



Año 25 No. 4  
Número especial, 2020

# Revista Venezolana de Gerencia



UNIVERSIDAD DEL ZULIA (LUZ)  
Facultad de Ciencias Económicas y Sociales  
Centro de Estudios de la Empresa

ISSN 1315-9984

Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons  
Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 3.0 Unported.  
[http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/deed.es\\_ES](http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/deed.es_ES)



# Pronóstico del precio del café: Una propuesta desde los modelos econométricos.

Acevedo Amoroch, Alejandro\*  
Ramirez Carreño, Fabian, E.\*\*  
Salcedo Blanco, Duvan, D.\*\*\*  
Román Ordoñez, Javier, A.\*\*\*\*

## Resumen

La producción de café en Colombia hace parte de uno de los renglones más importantes de su economía, de este producto dependen miles de personas directa e indirectamente que se han visto afectados por la volatilidad de su precio en los mercados locales e internacionales. El presente estudio consiste en analizar un modelo predictivo de los precios internos del café que ayudará a mitigar el impacto económico producto de su cotización en bolsa. Para ello se empleó el análisis de series de tiempo, lo que permitió formular un modelo autorregresivo de media móvil heterocedástico cuya ventana de tiempo comprende las cotizaciones del precio que van desde el año 2010 hasta el 2019, tiempo que incluyó su respectivo periodo de entrenamiento y validación. Se obtiene como resultado un modelo que cumplió satisfactoriamente con la etapa de diagnóstico, así como de validación. Se concluye de los resultados que el análisis y construcción del modelo permitió realizar una predicción de los precios del café para el mes de enero del 2020 cuyo comportamiento presentó estabilidad con una disminución lenta pero sostenida de la volatilidad.

**Palabras clave:** pronóstico; modelos econométricos; series temporales; precios del café.

---

Recibido: 03-08-20 Aceptado: 06-10-20

\* PhD en Currículum y Profesorado UGRA, Mg en Finanzas UDES, Mg en Ciencia y Tecnología U Sevilla, Grupo de Investigación GIA-UPB. Email: [alejand.acevedoa@upb.edu.co](mailto:alejand.acevedoa@upb.edu.co) ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6715-2832>

\*\* Contador Público (c). Grupo de Investigación INDERCON. Universidad Santo Tomas de Aquino. Email: [fabian.ramirez@ustabuca.edu.co](mailto:fabian.ramirez@ustabuca.edu.co), ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8372-8720>

\*\*\* Contador Público (c). Grupo de Investigación INDERCON. Universidad Santo Tomas de Aquino. Email: [duvan.salcedo@ustabuca.edu.co](mailto:duvan.salcedo@ustabuca.edu.co), ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7233-2034>

\*\*\*\* Ingeniero Industrial con especialidad en Estadística, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia (2019), Investigador Empírico. Semillero de Investigación Semipyme Programa Administración de Empresas. UPB. Email: [javier.roman@correo.uis.edu.co](mailto:javier.roman@correo.uis.edu.co), ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8835-5644>

# Coffee price forecast: A proposal from the econometric models.

## Abstract

The production of coffee in Colombia is part of one of the most important lines of its economy, thousands of people depend on this product directly and indirectly who have been affected by the volatility of its price in local and international markets. This study consists of analyzing a predictive model of internal coffee prices that will help mitigate the economic impact of its listing on the stock market. For this, the analysis of time series was used, which allowed to formulate an autoregressive model of a heteroscedastic moving average whose time window includes the price quotes that go from 2010 to 2019, time that included their respective training period and validation. The result is a model that satisfactorily complied with the diagnosis and validation stage. It is concluded from the results that the analysis and construction of the model made it possible to make a prediction of coffee prices for the month of January 2020, the behavior of which presented stability with a slow but sustained decrease in volatility.

