoque cuantitativo utiliza datos estadísticos para responder al problema de investigación. Según Hernández, Fernández, & Baptista (2010):

El enfoque cuantitativo utiliza la recolección y el análisis de datos para contestar preguntas de investigación y probar hipótesis establecidas previamente, y confía en la medición numérica, el conteo y frecuentemente en el uso de la estadística para establecer con exactitud patrones de comportamiento en una población. (pág. 10)

3.2. MODALIDAD BÁSICA DE LA INVESTIGACIÓN

3.2.1. Investigación Bibliográfica- documental

“Consiste en un análisis de la información escrita, con el propósito de establecer relaciones, diferencias, etapas, o estado actual del conocimiento respecto al tema objeto de estudio. Las principales fuentes documentales son: documentos escritos, documentos fílmicos y documentos grabados” (Bernal, 2010, pág. 110).

La investigación realizada se fundamentará en información relevante obtenida de varios documentos, investigaciones, libros que han servido para sustentar el tema investigativo.

3.3. NIVEL O TIPO DE INVESTIGACIÓN

3.3.1. Investigación exploratoria

Se realiza con el propósito de destacar los aspectos fundamentales de una problemática determinada y encontrar los procedimientos adecuados para elaborar una investigación posterior. La importancia radica en el uso de sus resultados para abrir líneas de investigación y proceder a su consecuente comprobación (Marín, 2008).

3.3.2. Investigación descriptiva

Comprende la descripción, registro, análisis e interpretación de la naturaleza actual, composición o procesos de los fenómenos. El enfoque se hace sobre conclusiones

dominantes, o sobre cómo una persona, grupo o cosa, se conduce o funciona en el presente. La investigación descriptiva trabaja sobre realidades y su característica fundamental es la de presentarnos una interpretación correcta (Rodríguez, 2005, págs. 24,25).

3.3.3. Técnicas de Investigación

Son procedimientos metodológicos y sistemáticos que se encargan de operativizar e implementar los métodos de Investigación y que tienen la facilidad de recoger información de manera inmediata, las técnicas son también una invención del hombre y como tal existen tantas técnicas como problemas susceptibles de ser investigados (Centty, 2006, pág. 41).

A través de la técnica documental se recopilará la información necesaria para el desarrollo del tema investigativo.

3.3.4. Método de Investigación

En el trabajo investigativo se utiliza el método hipotético- deductivo. Según Sánchez (2014): “Es el camino lógico para buscar la solución a los problemas que nos planteamos. Consiste en emitir hipótesis acerca de las posibles soluciones al problema planteado y en comprobar con los datos disponibles si estos están de acuerdo con aquellas” (pág. 82).

3.4 POBLACIÓN Y MUESTRA

“La población o universo de estudio comprende a todas las unidades de observación o análisis que se tienen en cuenta como parte de la investigación” (Centty, 2006, pág. 67).

De acuerdo al trabajo investigativo en la muestra no se aplica ninguna fórmula porque se trabaja con todo el universo, por lo tanto se utiliza información secundaria y en el caso de la población se utilizará el precio de las acciones de la empresa Holcim S.A y el precio de ECUINDEX.

3.5. OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

3.5.1. Variable Independiente: Determinar la volatilidad

Tabla 5. Matriz de Operacionalización variable independiente

CONCEPTUALIZACIÓN	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEMS BÁSICOS	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN
<p>Determinar la volatilidad se conceptualiza como:</p> <p>Una medida de riesgo de un activo financiero que permite evaluar el riesgo al que se enfrenta el inversionista, a través de la rentabilidad.</p> <p>Mientras exista más volatilidad, el inversionista se enfrenta a un mayor riesgo.</p>	<p>Mercado Bursátil</p> <p>Modelo de Markowitz</p> <p>Riesgo de una inversión</p>	<p>Bolsa de valores</p> <p>Valores de renta variable</p> <p>Portafolio de activos</p> <p>Utilidades</p> <p>Riesgo Sistemático</p> <p>Riesgo no Sistemático</p>	<p>¿Cómo invertir en valores de renta variable?</p> <p>¿Cómo aprovechar la diversificación de portafolio de activos?</p> <p>¿Cómo afecta el riesgo sistemático en una inversión?</p>	<p>Información secundaria</p>

Fuente: Investigación

Elaborado por: Estefany Romero

3.5.2. Variable Dependiente: GARCH

Tabla 6. Matriz de operacionalización variable independiente

CONCEPTUALIZACIÓN	CATEGORÍAS	INDICADORES	ITEMS BÁSICOS	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN
<p>GARCH se conceptualizan como:</p> <p>Modelo generalizado auto regresivo condicionalmente heterocedástico.</p> <p>El modelo añade varianza condicional rezagada, la cual actúa como un término suavizador, por lo que evita las dificultades mencionadas al permitir que las volatilidades pasadas impacten en la volatilidad actual.</p>	<p>Series de tiempo</p> <p>Metodología Box Jenkins</p> <p>Modelos autorregresivos</p>	<p>Serie estacionaria</p> <p>Serie no estacionaria</p> <p>Estimación de parámetros</p> <p>Pronóstico</p> <p>ARIMA</p> <p>GARCH</p>	<p>¿Es necesario que la serie sea estacionaria para ser modelada?</p> <p>¿Es necesario realizar algunas pruebas y cumplir con los parámetros para que el modelo sea aceptado?</p> <p>¿Los modelos ARIMA y GARCH permiten analizar la volatilidad y establecer pronósticos?</p>	<p>Información secundaria</p>

Fuente: Investigación

Elaborado por: Estefany Romero

3.6. RECOLECCIÓN Y PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Tabla 7. Recolección de la Información

PREGUNTAS BÁSICAS	EXPLICACIÓN
1. ¿Para qué?	Recolectar y analizar la información correspondiente al tema de investigación.
2. ¿De qué personas u objetos?	De la empresa Holcim S.A.
3. ¿Sobre qué aspectos?	Sobre aspectos que se utilizan en el análisis de la volatilidad en los precios de las acciones.
4. ¿Quién?	Investigador Estefany Romero
5. ¿Cuándo?	El trabajo de investigación se realizará con la información histórica hasta el año 2017
6. ¿Lugar de recolección de información?	Esta investigación se realizará con el precio de las acciones de la empresa Holcim S.A. que se negocian en la Bolsa de Valores.

Fuente: Investigación

Elaborado por: Estefany Romero

Tabla 8. Instrumento de Investigación

TIPOS DE INFORMACIÓN	TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN	INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN
Información Secundaria	Análisis de documentos	Libros, revistas y estudios del Análisis de la volatilidad a través de un modelo GARCH. Tesis de grado de Análisis de la volatilidad a través de un modelo GARCH.
Información Primaria		Leyes y reglamentos del Sistema Financiero, páginas de internet. Información de Bolsas de Valores.

Fuente: Investigación

Elaborado por: Estefany Romero

3.7. PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS

En la presente investigación se aplicara un modelo financiero generalizado auto regresivo condicionalmente heterocedástico GARCH para poder realizar un análisis de volatilidad respecto al precio de las acciones de la empresa Holcim.

Para el análisis de la información se utilizaron los datos proporcionados por la Bolsa de Valores Quito mediante un archivo en formato Excel con los precios de las acciones de la empresa Holcim S.A, además de los valores históricos del Ecuindex, desde enero del año 2005 hasta marzo del año 2017.

Una vez organizada la información con una base de datos en formato Excel y de manera mensual, se procederá a exportar al programa econométrico Gretl para realizar

el procedimiento de acuerdo al modelo econométrico que utilizaremos denominado GARCH.

El software Gretl se utiliza para análisis econométricos en un lenguaje de programación, este software es de libre acceso y permite desarrollar trabajos de manera práctica, eficiente y veras, aplicando una variedad de modelos según nuestra necesidad.

Se aplicará un modelo generalizado de auto regresión, para lo cual se partira de un análisis de la gráfica de series temporales de los datos analizados, que son el precio de las acciones Holcim y Ecuindex respectivamente. A partir de su visualización se aplicará el contraste aumentado de Dickey Fuller que ayudará a pronosticar de manera formal si la serie es o no estacionaria, para aplicar diferencias y logaritmos dependiendo el caso. Además se realizará un gráfico de correlogramas de las series para verificar si existe o no ruido blanco, y posterior aplicar un modelo ARIMA que utiliza el filtro de Kalman para la eliminación del ruido blanco. Por último se realizará un análisis de correlación y heterocedasticidad generalizada a través del estadístico GARCH.

CAPITULO IV

RESULTADOS

4.1. PRINCIPALES RESULTADOS

MODELACIÓN DEL ECUINDEX

Para poder realizar el análisis de la serie Ecuindex, es necesario primero partir de la gráfica de series temporales, para verificar de manera visual si existe o no estacionalidad en la serie.

Gráfico 9. Serie Ecuindex



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

La serie de precios de cierre del Ecuindex desde enero del 2005 hasta marzo del 2017 presenta una tendencia positiva pronunciada y en otros períodos cortos una tendencia negativa. Llegó a un valor mínimo de \$825 y a un valor máximo de \$1245.

Se observa que no es una serie estacionaria, ya que presenta tendencia, no tiene una media constante y tampoco una varianza constante. Por lo que se tendrá que transformar esta serie, buscando asignarle un comportamiento estacionario.

Para comprobar formalmente que si existe una tendencia en la serie Ecuindex, se realiza una prueba a través del contraste aumentado de Dickey Fuller.

Tabla 9. Contraste aumentado de Dickey Fuller para ECUINDEX

CONTRASTE CON CONSTANTE	
Estadístico de contraste: tau	-1,87451
Valor p asintótico	0,3447
Coefficiente de auto correlación	0,019

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Como se puede observar en la tabla 9, los datos proporcionados por el programa indican que la serie no cumple con los parámetros necesarios para ser estacionaria, que son:

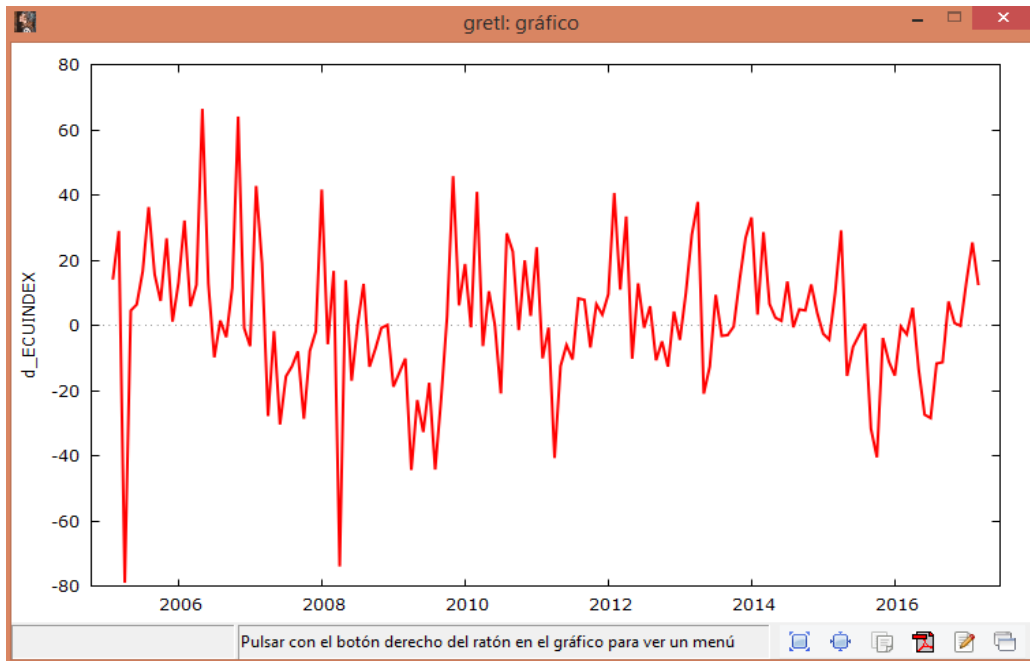
El estadístico de contraste tau debe ser lo más negativo posible, pero el valor tau es igual a -1,87.

El valor de p asintótico debe ser menor que el nivel de significancia que es 0,05; pero el valor correspondiente de p 0,3447 es mayor que 0,05.

El valor de coeficiente de auto correlación es de 0,019 y debería ser lo más cercano a cero, por lo que existe todavía alguna relación positiva entre las variables y las perturbaciones.

Por lo tanto se concluye que la serie Ecuindex no es estacionaria. Para poder corregir y convertir en una serie estacionaria, se realiza las diferencias para estabilizar el término de la media del activo, y posterior se realiza el contraste aumentado de Dickey Fuller

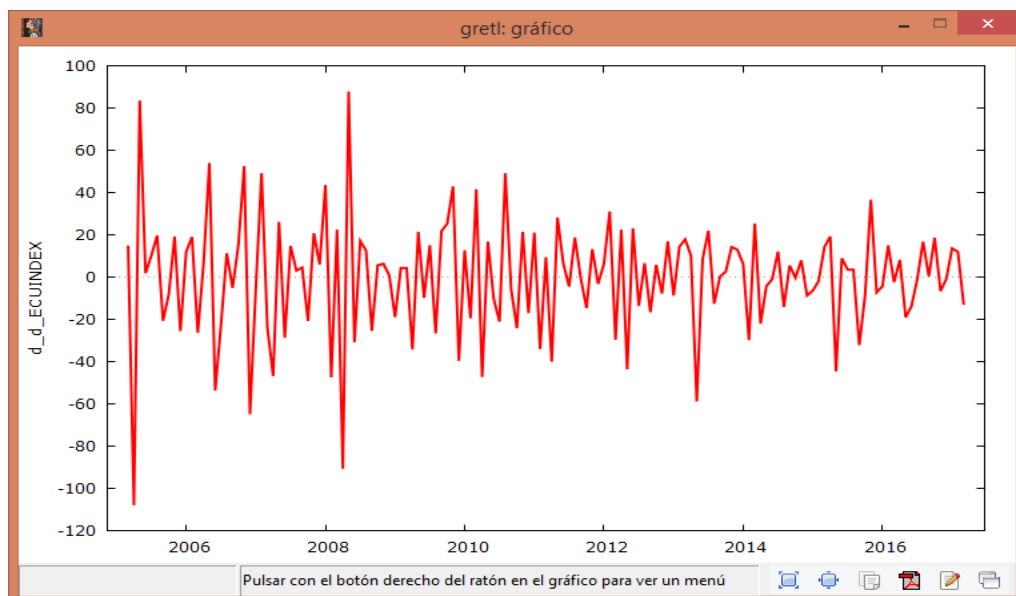
Gráfico 10. Serie d_ECUINDEX



Fuente: Gretl
Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico 10 de la serie d_ECUINDEX permite visualizar que todavía es una serie no estacionaria, porque no mantiene una varianza y media constante, por lo que es necesario aplicar nuevamente la diferencia para obtener una media constante y después aplicar el contraste aumentado de Dickey Fuller y analizar sus valores.