**Key words:** forecast; econometric models; time series; coffee prices.

## 1. Introducción

La predicción de la demanda del café y la correlación y/o afectación directa que tienen sus precios es una de las variables más importantes al momento de tomar decisiones tanto de nivel operativo como a nivel estratégico, siendo estos momentos los más coyunturales en materia económica para el país, y donde es bien sabido que la nación posee una gran dependencia con la exportación de Bienes Básicos y/o commodities, como lo es el petróleo y sus derivados, el carbón, el café, entre otros, y que para 2019 sus montantes ascendieron a USD \$15.969.011.000, USD \$5.665.300 y USD \$2.281.674 USD respectivamente (Departamento Administrativo Nacional de Estadística, 2020), es decir el café es una fuente muy importante de divisas para el país, y más aún en este momento donde los precios

del petróleo cotizan en los mercados de futuros con valores negativos por primera vez en su historia, evento que se dio a conocer a nivel mundial, tanto por noticias e instituciones financieras especializadas y sus medios de comunicación.

Es preciso indicar que el repunte de precios dado para el mes de diciembre de 2019 se debió en gran medida a la escasez generada en las cosechas de países como Brasil, México, Guatemala, Honduras y Vietnam, de la mano con una devaluación acentuada del tipo de cambio que rondaba para el mes de diciembre los 3500 COP/USD, escenario que favoreció vigorosamente el ingreso de divisas a las arcas del Estado. Acevedo et al, (2020), indican que se debe tener muy presente los componentes climatológicos, geográficos, el desarrollo socio político y otros factores que afectan de forma directa los valores y

cotizaciones en los mercados; de igual forma, León et al, (2019), proponen una revisión acuciosa de los grados Brix (la cual mide el nivel de sacarosa) y la humedad relativa, ya que su variabilidad y valores fuera de rango, pueden llegar a afectar de forma trascendente la calidad y de paso los precios en los comercios internacionales. En ese sentido la formulación de un modelo predictivo basado en el análisis de series de tiempo, es importante ya que reduce la incertidumbre generada por la volatilidad de los mercados, creando un elemento adecuado en la prospección de políticas a futuro dentro de un sector importante para la economía colombiana.

## **2. Algunas consideraciones sobre modelos predictivos y precios del café**

Pérez (2006), indica que la predicción de series de tiempo se presenta como una gran alternativa que ayuda a diagnosticar la posible conducta en los rendimientos de las series financieras, lo cual sirve como referente para tomar acertadas decisiones ante las diversas alternativas, por lo cual la implementación de modelos heterocedásticos ayuda a identificar con mayor precisión el potencial comportamiento de un activo a través del tiempo.

Ahora bien, se hace necesario indicar que el precio del café en los mercados internacionales se hace al interior de la bolsa de futuros de productos básicos denominada como la New York Board of Trade (NYBOT), mediante la estandarización de contratos de futuros, siendo el grano nacional un producto perteneciente al denominado contrato C y/o Premium, cuyo valor es

utilizado como referente de los precios internacionales y de otros granos arábigos (La República, 2019).

Por otra parte, para el desarrollo de un análisis profundo en el comportamiento de los precios tanto en el mercado nacional como en los internacionales, se hace necesario analizar el componente volatilidad de los commodities, que según Rossi (2013), ejerce un gran impacto en el desempeño de las naciones (sobre todo las pequeñas y abiertas), distorsionando la economía en términos de intercambio que se traducen en marcadas inestabilidades macroeconómicas, principalmente en los ingresos fiscales y el movimiento de divisas.

El tratar de pronosticar de una forma pertinente y atinente a las realidades de los precios es una labor ardua que la academia e instituciones de orden público y privado han tratado de desarrollar para poseer elementos de juicio que conlleven a establecer estrategias y medidas que ayuden a la estabilización de los precios, y por supuesto, al mejoramiento de sus rentabilidades.

Partiendo de la propuesta aportada por Fama (1970), sobre la teoría de los Mercados Eficientes donde expone que el funcionamiento de los mercados son independientes, y de paso eficientes; de igual forma Shleifer (2000), indica que los mercados serán eficientes en la medida que los precios sean capaces de descontar toda la información con la que se dispone, y según Rodríguez y Fermín (2006), cuando un mercado es eficiente los cambios en los precios de los valores son imprevisibles y por ello se comportan como una caminata aleatoria; lo anterior obedece a la fuerza de la oferta y de la demanda, por ende, las ganancias en dichos mercados

no es una tarea fácil de conseguir, y muchos menos el pronóstico de sus precios. Este comportamiento aleatorio y de alta volatilidad es una característica inherente de las series de tiempo financieras, la cual no es constante y en consecuencia los modelos de series de tiempo tradicionales que suponen varianza homocedástica, no son adecuados para modelar este tipo series de tiempo (Casas y Cepeda, 2008).

A partir de los años ochenta, la atención de académicos se volcó a estructurar modelos que estudien el fenómeno de la volatilidad y de heterocedasticidad condicionada, dando como resultado la propuesta desarrollada por Engle (1982), y que actualmente es conocida como modelos ARCH (por sus siglas en inglés Autoregressive conditional heteroscedasticity), la virtud del modelo es su aplicabilidad en series financieras con frecuencias irregulares, debido al exceso de curtosis y autocorrelación de cuadrados, y que desde el punto de vista estadístico, el hecho de poder especificar una distribución que atiende a un comportamiento Gaussiano, esta tiende a una distribución condicionada, es decir es condicionalmente normal, coincidiendo con la varianza condicional.

En el afán de vincular memoria de las series de tiempo, Bollerslev (1986), generalizó el modelo ARCH, el objetivo del modelo es restringir la varianza condicional de una serie a que dependa solamente de innovaciones pasadas y valores rezagados de la varianza, modelo que se conoce como GARCH (por sus siglas en inglés - Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity).

Las herramientas planteadas por estos teóricos son revisadas y aplicadas a las series de tiempo de los precios del

café en los mercados nacionales ya que estos terminan por ser representativos en la economía (Cadena, et al, 2019: 38), con el objetivo de encontrar modelos predictivos de los precios que favorezcan al sector caficultor, sector que aporta de forma significativa ingresos por divisas a la economía, y por ende se hace virtuoso su estudio y su propuesta para este gremio de interés nacional, no sin antes advertir lo que indican Román et al, (2020:38), que este tipo de desarrollos y/o herramientas son connotaciones inferenciales, por lo tanto lejos de brindar predicciones precisas acerca del comportamiento de los activos, lo que procura es ser un insumo básico para la gestión de precios en el mercado, por ende se debe tener precaución por parte de los entes y personas que intervienen de las interpretaciones y decisiones que conlleva el tener al servicio este tipo de instrumentos.

### 3. Aspectos metodológicos a considerar

Se parte de la consigna que el estudio es de enfoque cuantitativo, y alcance descriptivo, pues según Hernández et al, (2014), este tipo de estudios permiten identificar las características y perfiles más importantes de los fenómenos objeto de estudio.

Desde la dinámica de los estudios descriptivos en interacción con el tema de análisis el cual versa sobre los precios del café, la labor será modelada mediante herramientas econométricas, instrumentos que facultan a los investigadores a abordar la información recabada mediante la estructuración de modelos que dan cuenta de los datos observados, labor que involucró al software estadístico R en su versión 4.0.0., para el procesamiento y análisis

de datos.

Con respecto al diseño metodológico, este fue estructurado en cuatro (4) etapas secuenciales; el alcance de la primera de ellas giró entorno al acercamiento con los datos, su clasificación, organización y presentación de los mismos, con el objetivo de lograr exponer los resultados de manera perceptible y estandarizada para poder realizar las revisiones respectivas y las proyecciones a que dio lugar.

La segunda etapa se orientó a la revisión sistemática de la metodología Box – Jenkins, actividad que se orienta a determinar el modelo de mejor ajuste, y que obedezca a un Proceso Autorregresivo Integrado de Medias Móviles (ARIMA por sus siglas en inglés), no sin antes aplicar a la serie de precios el logaritmo neperiano y una diferencia (retraso) con el objetivo de convertirla en una serie de tipo estacionaria.