Gráfico 11. Serie d_d_ECUINDEX



Fuente: Gretl
Elaborado por: Estefany Romero

Tabla 10. Contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_ECUINDEX

CONTRASTE CON CONSTANTE	
Estadístico de contraste: tau	-4,73062
Valor p asintótico	7,027e-005
Coefficiente de auto correlación	-0,011

Fuente: Gretl

Elaborado: Estefany Romero

Los resultados de la tabla 10 del contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_Ecuindex, demuestra que la serie d_d_Ecuindex es estacionaria, al cumplir con los parámetros ya mencionados.

El estadístico de contraste tau corresponde al valor más negativo que se pudo obtener en estas pruebas, con un valor de -4,73062.

También se puede observar que el valor de p asintótico es de 7,027e-005, por lo que cumple con el parámetro de ser menor que el nivel de significancia 0,05

Además, el valor del coeficiente de auto correlación es negativo con un valor de -0,011, demostrando que ya no existe alguna relación positiva entre las variables y las perturbaciones.

Por lo tanto después de realizar las pruebas respectivas para comprobar la tendencia, se obtuvo resultados óptimos a través del contraste aumentado de Dickey Fuller y se concluyó que la serie d_d_Ecuindex es estacionaria.

Además se realizó un análisis comparativo de los valores de la serie ECUINDEX y la serie d_d_ECUINDEX.

Tabla 11. Análisis comparativo Dickey Fuller

	ECUINDEX	d_d_ECUINDEX
Estadístico de contraste: tau	-1,87451	-4,73062
Valor p asintótico	0,3447	7,027e-005
Coefficiente de auto correlación	0,019	-0,011

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Se puede observar que la serie d_d_ECUINDEX que se obtuvo a través de la segunda diferencia, es la serie óptima que presenta una varianza y media constante en el tiempo, por lo que permite ser modelada.

MODELO ARIMA ECUINDEX

Tabla 12. ARIMA d_ld_ECUINDEX

	Coeficiente	Desv. Típica	Z	Valor p	
Const	-0,0112697	0,201341	-0,05597	0,9554	
Phi_1	-0,741270	0,0801743	-9,246	2,34e-020	***
Phi_2	-0,511434	0,0987888	-5,177	2,25e-07	***
Phi_3	-0,460717	0,109618	-4,203	2,63e-05	***
Phi_4	-0,324380	0,111106	-2,920	0,0035	***
Phi_5	-0,341814	0,110978	-3,080	0,0021	***
Phi_6	-0,227390	0,109265	-2,081	0,0374	**
Phi_7	-0,328677	0,101315	-3,244	0,0012	***
Phi_8	-0,267545	0,0838188	-3,192	0,0014	***
Theta_13	-0,220158	0,0898998	-2,449	0,0143	**
Theta_19	-0,210233	0,0857589	-2,451	0,0142	**
Criterio de Shwarz			1343,431		

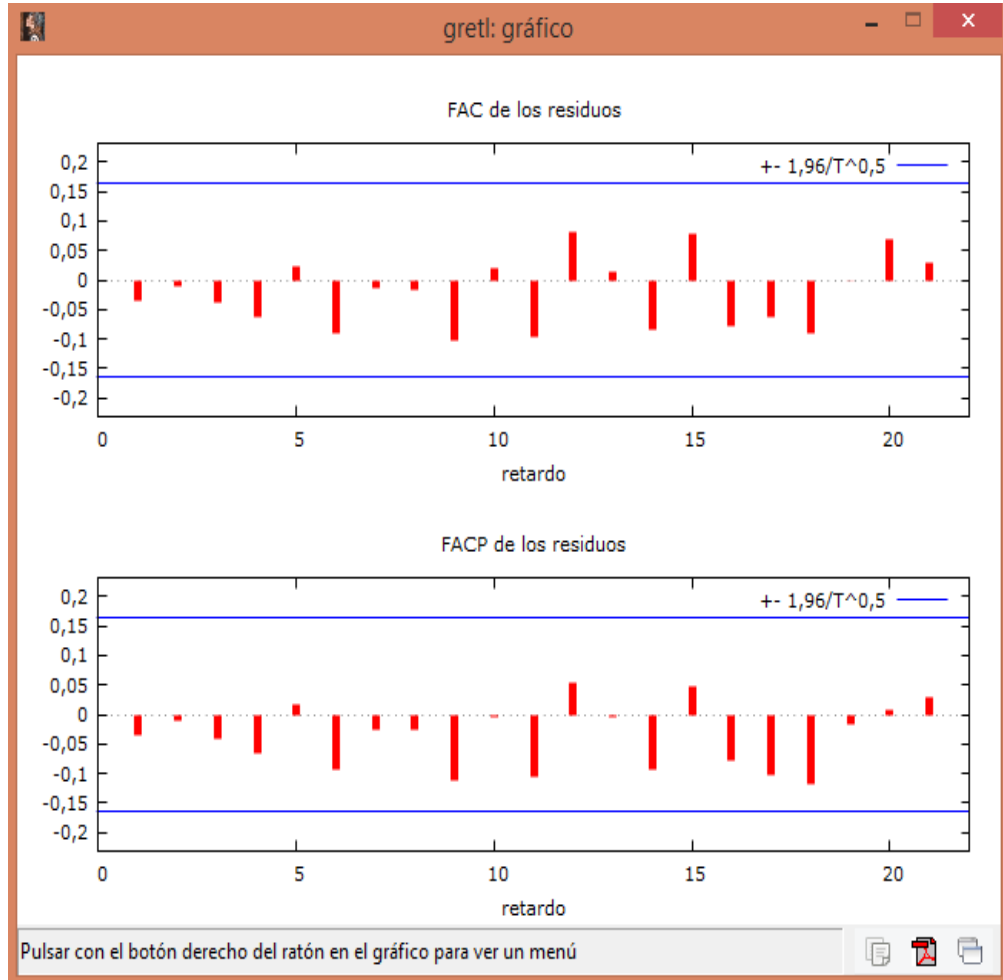
Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Después de realizar varias pruebas se escogió el presente modelo por ser el más adecuado y que cumple con los parámetros básicos para ser aceptado. Según nuestro marco teórico el proceso de modelación de series temporales ARIMA cumple con cuatro fases que se desarrollarán para su análisis.

Primero se identificó el proceso estocástico que ha generado los datos. Se encontró los valores adecuados del modelo ARIMA mediante la utilización del correlograma.

Gráfico 12- Correlograma d_d_ECUINDEX ARIMA



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico del correlograma d_d_Ecuindex Arima permite observar cómo se comportan las series estacionales. El gráfico demuestra que los valores tienden a cero relativamente rápido y en la función de autocorrelación FAC se comporta de manera estacional ya que se encuentran dentro de los márgenes establecidos, por lo que no existe autocorrelación.

La fase 2 corresponde a la estimación del modelo ARIMA. Después de realizar la estimación se procede a la fase 3 que es la verificación del diagnóstico. En esta etapa se evalúa los coeficientes para determinar si el modelo estimado final es el adecuado.

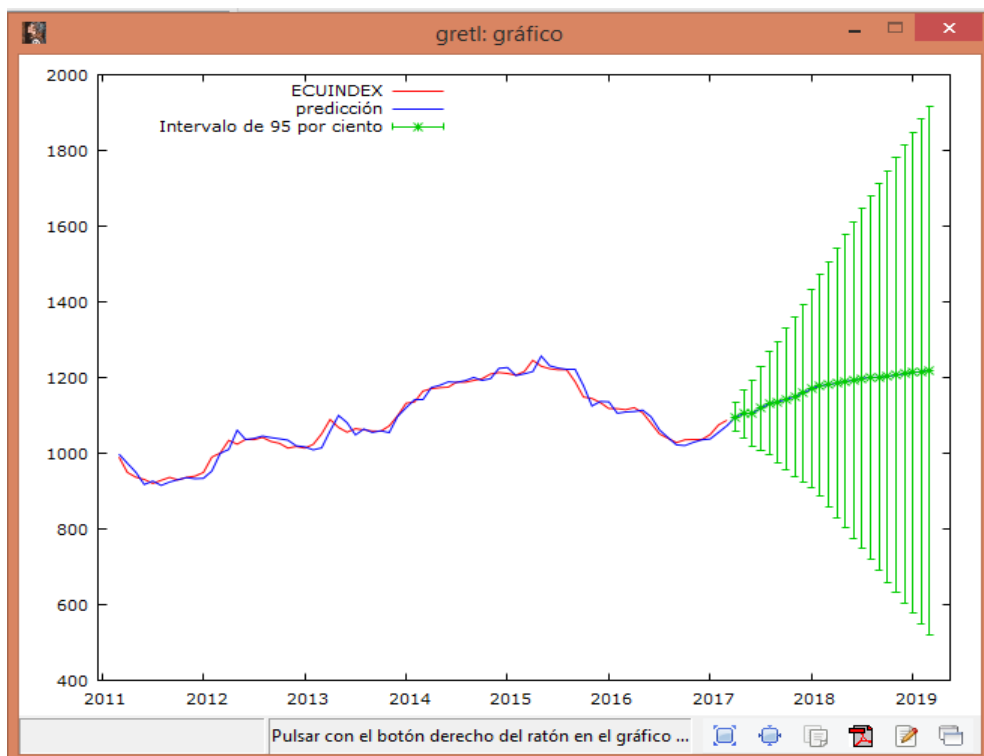
Es necesario realizar algunas pruebas para comparar resultados y escoger el modelo óptimo que cumpla con los parámetros respectivos.

Es así que como resultado, en el caso de los valores de los criterios de Schwarz proporciona un resultado de 1343,43 que es el menor valor obtenido después de desarrollar varias pruebas y que cumple con el parámetro de ser lo menor posible, para ser aceptados.

Además la tabla 12 indica que los diversos valores de Phi que componen AR en este caso $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4, \phi_5, \phi_6, \phi_7, \phi_8$ y theta que compone a MA en este caso θ_{13}, θ_{19} ; son coeficientes diferentes de cero, por lo tanto son los valores más significativos del modelo. El programa otorgó la calificación de tres y dos estrellas a las variables AR(8) y MA(2) de ARIMA, verificando así que es un modelo adecuado.

Por último en la fase 4 se realiza el pronóstico futuro resultante de las etapas anteriores, la predicción se realiza para los siguientes 24 meses, añadiendo estas observaciones en la serie $d_d_Ecuindex$ que ya fue convertida en serie estacionaria.

Gráfico 13. Predicción $d_d_Ecuindex$



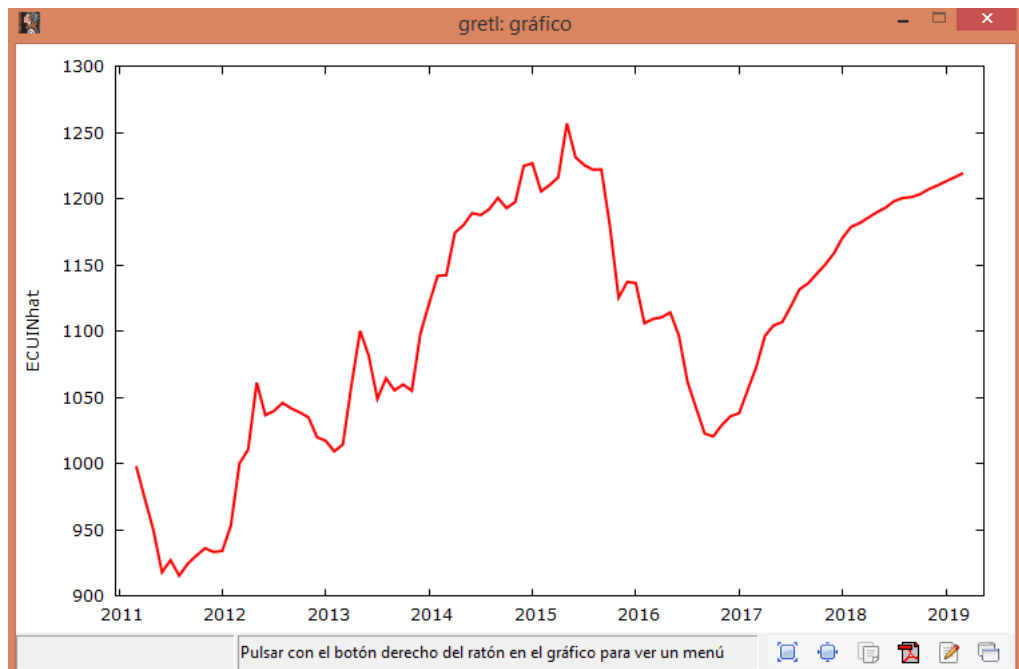
Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico 13 demuestra los resultados de la predicción del Ecuindex, desde abril del 2017 con un valor de 1096,44 hasta el mes de marzo del 2019 con un valor de 1219,22. Además la proyección tiene un margen de error adecuado, ya que se encuentra dentro de los límites.

Para una mejor observación, se realiza un gráfico de series temporales para la predicción denominada ECUIN-hat, que se presenta a continuación:

Gráfico 14. Series temporales predicción d_d_ECUINDEX



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico de la predicción denominada ECUINhat presenta una serie no estacional, en la predicción es evidente una tendencia positiva que se va incrementando en el transcurso del período del año 2017 al año 2019.

MODELO GARCH ECUINDEX

Tabla 13. GARCH d_d_ECUINDEX

	Coefficiente	Desv. Típica	Z	Valor p
Const	-1,44374	1,68469	-0,8570	0,3915
Alpha (0)	213,910	115,961	1,845	0,0651
Alpha (1)	0,348512	0,166569	2,092	0,0364
Beta (1)	0,381910	0,191738	1,992	0,0464
Criterio de Shwarz			1377,918	

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

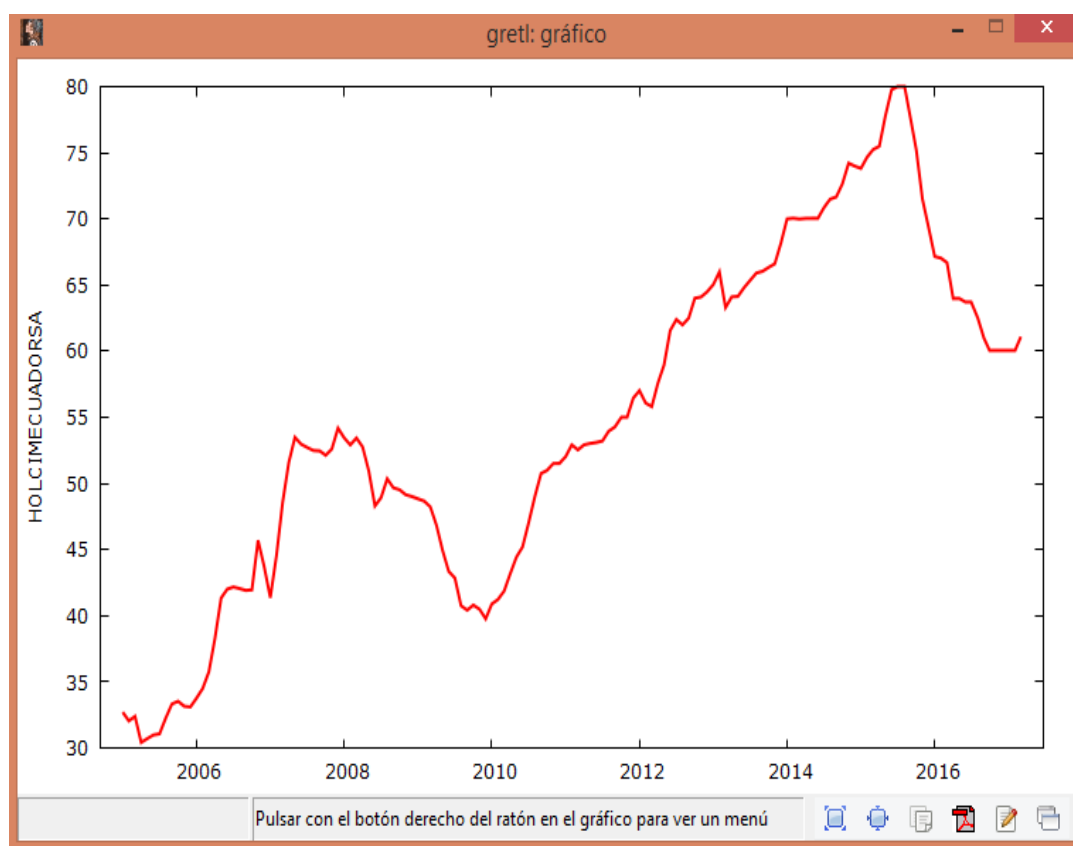
Los resultados de la tabla 13 de la serie d_d_Ecuindex del modelo GARCH cumplen con las restricciones de no negatividad de los parámetros. En donde el resultado del valor p de alpha (0) es igual a 0,0651, el valor de alpha (1) es de 0,0364 y el valor de beta (1) es igual a 0,0464, por lo tanto todos los valores son positivos.

También la suma de los valores de alpha y beta dan un total de 0,1479, por lo que cumplen con el parámetro de ser inferiores a la unidad. Después de aplicar Máxima Verosimilitud y analizar los resultados que son significativos, se puede apreciar que la variación de los precios del Ecuindex está influenciada por el comportamiento de la volatilidad en el período anterior. Además el programa Gretl califica automáticamente según los resultados, y otorgó dos estrellas al modelo aplicado GARCH, lo que significa que es aceptado.

MODELACIÓN DE HOLCIM

Para poder realizar el análisis de la serie Holcim, es necesario primero partir de la gráfica de series temporales, para verificar de manera visual si existe o no estacionalidad en la serie.

Gráfico 15. Serie HOLCIM S.A.



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

La serie de precios de cierre de Holcim S.A. desde enero del 2005 hasta marzo del 2017 presenta una tendencia positiva pronunciada y en otros períodos cortos una tendencia negativa. Llegó a un precio mínimo de \$30 y a un precio máximo de \$80.

Se observa que no es una serie estacionaria, ya que presenta tendencia, no tiene una media constante y tampoco una varianza constante. Por lo que se tiene que transformar esta serie, buscando asignarle un comportamiento estacionario.

Para comprobar formalmente que si existe una tendencia en la serie Holcim S.A., se realiza una prueba a través del contraste aumentado de Dickey Fuller.

Tabla 14. Contraste aumentado de Dickey Fuller HOLCIM S.A.

CONTRASTE CON CONSTANTE	
Estadístico de contraste: tau	-1,78262
Valor p asintótico	0,3896
Coefficiente de auto correlación	0,018

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Como se puede observar en la tabla 14, los datos proporcionados por el programa indican que la serie no cumple con los parámetros necesarios para ser estacionaria, que son:

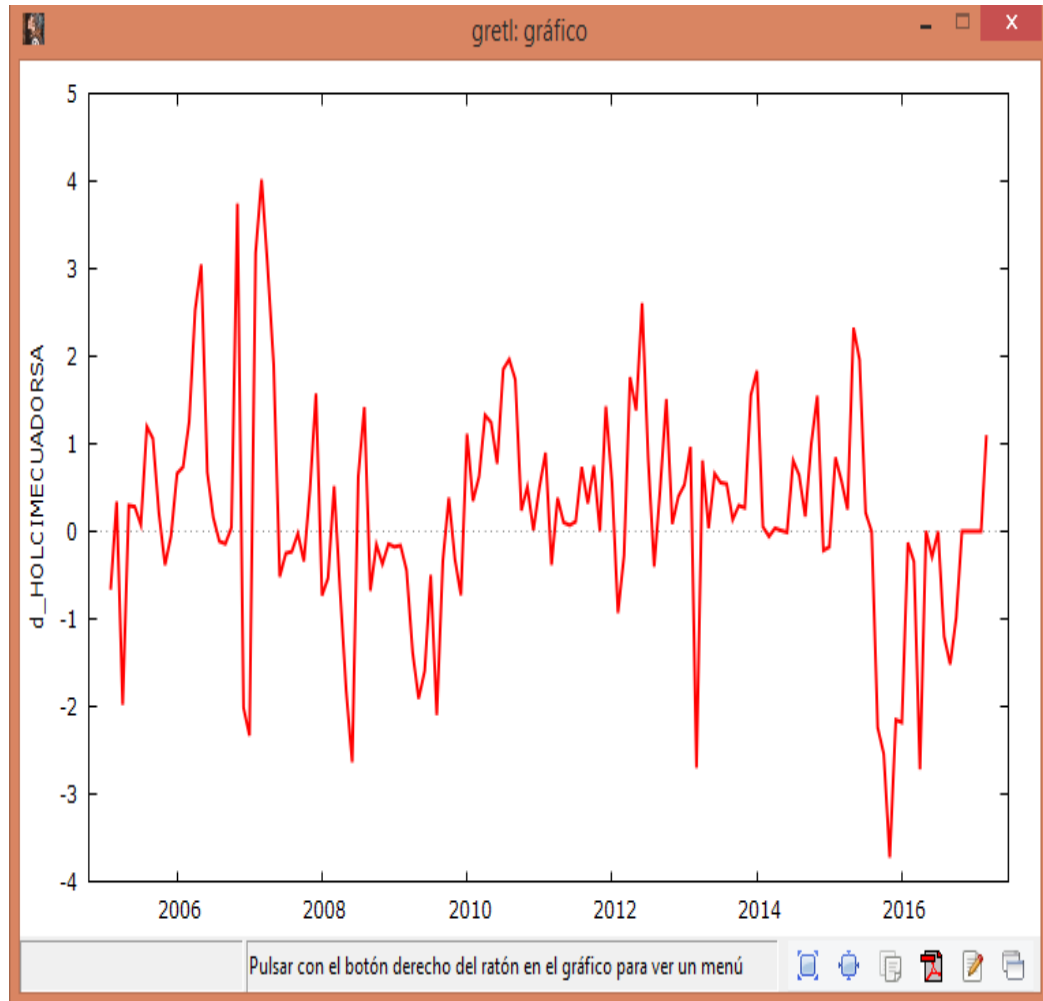
El estadístico de contraste tau debe ser lo más negativo posible, pero el valor tau es igual a -1,78.

El valor de p asintótico debe ser menor que el nivel de significancia que es 0,05; pero el valor correspondiente de p 0,3896 es mayor que 0,05.

El valor de coeficiente de auto correlación es de 0,018 y debería ser lo más cercano a cero, por lo que existe todavía alguna relación positiva entre las variables y las perturbaciones.

Por lo tanto se concluye que la serie Holcim no es estacionaria. Para poder corregir y convertir en una serie estacionaria, se realiza las diferencias para estabilizar el término de la media del activo, y posterior se realiza el contraste aumentado de Dickey Fuller.

Gráfico 16. Serie d_HOLCIM S.A

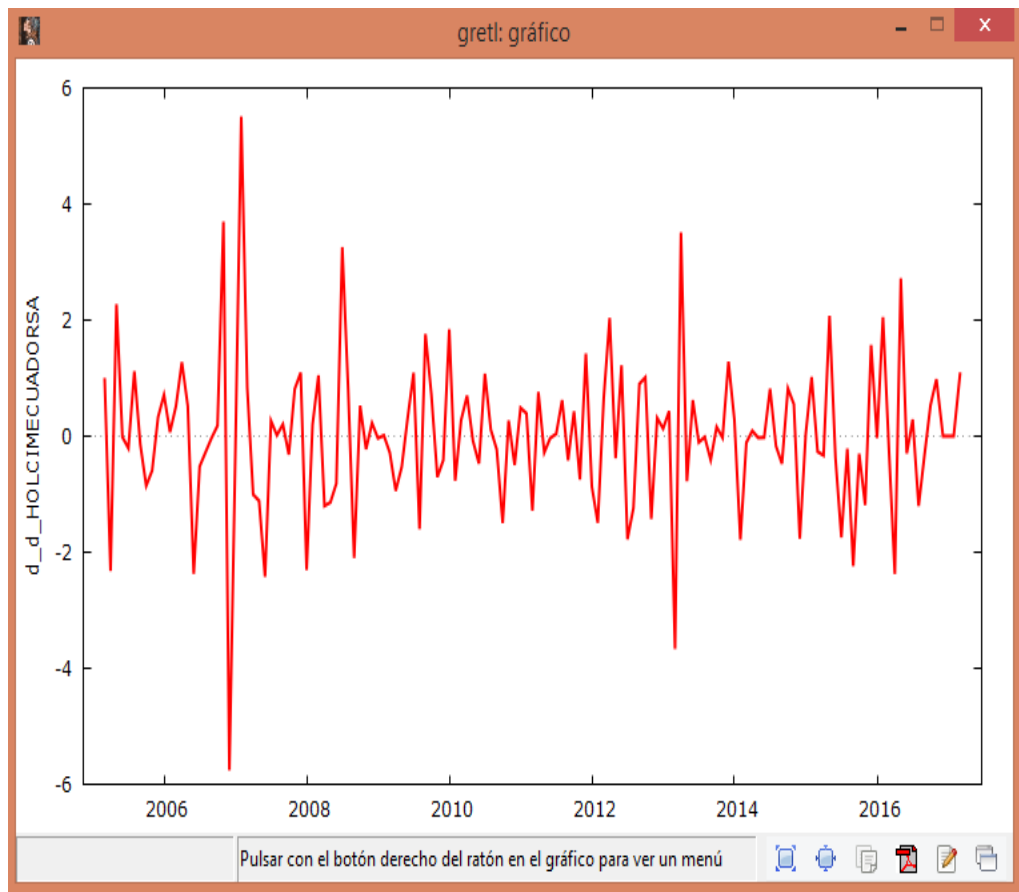


Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico de la serie d_HOLCIM permite visualizar que todavía es una serie no estacionaria, porque no mantiene una varianza y media constante, por lo que es necesario aplicar nuevamente la diferencia para obtener una media constante y después aplicar el contraste aumentado de Dickey Fuller y analizar sus valores.

Gráfico 17. d_d_HOLCIM S.A.



Fuente: Gretl
Elaborado: Estefany Romero

Tabla 15. Contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_HOLCIM

CONTRASTE CON CONSTANTE	
Estadístico de contraste: tau	-8,44579
Valor p asintótico	2,364e-014
Coefficiente de auto correlación	-0,014

Fuente: Gretl
Elaborado por: Estefany Romero

Los resultados de la tabla 15 del contraste aumentado de Dickey Fuller d_d_Holcim , demuestra que la serie d_d_Holcim es estacionaria, al cumplir con los parámetros ya mencionados.

El estadístico de contraste tau corresponde al valor más negativo que se pudo obtener con las pruebas, con un valor de -8,44579.

También se puede observar que el valor de p asintótico es de $2,364e-014$, por lo que cumple con el parámetro de ser menor que el nivel de significancia 0,05

Además, el valor del coeficiente de auto correlación es negativo con un valor de -0,014, demostrando que ya no existe alguna relación positiva entre las variables y las perturbaciones.

Por lo tanto después de realizar las pruebas respectivas para comprobar la tendencia, se obtuvo resultados óptimos a través del contraste aumentado de Dickey Fuller y se concluyó que la serie d_d_Holcim es estacionaria.

Tabla 16. Análisis comparativo Dickey Fuller

	HOLCIM	d_d_HOLCIM
Estadístico de contraste: tau	-1,78262	-8,44579
Valor p asintótico	0,3896	$2,364e-014$
Coefficiente de auto correlación	0,018	-0,014

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Se realiza un análisis comparativo de los valores de la serie HOLCIM y la serie d_d_HOLCIM y se puede observar que la serie d_d_HOLCIM que se obtuvo a través

de la segunda diferencia, es la serie óptima que presenta una varianza y media constante en el tiempo, por lo que permite ser modelada.