El génesis de la tercera etapa nace de la aceptación de la probabilidad de la existencia de heterocedasticidad condicional, con lo indicado anteriormente al modelo ARIMA se le realizó el test de multiplicador de Lagrange (Engle, 1982), con el fin de identificar la existencia de heterocedasticidad condicional en la

varianza.

Por último, en la cuarta etapa se escogió el modelo más idóneo mediante los Criterios de Información Akaike (AIC), se compararon los pronósticos con los valores reales (validación) de los retornos observando su ajuste y poder predictivo ante la sensibilidad del comportamiento de los precios debido a fenómenos del orden natural y comercial. Finalmente, se realizaron las respectivas conclusiones que incluyen una valoración de posibles escenarios para los precios del café a nivel nacional.

### 3.1. Descripción de la muestra

La muestra está representada por las cotizaciones diarias de los precios de la carga del café en Colombia (125 Kg) expresadas en pesos colombianos (COP), y publicados en la página Web de la Federación Nacional de Cafeteros de Colombia. El periodo de entrenamiento del modelo obtenido va desde el 1 de enero del año 2010 hasta el 30 de noviembre del año 2019 (3619 cotizaciones) y un periodo de validación de 1 mes (31 cotizaciones). La Tabla 1 muestra un resumen de las principales características de la muestra recolectada para formular el modelo.

**Tabla 1**  
**Características de la muestra**

MUESTRA	
Procedencia	Colombia
Fuente de la información	Federación Nacional de Cafeteros
Cotización	Precio de carga de 125 Kg
Periodo	10 años
Frecuencia Anual	365
Periodo entrenamiento	1 de enero del año 2010 hasta el 30 de noviembre del año 2019
Total datos de entrenamiento	3619
Periodo validación	1 de diciembre hasta el 31 de diciembre del 2019
Total datos para validar	31

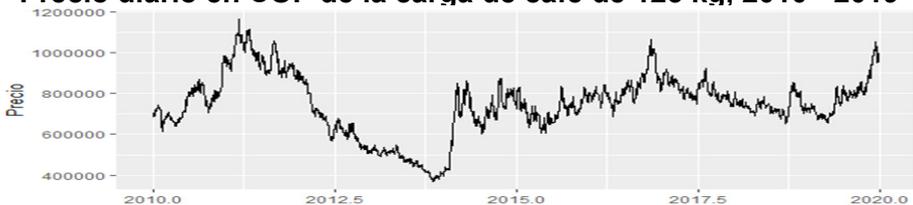
Fuente: elaboración propia (2020)

### 3.2. Análisis del contexto cafetero

Teniendo en cuenta el aservo agricultor que posee la nación, y en especial la afinidad del campesino por el cultivo del café, y las fluctuaciones que dicho grano presenta en los mercados internacionales, tal como

se puede apreciar en el gráfico 1, es necesario poder desarrollar una serie de pronósticos mediante herramientas de predicción, y ayudar a esta franja de connacionales que al ser dependientes de los precios viven, y en últimas sobreviven, a los cambios que presenta dicho commodity.

**Gráfico 1**  
**Precio diario en COP de la carga de café de 125 kg, 2010 - 2019**



Fuente: elaboración propia (2020)

El anterior Gráfico, permite evidenciar los movimientos que los precios reciben de las dinámicas de los mercados, como lo son los volúmenes, calidad, especulación y demás factores contemplados en las teorías del Behavioral Finance, afectando de forma directa la calidad de vida y sostenimiento de aquellas personas que precisan su sustento de dichos precios.

Las variables precisadas anteriormente son tema de gran trascendencia para el desarrollo de pronósticos con el commodity objeto de estudio, pues detrás de esto hay una realidad latente en la geografía nacional, pues como ya se había precisado anteriormente, la clara dependencia del sostenimiento de los caficultores de las fluctuaciones en los mercados internacionales (540 mil familias caficulturas), mejorarán o empeorarán su calidad de vida, lo anterior se debe a que

dichas oscilaciones no se compadecen con los costos de producirla (Cano et al, 2012).