MODELO ARIMA HOLCIM

Tabla 17. ARIMA HOLCIM

	Coefficiente	Desv. Típica	Z	Valor p
Const	-0,00385566	0,00392285	-0,9829	0,3257
Phi_1	0,444690	0,0755666	5,885	3,99e-09
Theta_1	-1,0000	0,0234597	-42,63	0,0000
Criterio de Shwarz			470,0352	

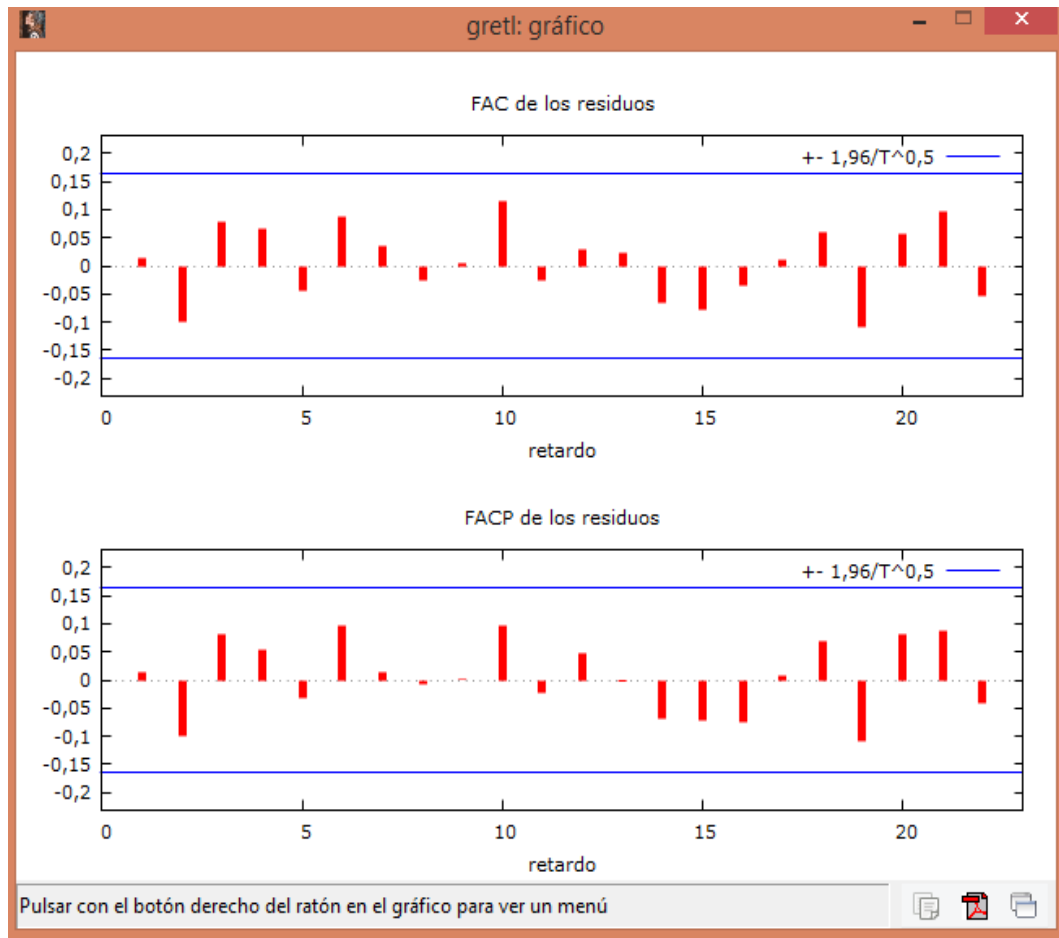
Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Después de realizar varias pruebas se escogió el presente modelo por ser el más adecuado y que cumple con los parámetros básicos para ser aceptado. Según nuestro marco teórico el proceso de modelación de series temporales ARIMA cumple con cuatro fases que se desarrollarán para su análisis.

Primero se identificó el proceso estocástico que ha generado los datos. Se encontró los valores adecuados del modelo ARIMA mediante la utilización del correlograma que se presenta en el gráfico número 19.

Gráfico 18. Correlograma d_d_HOLCIM ARIMA



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico 18 del correlograma d_d_Holcim Arima permite observar cómo se comportan las series estacionales. El gráfico demuestra que los valores tienden a cero relativamente rápido y en la función de autocorrelación FAC se comporta de manera estacional ya que se encuentran dentro de los márgenes establecidos, por lo que no existe autocorrelación.

La fase 2 corresponde a la estimación del modelo ARIMA. Después de realizar la estimación se procede a la fase 3 que es la verificación del diagnóstico. En esta etapa se evalúa los coeficientes para determinar si el modelo estimado final es el adecuado. Es necesario realizar algunas pruebas para comparar resultados y escoger el modelo óptimo que cumpla con los parámetros respectivos.

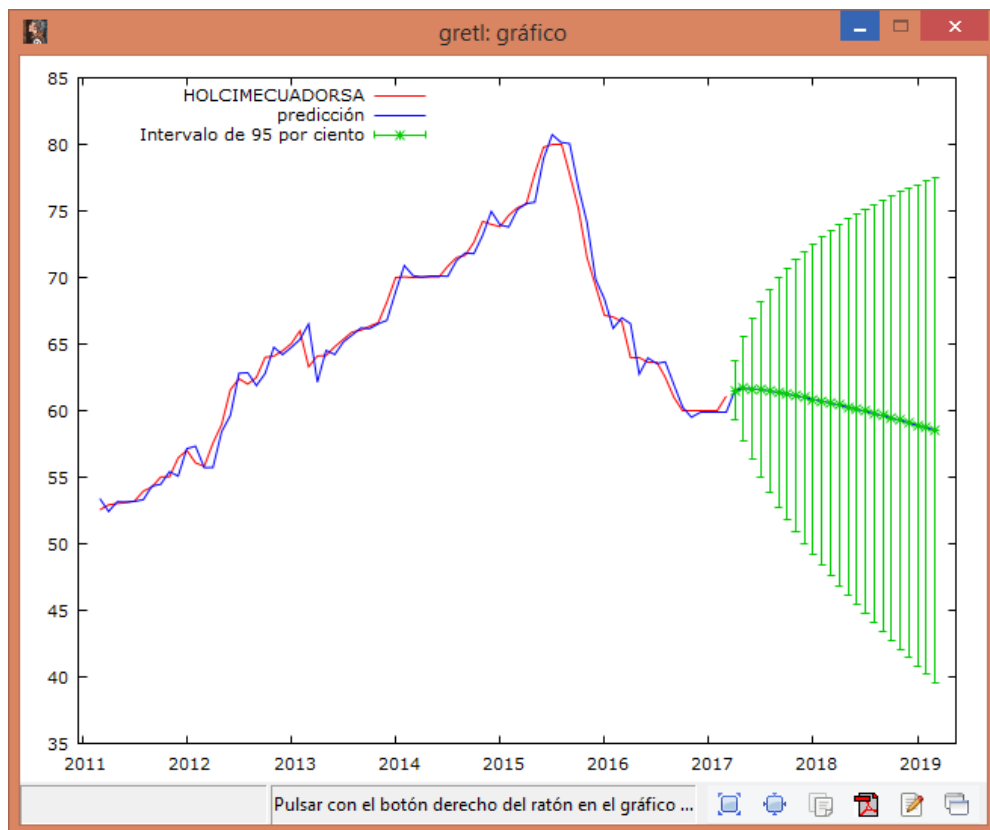
Es así que como resultado en el caso del valor del criterio de Schwarz resultó 470,0352 que es el menor valor obtenido después de desarrollar varias pruebas y que cumple con el parámetro de ser lo menor posible, para ser aceptados.

Además la tabla 17 indica que los valores de $\Phi_1 = 3,99e-09$ que compone a AR1 y $\theta_1 = 0,000$ que compone a MA1, son los valores más significativos del modelo ya que al menos Φ_1 cumple con el parámetro de ser diferente de cero. El programa otorgó la calificación de tres estrellas a las variables AR1 y MA1 de ARIMA, verificando así que es un modelo adecuado.

Por último en la fase 4 se realiza el pronóstico futuro resultante de las etapas anteriores, la predicción se realiza para los siguientes 24 meses, añadiendo estas observaciones en la serie d_d_Holcim que ya fue convertida en serie estacionaria.

Se presenta a continuación el gráfico de la predicción:

Gráfico 19. Predicción d_Id_HOLCIM



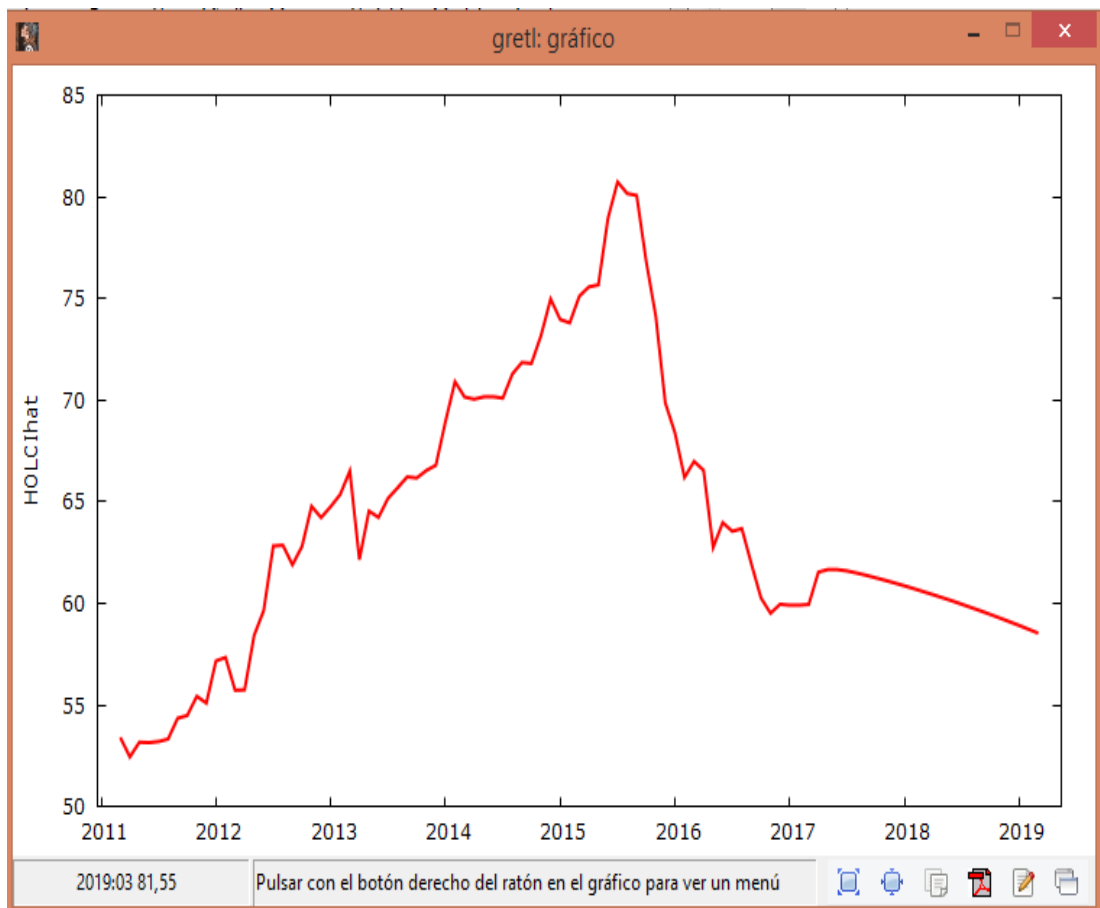
Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico 19 demuestra los resultados de la predicción de la empresa Holcim S.A., desde abril del 2017 con un valor de 61,53 hasta el mes de marzo del 2019 con un valor de 58,52. Además la proyección tiene un margen de error adecuado, ya que se encuentra dentro de los límites.

Para una mejor observación, se realiza un gráfico de series temporales para la predicción denominada HOLCI-hat, que se presenta a continuación:

Gráfico 20. Series temporales predicción d_d_HOLCIM



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

El gráfico de la predicción denominada HOLCIhat presenta una serie no estacional, en la predicción es evidente una tendencia NEGATIVA que se va incrementando en el transcurso del período del año 2017 al año 2019.

MODELO GARCH HOLCIM

Tabla 18. GARCH HOLCIM

	Coeficiente	Desv. Típica	Z	Valor p	
Const	-0,00101846	0,0890137	-0,01144	0,9909	
Alpha (0)	0,627135	0,230285	2,723	0,0065	***
Alpha (1)	0,231456	0,0984905	2,350	0,0188	**
Beta (1)	0,395590	0,164722	2,402	0,0163	**
Criterio de Schwarz			498,9088		

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Los resultados de la tabla de la serie d_d_Holcim del modelo GARCH cumplen con las restricciones de no negatividad de los parámetros. En donde el resultado del valor p de alpha (0) es igual a 0,0065, el valor de alpha (1) es de 0,0188 y el valor de beta (1) es igual a 0,0163, por lo tanto todos los valores son positivos.

También la suma de los valores de alpha y beta dan un total de 0,101 por lo que cumplen con el parámetro de ser inferiores a la unidad. Después de aplicar Máxima Verosimilitud y analizar los resultados que son significativos, se puede apreciar que la variación de los precios del Ecuindex está influenciada por el comportamiento de la volatilidad en el período anterior. Además el programa Gretl califica automáticamente según los resultados, y otorgó tres y dos estrellas al modelo aplicado GARCH de la serie d_d_HOLCIM, lo que significa que es aceptado.

4.2. CONCLUSIONES

- Es importante estudiar la existencia de modelos econométricos de series temporales y su aplicación a problemas reales para lograr utilizar un modelo adecuado que genere información útil y veraz. Por lo general para determinar el método más apropiado a emplear se depende tanto de la información que se disponga y de los objetivos que se persigue. Los modelos que más se han difundido son los modelos ARIMA y sus derivados, entre los que se encuentra el modelo general autorregresivo heterocedástico GARCH que fueron utilizados en el presente trabajo de investigación. El modelo ARIMA se destaca porque con un número reducido de parámetros permiten explicar la estructura de correlación que domina a una serie y es un modelo recomendable para predecir a mediano plazo. Además para la presencia de heterocedasticidad en las series de tiempo financiera debido a los períodos de gran volatilidad, es necesario utilizar los modelos autorregresivos como el modelo GARCH, que añade la varianza condicional rezagada para evitar la dificultad de permitir que las volatilidades pasadas impacten en la volatilidad actual, logrando un correcto análisis de la volatilidad.
- La metodología Box Jenkins con la utilización de su modelo ARIMA, permitió determinar el comportamiento histórico y futuro de las series temporales Holcim y Ecuindex. Para llegar a la predicción primero se utilizó el modelo ARIMA en las series de tiempo, pero para eso fue necesario cumplir con los parámetros de estacionalidad en donde las series mantienen una media y varianza constante. Después de varias pruebas y obtener un modelo ARIMA eficiente, se realizaron las predicciones desde abril 2017 hasta marzo 2019, que presentaron resultados aceptables ya que se encontraron dentro del margen de error. Se obtuvo resultados de los precios de las acciones de la empresa Holcim y además del indicador Ecuindex que es un indicador utilizado para observar las variaciones diarias de las acciones que se cotizan a nivel nacional, compuesto por los diez emisores más representativos del país en base al tamaño de la empresa, número de transacciones, valores tranzados y Holcim forma parte principal del Ecuindex. Los resultados de

la predicción del Ecuindex fueron, para abril del 2017 de 1096,44 y en marzo del 2019 un valor de 1219,22. En el caso de Holcim los resultados de la predicción fueron, para abril del 2017 un valor de 61,53 y para el mes de marzo del 2019 con un valor de 58,52.

- El modelo GARCH aplicado es un modelo adecuado para Holcim, ya que generó resultados estadísticamente significativos en sus coeficiente que son indicadores de riesgo para poder lograr modelar los retornos, cumpliendo así con los parámetros establecidos como son el de no negatividad y una suma total inferior a uno. Además se concluye que la varianza condicional es una variable importante en el momento de determinar el rendimiento esperado, en el caso de la variación de los precios del Ecuindex y de Holcim se determinó que están influenciados por el comportamiento de la volatilidad en el período anterior. Por lo tanto verificamos que la volatilidad es un elemento importante en el mercado financiero para lograr obtener rentabilidad en el activo financiero a pesar del riesgo que represente, ya que con los resultados obtenidos se puede gestionar de mejor maneras las futuras decisiones.

4.3. RECOMENDACIONES

- En la aplicación de los modelos econométricos utilizados se recomienda primero cumplir con los parámetros y establecer la estacionalidad de la serie con pruebas formales que verifiquen que su media y varianza sea constante y así poder modelar y obtener resultados adecuados, ya que si no se trabaja con series estacionales los resultados no serán óptimos. En el caso del modelo aplicado GARCH una de sus desventajas es que los parámetros de no negatividad son difíciles de cumplir por lo que no permiten estimar adecuadamente el efecto real de apalancamiento financiero.
- Se recomienda profundizar el estudio de la volatilidad de las series históricas cotizadas en la Bolsa de Valores, mediante la aplicación de varias metodologías

que permiten contrastar la efectividad de los diferentes modelos planteados para este tipo de análisis, y estimar de mejor manera la volatilidad y el comportamiento histórico y futuro de las series. Además es importante socializar la información de los resultados obtenidos para lograr contribuir al desarrollo de la cultura bursátil en el país.

5. BIBLIOGRAFÍA

- Abascal, M. (30 de Junio de 2016). *Universidad de Cantabria*. Obtenido de Análisis de series temporales financieras:
<https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/10331/ABASCAL-NEGUERUELAMARIO.pdf?sequence=1>
- Aneiros, G. (09 de 2008). *Departamento de Matemáticas Univerdidad de Coruña*. Obtenido de Series de tiempo:
<http://eio.usc.es/eipc1/BASE/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP/MATERIALESMATER/Tema1.pdf>
- Antunez, C. H. (2011). Análisis de series de tiempo. *Contribuciones a la Economía*.
- Anzures, P. (2013). *SlideShare*. Obtenido de Máxima Verosimilitud:
<https://es.slideshare.net/pedroanzures/maxma-verosimilitud>
- Arce, R. d. (Diciembre de 1998). *UAM*. Obtenido de UAM:
<https://www.uam.es/otroscentros/klein/doctras/doctra9806.pdf>
- Arce, R., & Mahía, R. (2003). *MODELO ARIMA*. U.D.I Econometría e informática.
- Argáez, J., Batún, J., & Guerrero, E. (2014). Un paseo por el modelo GARCH y sus variantes. *UADY*.
- Arrellano, M. (2001). *5campus.com*. Obtenido de 5campus.com:
<http://ciberconta.unizar.es/leccion/seriest/100.htm>
- Asteriou, D. (24 de Julio de 2002). *ULA*. Obtenido de Notas sobre el análisis de series de tiempo:
<http://webdelprofesor.ula.ve/economia/hmata/Notas/Notas%20sobre%20Análisis%20de%20Series%20de%20Tiempo.pdf>
- Atehortúa, J. (2012). *Mercado de capitales y portafolios de inversión*. Bogota: Ediciones de la U.

- Austria, M. A. (04 de 2004). Estimación del riesgo financiero mediante los modelos GARCH y SV: Caso de las acciones más bursátiles y capitalizables de la bolsa Mexicana de Valores 1990-2003. México D.F.
- BCE. (2015). Los datos del déficit fiscal en Banco Central del Ecuador 2015. *Información estadística mensual*.
- Bernal, C. (2010). *Metodología de la Investigación administración, economía, humanidades y ciencias sociales*. Colombia: Pearson Educación.
- Blaconá, M. (2015). Breve reseña de métodos de análisis y pronósticos probabilísticos en series de tiempo. *Revista de la Sociedad Argentina de Estadística*.
- Bolsa de Valores de Guayaquil. (2017). *Bolsa de Valores de Guayaquil*. Obtenido de Bolsa de Valores de Guayaquil:
<https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/autorregulacion/index.asp>
- Bolsa de Valores Quito. (2017). *BVQ*. Obtenido de BVQ:
<http://www.bolsadequito.info/inicio/conozca-el-mercado/el-mercado-de-valores/>
- Brugger, S. (2010). *Eumed.net*. Obtenido de <http://www.eumed.net/tesis-doctorales/2010/sibj/Analisis%20de%20raices%20unitarias.htm>
- Cara, J. (2013). *ETSII UPM*. Obtenido de Análisis de proceso estocástico en el dominio del tiempo:
http://www.etsii.upm.es/ingor/estadistica/fjcara/mme_construccion/02_pest_tiempo.pdf
- Castañeda, J., Nieto, M., & Ortíz, V. (2013). Análisis y aplicación del filtro de kalman a una señal con ruido alatorio. *Scientia et Technica*, 1-8.
- Centeno, G., & Martín, C. (2004). *Estimación de modelos de volatilidad estocástica en series de rendimientos bursátiles*. Madrid: Universidad San Pablo.
- Centty, D. (2006). *Manual metodológico para el investigador científico*. Arequipa: Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa.

- Cepeda, E., & Casas, M. (2008). *MODELOS ARCH, GARCH Y EGARCH: APLICACIONES A SERIES FINANCIERAS*. *Scielo*.
- Cepeda, J. J. (1 de Marzo de 2016). *Historia y Economía*. Obtenido de Historia y Economía: http://historiaypresente.pazymino.com/JPyMC-CRISIS_BANCARIA_1999_RETORNO_PLUTOOCRACIA-Oct2015.pdf
- Chasco, C. (Junio de 2004). *Researchgate*. Obtenido de Modelos de heterogeneidad espacial: https://www.researchgate.net/publication/23742953_Modelos_de_heterogeneidad_espacial
- Cobo, Á. J. (2002). *La selección de carteras: desde Markowitz*. Bogotá.
- Código Orgánico Monetario y Financiero. (2014). *Código Orgánico Monetario y Financiero*. Quito: Registro Oficial.
- Constitución. (2008). *Constitución de la República del Ecuador*. Quito: Registro Oficial.
- Court, E. (2010). *Mercado de Capitales*. México: Pearson.
- Crespo, G. G. (31 de Agosto de 2012). *Gedesco*. Obtenido de La bolsa de valores: historia y función: <http://www.gedesco.es/blog/la-bolsa-de-valores-historia-y-funcion-2/>
- Cruz, R. (2013). *Modelos ARCH Y GARCH*. Obtenido de Modelos ARCH Y GARCH: http://www.cimat.mx/~jortega/MaterialDidactico/ST2013/Modelo_ARCH.pdf
- Cuyare, J. R. (10 de Septiembre de 2012). *SlideShare*. Obtenido de Modelos ARIMA: https://es.slideshare.net/juan_churqui/modelo-arima-14236175
- Dorrejo, E. (14 de Noviembre de 2013). *Diario Libre*. Obtenido de Diario Libre: <http://www.diariolibre.com/opinion/la-importancia-del-mercado-de-valores-ENDL410895>

- Dueñas, R. (2008). *Introducción al Sistema Financiero y Bancario*. Bogotá: Politécnico Gracolombiano.
- Fomento Financiero. (2015). *Fomento Financiero*. Obtenido de Fomento Financiero: <http://www.fofisa.com/contenido/bolsa/tex.htm>
- Fournies, A. (14 de Abril de 2015). *ResearchGate*. Obtenido de ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/274961095_Modelos_ARMA_y_Box_and_Jenkins
- Frederic, M. (2008). *Moneda, banca y mercados financieros*. México: Pearson.
- Fuente, D. d., & Pino, R. (1995). Análisis comparativo de Cálculo de previsiones univariadas y función de transferencia, mediante las metodologías de Box-Jenkins y Redes Neuronales. *Questiio*, 185-215. Obtenido de Gencat.
- Gaceta Financiera. (7 de abril de 2009). *Gaceta Financiera*. Obtenido de Gaceta Financiera: <http://www.gacetafinanciera.com/RS.pdf>
- Gálvez, P., Salgado, M., & Gutiérrez, M. (2001). Optimización de carteras de inversión modelo de Markowitz y estimación de volatilidad con GARCH. *Horizontes Empresariales*.
- García, M. d. (2014). Criterios de Información y predictivos para la selección de un modelo lineal mixto. *Revista de ciencias económicas y estadística*.
- Gómez, L. (2009). *Riesgo y rentabilidad: significado y cuantificación*. Lima: Actualidad Empresarial.
- González, J. (1975). Los Índices Bursátiles: Significación Económica y Financiera. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*.
- Guaytarilla, F. (28 de Julio de 2012). *Sistema Bancario del Ecuador*. Obtenido de Sistema Bancario del Ecuador: <http://sistemabancariodelecuador.blogspot.com/>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2010). *Metodología de la Investigación*. México: McGraw Hill.

- Jara, A. (2014). *SlideShare*. Obtenido de Coeficiente Beta:
<http://es.slideshare.net/cxls19/coeficiente-beta>
- Lanzagorta, J. (12 de Octubre de 2014). *Riesgo Sistemático y No Sistemático*.
Obtenido de Riesgo Sistemático y No Sistemático:
<https://planeatusfinanzas.com/riesgo-sistemico-y-no-sistemico/>
- Larrea, C. (2006). *Dolarización, crisis y pobreza en el Ecuador*. Obtenido de
Dolarización, crisis y pobreza en el Ecuador:
<http://biblioteca.clacso.edu.ar/ar/libros/grupos/barba/13larrea.pdf>
- López, C. (2007). *UADE*. Obtenido de UADE:
http://marcelodelfino.net/files/Teora_de_la_Cartera.pdf
- López, M. (2009). *Blog Salmon*. Obtenido de Blog Salmon:
<https://www.elblogsalmon.com/mercados-financieros/que-son-los-mercados-de-valores>
- Marín, A. (7 de Marzo de 2008). *Metodología de la Investigación*. Obtenido de
Metodología de la Investigación: <https://metinvestigacion.wordpress.com/>
- Martínez, J. (2015). *Mercado de Valores*. Ambato: UTA.
- Melgarejo, Z., & Vera, M. (2010). Análisis de la relación entre rentabilidad y el
riesgo de las sociedades laborales y sociedades mercantiles convencionales.
Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas.
- Mogollón, M., & Bejarano, N. (2009). *J-Multi*. Bogotá: Universidad Nacional
Colombia.
- Novales, A. (Septiembre de 2013). *Universidad Complutense*. Obtenido de
Universidad Complutense: <https://www.ucm.es/data/cont/media/www/pag-41460/Arch.pdf>
- Ocampo, J. A. (2009). La crisis financiera mundial y su impacto sobre América
Latina. *Revista Venezolana de Economía y Ciencias Sociales*.
- Paredes, M. (agosto de 2011). *Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador*.
Obtenido de Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador:

http://www.superbancos.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/articulos_financieros/Estudios%20Tecnicos/2011/AT9_2011.pdf

Parody, E., Charris, A., & García, R. (2012). Modelación de la volatilidad y pronóstico del índice general de la bolsa de valores de Colombia (IGBC). *Clío América*, 223-239.

Puga, M. (2010). *Universidad Arturo Prat*. Obtenido de Fundamentos Básicos de Finanzas:
<http://www.mpuga.com/docencia/Fundamentos%20de%20Finanzas/Principales%20Bolsas.pdf>

Ramírez, Á. (2003). El filtro de kalman. *Documento de trabajo del Banco Central de Costa Rica*. Elaborado en la División Económica, Departamento de Investigaciones Económicas.

Ramirez, J. D. (29 de Agosto de 2013). *Las principales Bolsas de valores de latinoamérica*. Obtenido de
<https://comohacerunnegocio.wordpress.com/2013/08/29/las-principales-bolsa-de-valores-de-latinoamerica/>

Riera, M. (2013). *Teoría del portafolio*. Lima: Actualidad Empresarial.

Ríos, G. (2008). *Universidad de Chile*. Obtenido de Series de tiempo: https://www.u-cursos.cl/ingenieria/2010/1/CC52A/1/material_docente/bajar?id

Rodríguez, E. (2005). *Metodología de la Investigación*. México: Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.