### 4. Proceso de Formulación y Predicción del Modelo Econométrico

A continuación, se describen los hallazgos alcanzados mediante la revisión desarrollada en los datos observados, los cuales entregarán resultados que aportan evidencia empírica para el pronóstico de precios del café en la carga de 125 kg en pergamino.

#### 4.1. Obtención de los modelos

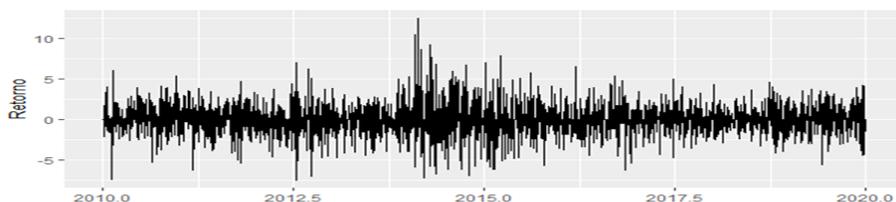
La obtención de los modelos destinados a la predicción del precio de la carga del café en Colombia y su volatilidad se realizó aplicando de la

metodología Box – Jenkins, aunque previamente fue necesario transformar la serie de tiempo a estacionaria ya que cada una de las variables aleatorias no tienen una media estable en el tiempo (gráfico 1).

La condición de estacionariedad

para este caso se obtuvo al aplicar sobre la serie de tiempo el logaritmo neperiano con el fin de estabilizar la varianza y una diferencia, este procedimiento además transforma la serie de precios de la carga del café en la serie de sus retornos diarios (gráfico 2).

## Gráfico 2 Serie de los retornos de la cotización del precio de la carga del café en Colombia



Fuente: elaboración propia (2020)

La validación de la condición de estacionariedad se realizó mediante la prueba Dickey – Fuller (DF), planteando las siguientes hipótesis:

$H_0$ : La serie presenta raíz unitaria

$H_1$ : La serie no presenta raíz unitaria (es estacionaria).

Los resultados logrados indican que el estadístico DF es igual a -14.869, p-value de 0.01, por lo tanto, con un nivel de significancia del 5% se rechaza la hipótesis nula de que la serie presenta raíz unitaria, de acuerdo con

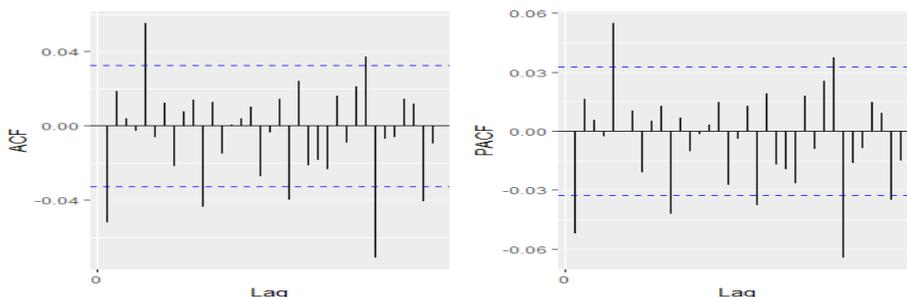
el valor P de 0,01 la prueba resultó ser significativa al 5%. Una vez verificada la estacionariedad se procedió a aplicar la metodología Box – Jenkins.

## 4.2. Identificación del modelo ARIMA

Para identificar el modelo ARIMA propuesto se realizó un análisis de los correlogramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial, tal como se puede apreciar en el gráfico 3.

### Gráfico 3

#### Correlogramas de las funciones de autocorrelación parcial



Fuente: elaboración propia (2020)

Al revisar cada uno de los correlogramas se observa que el primer retardo es significativo mientras que los subsiguientes disminuyen hasta el número 5, este comportamiento se repite varias veces, sin embargo, esto no sugiere que los otros retardos significativos estén correlacionados con el primero ya que teniendo en cuenta el nivel de significancia del 5% se espera (producto del error) encontrar uno o varios retardos que sobrepasen las bandas de significancia.