Romero, B. (2015). *La estructura del sistema financiero ecuatoriano*. Obtenido de La estructura del sistema financiero ecuatoriano: <http://tusfinanzas.ec/la-estructura-del-sistema-financiero-ecuatoriano/>

Romero, E. (2011). *Eva Romero Ramos Blog*. Obtenido de <https://evaromeroramos.com/tema-1-introduccion-a-los-procesos-estocasticos/>

- Roossi, G. D. (2013). *La Volatilidad en Mercados Financieros y de Commodities*. INVENIO.
- Rosales, R. (2008). *Economía Uniandes*. Obtenido de Economía Uniandes: https://economia.uniandes.edu.co/files/profesores/ramon_rosales_alvarez/docs/econometria2/Salidas%20y%20Ejercicios/EJC202220Metodologa20Box20-20Jenkins.pdf
- Sánchez, J. C. (2014). *Metodología de la Investigación Científica y Tecnológica*. Madrid: Albasanz.
- SCVS. (2012). *Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros* . Obtenido de Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros : <http://181.198.3.74:10039/wps/wcm/connect/34aef891-0652-4f4f-93ef-eac286e91fd8/20130304120700.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=34aef891-0652-4f4f-93ef-eac286e91fd8>
- Seco, M. (Septiembre de 2007). *EOI Escuela de Negocios*. Obtenido de Riesgos económicos y financieros en la empresa: http://api.eoi.es/api_v1_dev.php/fedora/asset/eoi:45904/componente45902.pdf
- Sharpe, W. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk. *Journal of Finance*, 425-442.
- Soley, J. (2006). Métodos clave para calcular el valor en riesgo. *Dossier Tesorería*.
- Superintendencia de Bancos. (2017). *Superintendencia de Bancos*. Obtenido de Superintendencia de Bancos: http://www.superbancos.gob.ec/practg/p_index?vp_art_id=1&vp_tip=11&vp_lang=1&vp_buscr=11
- Superintendencia de Compañía Valores y Seguros. (2017). *Superintendencia de Compañía Valores y Seguros*. Obtenido de Superintendencia de Compañía Valores y Seguros: <http://www.supercias.gob.ec/portal/>
- Torres, M. G. (Abril de 2014). *Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales*. Obtenido de Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales:

<https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/149/TFG000037.pdf?sequence=1>

UAM. (2014). *UAM.es*. Obtenido de Curso de Predicción económica y empresarial:

https://www.uam.es/docencia/predysim/prediccion_unidad3/3_4_doc.pdf

Velasco, R. (2010). *Introducción al Mercado Bursátil*. España: UA Benissa.

Veloz, M. (2015). *Repositorio UTA FCA*. Obtenido de El riesgo sistemático en la valoración de activos financieros de las principales compañías societarias que negocian en la Bolsa de Valores de Quito:

<http://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/20351/1/T3392M.pdf>

Vera, M. (2011). *Riesgo Sistémico y los Retos de la Política Macropudencial*.

Guatemala: Departamento Hemisferio Occidental.

Villalva, A. J. (14 de Noviembre de 2013). *Proyecto Económico- Blog*. Obtenido de

<https://proyectoeconomicoblog.wordpress.com/2013/11/14/los-modelos-arch-y-sus-multiples-extensiones-modelizacion-de-la-volatilidad/>

Villavicencio, J. (2010). *Linkclick*. Obtenido de Introducción a series de tiempo:

http://www.estadisticas.gobierno.pr/iepr/LinkClick.aspx?fileticket=4_BxecUaZmg%3D

Wooldridge, J. (2013). *Introducción a la econometría. Quinta edición*. México:

Cengage Learning.

Yrigoyen, C. C. (2010). *econometria*. Obtenido de Planteamiento de los modelos de series temporales:

<https://econometriaii.files.wordpress.com/2010/01/modelos-de-series-temporales.pdf>

Zurita Jesús, M. J. (2009). *La crisis financiera y económica del 2008*. México: El Cotidiano.

6. ANEXOS

Anexo I. Tabla de precios Ecuindex y Holcim

FECHA	ECUINDEX	HOLCIM ECUADOR S.A.
ene-05	861,84	32,72
feb-05	875,90	32,06
mar-05	904,90	32,40
abr-05	825,92	30,42
may-05	830,48	30,72
jun-05	836,90	31,00
jul-05	853,47	31,08
ago-05	889,76	32,27
sep-05	905,38	33,34
oct-05	912,89	33,54
nov-05	939,58	33,16
dic-05	940,73	33,11
ene-06	953,91	33,77
feb-06	986,09	34,51
mar-06	991,94	35,76
abr-06	1004,36	38,29
may-06	1070,80	41,34
jun-06	1083,60	42,02
jul-06	1073,80	42,17
ago-06	1075,28	42,06
sep-06	1071,68	41,92
oct-06	1083,19	41,97
nov-06	1147,26	45,71
dic-06	1146,42	43,70
ene-07	1140,04	41,37
feb-07	1182,83	44,55
mar-07	1201,79	48,57
abr-07	1173,97	51,59
may-07	1172,26	53,49
jun-07	1141,84	52,98
jul-07	1126,17	52,73
ago-07	1113,59	52,50
sep-07	1105,62	52,47
oct-07	1076,95	52,13
nov-07	1069,10	52,61
dic-07	1067,23	54,19
ene-08	1108,91	53,46
feb-08	1103,13	52,92
mar-08	1119,83	53,44
abr-08	1045,88	52,76

may-08	1059,72	50,94
jun-08	1042,73	48,31
jul-08	1042,91	48,93
ago-08	1055,65	50,36
sep-08	1042,96	49,68
oct-08	1035,90	49,53
nov-08	1035,15	49,16
dic-08	1035,27	49,02
ene-09	1016,46	48,84
feb-09	1001,99	48,68
mar-09	991,82	48,24
abr-09	947,43	46,86
may-09	924,50	44,95
jun-09	891,77	43,36
jul-09	874,16	42,86
ago-09	829,92	40,76
sep-09	807,44	40,43
oct-09	810,27	40,81
nov-09	856,05	40,50
dic-09	862,21	39,77
ene-10	881,07	40,89
feb-10	880,47	41,24
mar-10	921,44	41,86
abr-10	915,08	43,19
may-10	925,55	44,43
jun-10	925,73	45,21
jul-10	904,83	47,06
ago-10	933,05	49,03
sep-10	955,71	50,76
oct-10	954,22	51,00
nov-10	974,16	51,51
dic-10	977,06	51,52
ene-11	1001,01	52,03
feb-11	990,92	52,93
mar-11	990,23	52,55
abr-11	949,54	52,93
may-11	937,05	53,04
jun-11	931,04	53,11
jul-11	920,61	53,22
ago-11	928,89	53,96
sep-11	936,73	54,28
oct-11	929,95	55,03
nov-11	936,45	55,03
dic-11	939,74	56,46
ene-12	949,32	57,02
feb-12	989,93	56,09

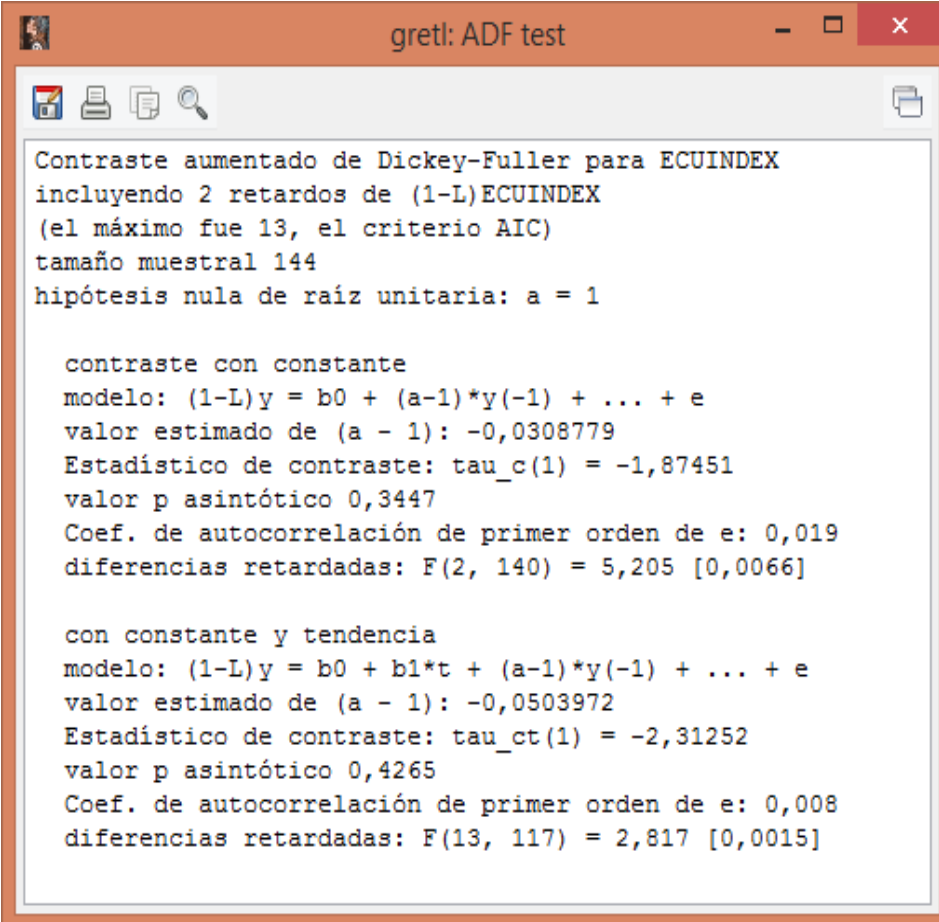
mar-12	1000,88	55,82
abr-12	1034,30	57,58
may-12	1024,07	58,96
jun-12	1036,96	61,57
jul-12	1036,23	62,40
ago-12	1042,12	62,00
sep-12	1031,42	62,50
oct-12	1026,51	64,01
nov-12	1013,86	64,10
dic-12	1018,14	64,50
ene-13	1013,71	65,03
feb-13	1023,67	66,00
mar-13	1051,50	63,30
abr-13	1089,40	64,11
may-13	1068,45	64,15
jun-13	1055,85	64,81
jul-13	1065,21	65,37
ago-13	1062,00	65,91
sep-13	1059,02	66,05
oct-13	1058,66	66,34
nov-13	1072,53	66,61
dic-13	1099,39	68,17
ene-14	1132,51	70,01
feb-14	1135,78	70,06
mar-14	1164,41	70,00
abr-14	1171,03	70,04
may-14	1173,41	70,05
jun-14	1174,81	70,05
jul-14	1188,30	70,86
ago-14	1187,72	71,50
sep-14	1192,61	71,67
oct-14	1197,21	72,67
nov-14	1209,73	74,22
dic-14	1213,55	74,00
ene-15	1210,99	73,83
feb-15	1206,62	74,67
mar-15	1216,52	75,25
abr-15	1245,63	75,50
may-15	1230,15	77,83
jun-15	1223,58	79,79
jul-15	1220,56	80,00
ago-15	1221,04	80,00
sep-15	1189,34	77,76
oct-15	1148,85	75,22
nov-15	1144,98	71,50
dic-15	1133,89	69,35

ene-16	1118,51	67,17
feb-16	1118,16	67,04
mar-16	1115,40	66,70
abr-16	1120,81	63,98
may-16	1107,20	63,99
jun-16	1079,80	63,70
jul-16	1051,38	63,70
ago-16	1039,70	62,50
sep-16	1028,41	60,98
oct-16	1035,74	60,00
nov-16	1036,45	60,00
dic-16	1036,33	60,00
ene-17	1049,82	60,00
feb-17	1075,26	60,00
mar-17	1087,61	61,10

Fuente: Bolsa de Valores Quito

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 2. Tabla Contraste aumentado de Dickey Fuller para ECUINDEX



```
gretl: ADF test

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para ECUINDEX
incluyendo 2 retardos de (1-L)ECUINDEX
(el máximo fue 13, el criterio AIC)
tamaño muestral 144
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

contraste con constante
modelo: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,0308779
Estadístico de contraste: tau_c(1) = -1,87451
valor p asintótico 0,3447
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,019
diferencias retardadas: F(2, 140) = 5,205 [0,0066]

con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,0503972
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -2,31252
valor p asintótico 0,4265
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,008
diferencias retardadas: F(13, 117) = 2,817 [0,0015]
```

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 3. Contraste aumentado de Dickey Fuller $d_d_ECUINDEX$

```
gretl: ADF test

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para d_d_ECUINDEX
incluyendo 13 retardos de (1-L)d_d_ECUINDEX
(el máximo fue 13, el criterio AIC)
tamaño muestral 131
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

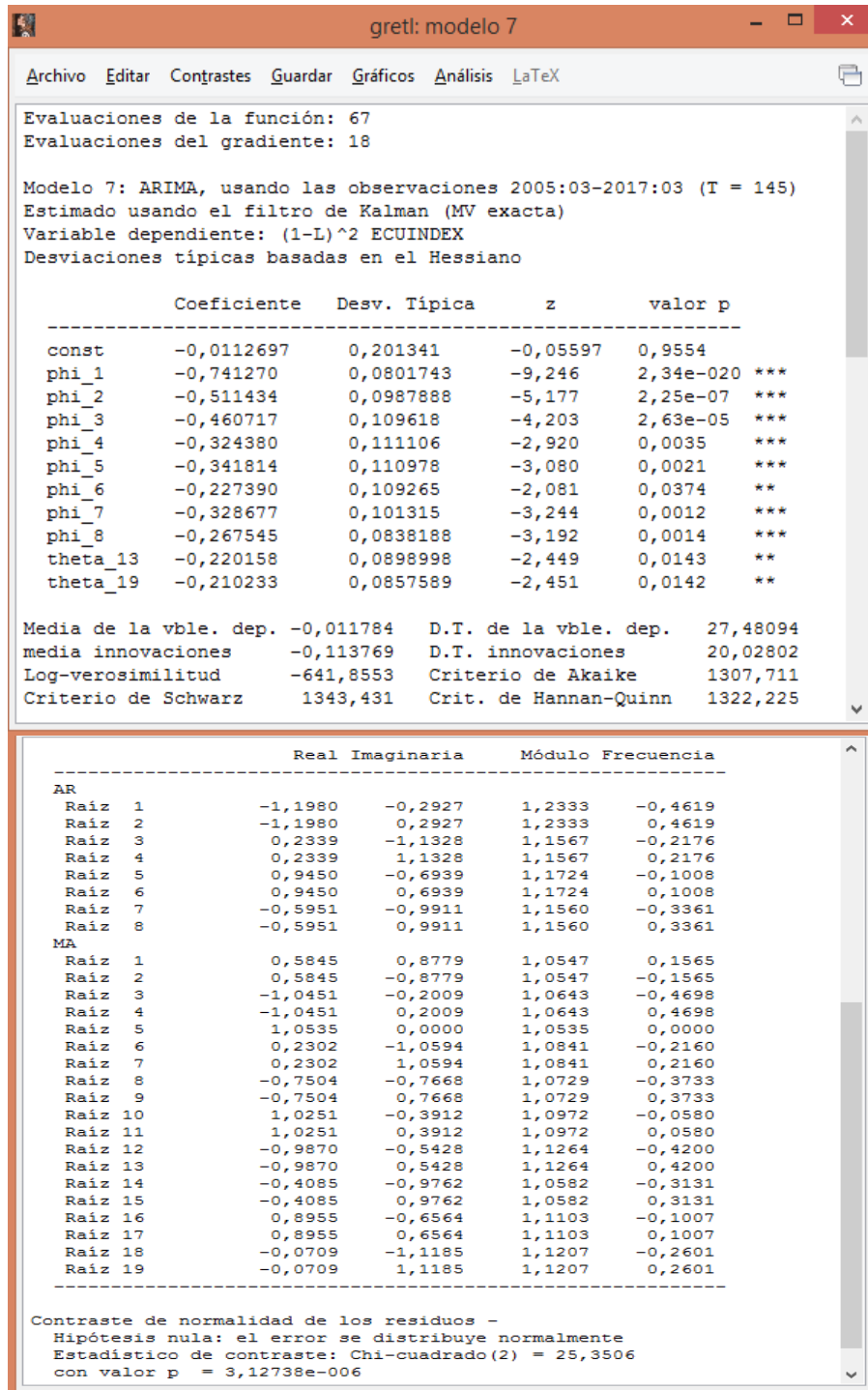
contraste con constante
modelo: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -5,25435
Estadístico de contraste: tau_c(1) = -4,73062
valor p asintótico 7,027e-005
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,011
diferencias retardadas: F(13, 116) = 3,805 [0,0000]

con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -5,25735
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -4,72156
valor p asintótico 0,0005999
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,013
diferencias retardadas: F(13, 115) = 3,812 [0,0000]
```

Fuente: Gretl

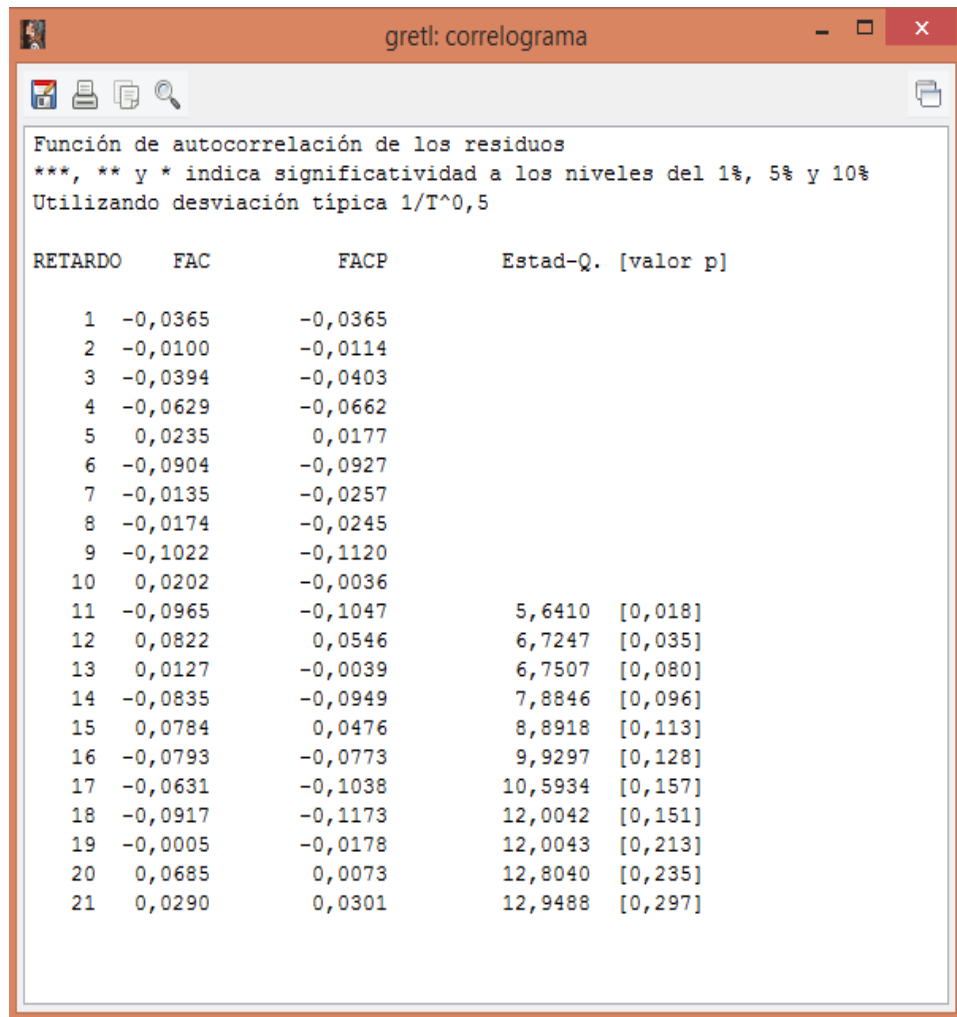
Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 4. Tabla ARIMA $d_d_ECUINDEX$



Fuente: Gretl
Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 5. Correlograma d_d_ECUINDEX



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 6. Tabla GARCH d_d_ECUINDEX

Evaluaciones de la función: 49
Evaluaciones del gradiente: 16

Modelo 21: GARCH, usando las observaciones 2005:03-2017:03 (T = 145)
Variable dependiente: d_d_HOLCIMECUADORSA
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coefficiente	Desv. Típica	z	valor p	
const	-0,00101846	0,0890137	-0,01144	0,9909	
alpha(0)	0,627135	0,230285	2,723	0,0065	***
alpha(1)	0,231456	0,0984905	2,350	0,0188	**
beta(1)	0,395590	0,164722	2,402	0,0163	**

Media de la vble. dep. 0,012168 D.T. de la vble. dep. 1,330592
Log-verosimilitud -237,0126 Criterio de Akaike 484,0251
Criterio de Schwarz 498,9088 Crit. de Hannan-Quinn 490,0729

Varianza incondicional del error = 1,68153
Contraste de razón de verosimilitudes para los términos (G)ARCH:
Chi-cuadrado(2) = 19,2945 [6,4602e-005]

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 7. Tabla Dickey Fuller HOLCIM S.A

```
gretl: ADF test

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para HOLCIMECUADORSA
incluyendo un retardo de (1-L)HOLCIMECUADORSA
(el máximo fue 13, el criterio AIC)
tamaño muestral 145
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

contraste con constante
modelo: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,013197
Estadístico de contraste: tau_c(1) = -1,78262
valor p asintótico 0,3896
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,018

con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,0241153
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -1,56176
valor p asintótico 0,808
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,011
```

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 8. Tabla Dickey Fuller d_d_HOLCIM S.A

```
gretl: ADF test

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para d_ld_HOLCIMECUADORS
incluyendo 4 retardos de (1-L)d_ld_HOLCIMECUADORS
(el máximo fue 13, el criterio AIC)
tamaño muestral 140
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

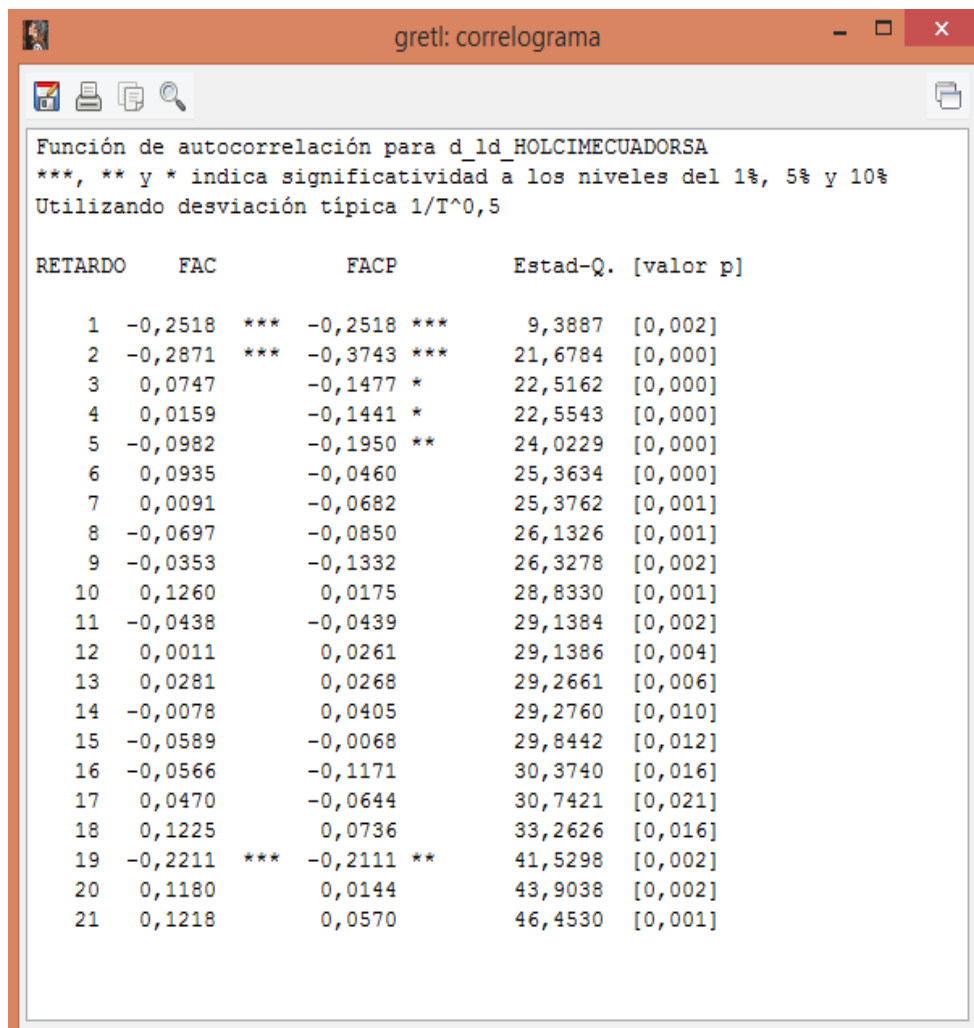
contraste con constante
modelo: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -2,6206
Estadístico de contraste: tau_c(1) = -8,6742
valor p asintótico 4,797e-015
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,021
diferencias retardadas: F(4, 134) = 9,726 [0,0000]

con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -2,62218
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -8,63709
valor p asintótico 1,264e-014
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,020
diferencias retardadas: F(4, 133) = 9,656 [0,0000]
```

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

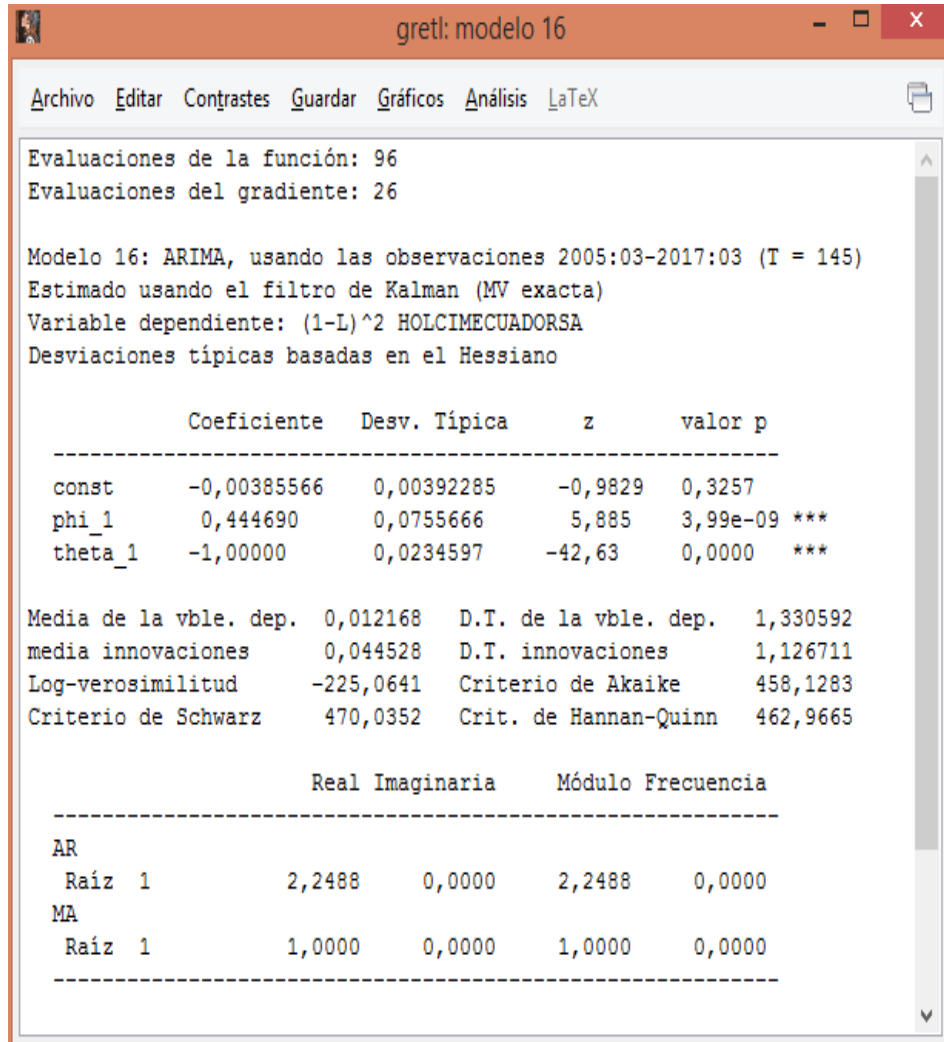
Anexo 9. Tabla Correlograma HOLCIM S.A.



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

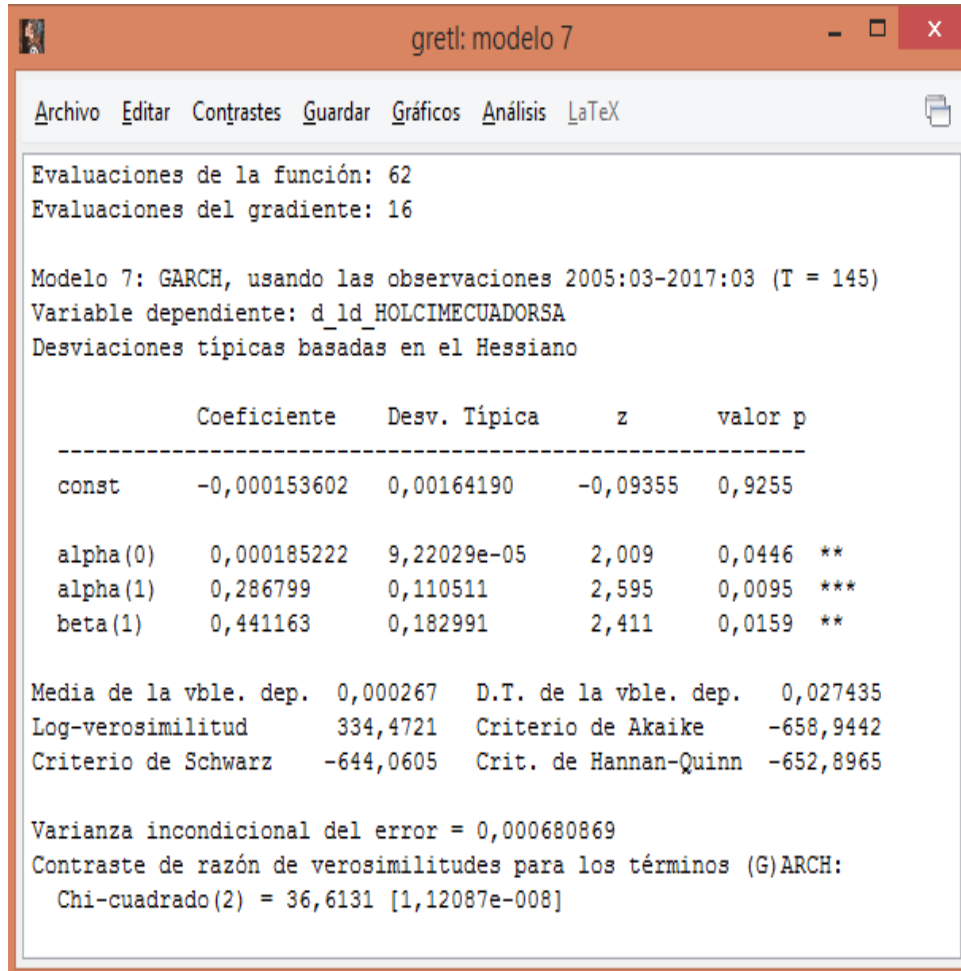
Anexo 10. ARIMA d_d_HOLCIM



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 11. GARCH HOLCIM S.A



Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 12. Tabla Predicciones Ecuindex

gret!: predicciones

Para intervalos de confianza 95%, $z(0,025) = 1,96$

	ECUINDEX	predicción	Desv. Típica	Intervalo de confianza 95%
2011:03	990,230	998,009		
2011:04	949,539	973,657		
2011:05	937,045	949,880		
2011:06	931,040	917,849		
2011:07	920,610	926,937		
2011:08	928,890	915,247		
2011:09	936,729	924,269		
2011:10	929,954	930,453		
2011:11	936,452	935,948		
2011:12	939,744	933,107		
2012:01	949,323	933,930		
2012:02	989,932	953,199		
2012:03	1000,88	1000,06		
2012:04	1034,30	1010,34		
2012:05	1024,07	1061,07		
2012:06	1036,96	1036,50		
2012:07	1036,23	1039,64		
2012:08	1042,12	1045,73		
2012:09	1031,42	1041,60		
2012:10	1026,51	1038,51		
2012:11	1013,86	1034,87		
2012:12	1018,14	1019,75		
2013:01	1013,71	1017,17		
2013:02	1023,67	1009,12		
2013:03	1051,50	1014,39		
2013:04	1089,40	1059,41		
2013:05	1068,45	1100,19		
2013:06	1055,85	1081,19		
2013:07	1065,21	1048,74		
2013:08	1062,00	1064,28		
2013:09	1059,02	1055,24		
2013:10	1058,66	1059,60		
2013:11	1072,53	1054,90		
2013:12	1099,39	1098,09		
2014:01	1132,51	1120,58		
.....		

gretl: predicciones

2014:02	1135,78	1141,69			
2014:03	1164,41	1142,20			
2014:04	1171,03	1174,15			
2014:05	1173,41	1179,99			
2014:06	1174,81	1189,07			
2014:07	1188,30	1187,59			
2014:08	1187,72	1192,07			
2014:09	1192,61	1200,50			
2014:10	1197,21	1192,81			
2014:11	1209,73	1197,39			
2014:12	1213,55	1224,68			
2015:01	1210,99	1226,64			
2015:02	1206,62	1205,53			
2015:03	1216,52	1210,28			
2015:04	1245,63	1216,12			
2015:05	1230,15	1256,76			
2015:06	1223,58	1231,24			
2015:07	1220,56	1225,36			
2015:08	1221,04	1221,91			
2015:09	1189,34	1222,10			
2015:10	1148,85	1178,86			
2015:11	1144,98	1125,17			
2015:12	1133,89	1137,05			
2016:01	1118,51	1136,31			
2016:02	1118,16	1105,89			
2016:03	1115,40	1109,16			
2016:04	1120,81	1110,41			
2016:05	1107,20	1114,03			
2016:06	1079,80	1096,39			
2016:07	1051,38	1061,76			
2016:08	1039,70	1041,93			
2016:09	1028,41	1022,54			
2016:10	1035,74	1020,48			
2016:11	1036,45	1029,04			
2016:12	1036,33	1035,67			
2017:01	1049,82	1037,90			
2017:02	1075,26	1055,62			
2017:03	1087,61	1073,16			
2017:04		1096,44	20,0280	1057,19	- 1135,69

gretl: predicciones

2016:02	1118,16	1105,89			
2016:03	1115,40	1109,16			
2016:04	1120,81	1110,41			
2016:05	1107,20	1114,03			
2016:06	1079,80	1096,39			
2016:07	1051,38	1061,76			
2016:08	1039,70	1041,93			
2016:09	1028,41	1022,54			
2016:10	1035,74	1020,48			
2016:11	1036,45	1029,04			
2016:12	1036,33	1035,67			
2017:01	1049,82	1037,90			
2017:02	1075,26	1055,62			
2017:03	1087,61	1073,16			
2017:04		1096,44	20,0280	1057,19 -	1135,69
2017:05		1104,19	32,1972	1041,09 -	1167,30
2017:06		1106,72	44,8019	1018,91 -	1194,53
2017:07		1118,67	56,7900	1007,37 -	1229,98
2017:08		1131,44	69,5937	995,036 -	1267,84
2017:09		1136,01	81,8720	975,544 -	1296,48
2017:10		1143,21	95,0578	956,904 -	1329,52
2017:11		1150,32	107,196	940,224 -	1360,42
2017:12		1158,69	119,692	924,095 -	1393,28
2018:01		1170,49	134,140	907,584 -	1433,40
2018:02		1178,72	149,496	885,714 -	1471,73
2018:03		1181,57	165,484	857,224 -	1505,91
2018:04		1185,69	182,093	828,791 -	1542,58
2018:05		1189,81	197,486	802,745 -	1576,88
2018:06		1193,18	213,061	775,588 -	1610,77
2018:07		1198,13	228,927	749,443 -	1646,82
2018:08		1200,51	244,756	720,800 -	1680,23
2018:09		1201,21	260,712	690,220 -	1712,19
2018:10		1203,33	277,247	659,936 -	1746,72
2018:11		1207,16	292,720	633,438 -	1780,88
2018:12		1209,85	308,475	605,245 -	1814,44
2019:01		1213,11	324,332	577,433 -	1848,79
2019:02		1216,08	340,148	549,402 -	1882,76
2019:03		1219,22	356,006	521,456 -	1916,97

Fuente: Gretl

Elaborado por: Estefany Romero

Anexo 13. Tabla Predicciones HOLCIM

gretl: predicciones

Para intervalos de confianza 95%, $z(0,025) = 1,96$

	HOLCIMECUADORSA	predicción	Desv. Típica	Intervalo de confianza
2011:03	52,547778	53,399524		
2011:04	52,931429	52,435908		
2011:05	53,035385	53,163827		
2011:06	53,107143	53,139610		
2011:07	53,220000	53,194496		
2011:08	53,955714	53,323808		
2011:09	54,277143	54,342200		
2011:10	55,027500	54,476461		
2011:11	55,031250	55,422089		
2011:12	56,460000	55,087014		
2012:01	57,020000	57,163535		
2012:02	56,090000	57,333393		
2012:03	55,815000	55,724306		
2012:04	57,578333	55,739472		
2012:05	58,962222	58,427845		
2012:06	61,569091	59,646822		
2012:07	62,402000	62,816613		
2012:08	62,000000	62,853993		
2012:09	62,500000	61,891477		
2012:10	64,012222	62,796948		
2012:11	64,099091	64,770001		
2012:12	64,500000	64,213870		
2013:01	65,034000	64,755250		
2013:02	66,000000	65,349149		
2013:03	63,300000	66,511715		
2013:04	64,112000	62,147094		
2013:05	64,148571	64,538237		
2013:06	64,808889	64,224006		
2013:07	65,365714	65,165257		
2013:08	65,910000	65,675854		
2013:09	66,045714	66,214661		
2013:10	66,342500	66,164947		
2013:11	66,614000	66,532884		
2013:12	68,171250	66,791752		
2014:01	70,006667	68,931324		
.....		

gretl: predicciones

2014:02	70,060000	70,898109		
2014:03	70,004000	70,149249		
2014:04	70,041111	70,041187		
2014:05	70,053333	70,117561		
2014:06	70,045000	70,116009		
2014:07	70,855556	70,095774		
2014:08	71,498889	71,274913		
2014:09	71,670000	71,843664		
2014:10	72,666667	71,801165		
2014:11	74,215714	73,170105		
2014:12	74,000000	74,971392		
2015:01	73,825000	73,960710		
2015:02	74,670000	73,800558		
2015:03	75,250000	75,104092		
2015:04	75,501250	75,565289		
2015:05	77,827500	75,667692		
2015:06	79,785714	78,931729		
2015:07	80,000000	80,730885		
2015:08	80,000000	80,161794		
2015:09	77,761667	80,063104		
2015:10	75,222500	76,809507		
2015:11	71,500000	74,122270		
2015:12	69,350000	69,851487		
2016:01	67,170000	68,394839		
2016:02	67,042500	66,190189		
2016:03	66,700000	66,979607		
2016:04	63,984286	66,537296		
2016:05	63,990000	62,745406		
2016:06	63,700000	63,968216		
2016:07	63,700000	63,542639		
2016:08	62,500000	63,670585		
2016:09	60,984000	61,926490		
2016:10	60,000000	60,261171		
2016:11	60,000000	59,509774		
2016:12	60,000000	59,948622		
2017:01	60,000000	59,946836		
2017:02	60,000000	59,945060		
2017:03	61,100000	59,943294		
2017:04		61,530312	1,126711	59,321999 - 63,738624

Year	Value 1	Value 2	Value 3	Value 4	Value 5	Value 6
2016:02	67,042500	66,190189				
2016:03	66,700000	66,979607				
2016:04	63,984286	66,537296				
2016:05	63,990000	62,745406				
2016:06	63,700000	63,968216				
2016:07	63,700000	63,542639				
2016:08	62,500000	63,670585				
2016:09	60,984000	61,926490				
2016:10	60,000000	60,261171				
2016:11	60,000000	59,509774				
2016:12	60,000000	59,948622				
2017:01	60,000000	59,946836				
2017:02	60,000000	59,945060				
2017:03	61,100000	59,943294				
2017:04		61,530312	1,126711	59,321999	-	63,738624
2017:05		61,660679	1,979657	57,780623	-	65,540734
2017:06		61,655522	2,709906	56,344203	-	66,966840
2017:07		61,587958	3,338363	55,044887	-	68,131028
2017:08		61,490501	3,888378	53,869421	-	69,111581
2017:09		61,377610	4,378676	52,795562	-	69,959657
2017:10		61,255714	4,822996	51,802816	-	70,708612
2017:11		61,127673	5,231200	50,874710	-	71,380637
2017:12		60,994759	5,610401	49,998574	-	71,990943
2018:01		60,857536	5,965808	49,164767	-	72,550304
2018:02		60,716255	6,301310	48,365916	-	73,066595
2018:03		60,571030	6,619876	47,596312	-	73,545748
2018:04		60,421909	6,923820	46,851471	-	73,992347
2018:05		60,268915	7,214980	46,127814	-	74,410016
2018:06		60,112057	7,494841	45,422439	-	74,801676
2018:07		59,951340	7,764623	44,732959	-	75,169722
2018:08		59,786766	8,025342	44,057386	-	75,516147
2018:09		59,618336	8,277853	43,394042	-	75,842630
2018:10		59,446049	8,522887	42,741498	-	76,150600
2018:11		59,269907	8,761070	42,098526	-	76,441288
2018:12		59,089909	8,992947	41,464057	-	76,715761
2019:01		58,906056	9,218993	40,837161	-	76,974951
2019:02		58,718346	9,439629	40,217014	-	77,219678
2019:03		58,526781	9,655223	39,602892	-	77,450671

Fuente: Gretl
Elaborado por: Estefany Romero