Finalmente, el comportamiento de los correlogramas sugiere un modelo ARIMA con un componente autorregresivo y/o un componente de media móvil, sin embargo, para el presente estudio se escogió el modelo ARIMA (1,1,0) ya que en el proceso de estimación sus componentes fueron significativos y cumplió la etapa diagnóstica satisfactoriamente. Otros modelos tentativos como ARIMA (0,1,1) o el ARIMA (1,1,1), no cumplieron con los requerimientos del diagnóstico por

lo que no se tuvieron en cuenta en el presente estudio. Con el modelo ARIMA identificado se procedió a estimar sus parámetros empleando el software R versión 4.0.0 encontrando que el modelo presenta un coeficiente del componente autorregresivo significativo, por lo tanto, el modelo para la serie de los retornos obtenido es el siguiente:

$$Y_t = -0,0378Y_{t-1} + \varepsilon$$

(Ecuación 1)

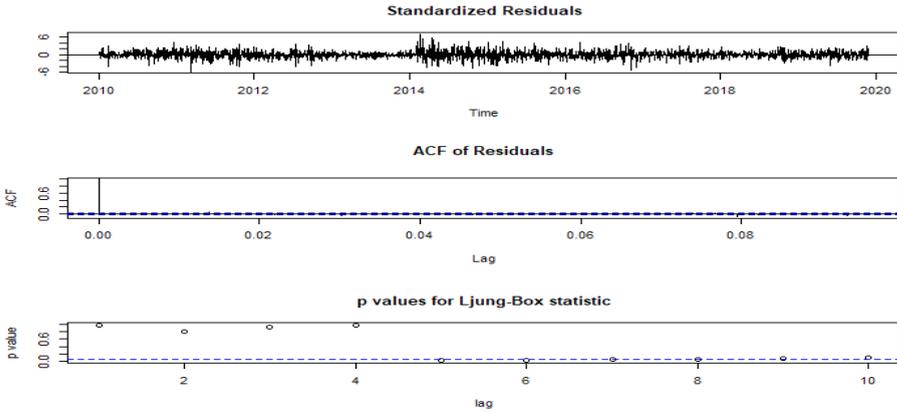
Donde  $Y_t$  representa el retorno del precio de la carga de café en un tiempo  $t$ , mientras  $\varepsilon$  representa el término de error que sigue un proceso de ruido blanco.

### 4.3. Diagnóstico

El gráfico 4, muestra el comportamiento de los residuos y las funciones de autocorrelación simple y los resultados de la prueba Ljung – Box con una significancia del 5%.

### Gráfico 4

## Diagnóstico de los residuos del modelo ARIMA (1,1,0)



Fuente: elaboración propia (2020)

De acuerdo a los resultados del gráfico 4, se muestra que los residuos presentan un patrón homogéneo en la mayoría del ajuste, además los resultados gráficos del ACF así como la prueba Ljung – Box muestran que los residuos son independientes y no presentan correlación lineal, es decir, los residuos son independientes, idénticamente distribuidos con un ajuste normal.

### 4.4. Entrenamiento del modelo ARIMA obtenido

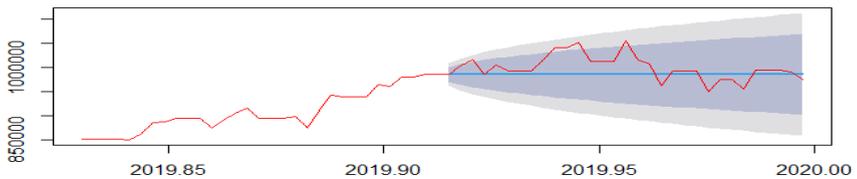
Antes de establecer el modelo obtenido como el más robusto para la predicción de los precios de la carga del café se realizó un testeó con datos reales. En la Tabla 1 se especificaron

los periodos de estimación y validación del modelo, mientras que el gráfico 5 muestra el pronóstico del modelo de entrenamiento frente a los datos reales del periodo de validación.

La línea irregular representa los datos reales, la línea regular es el pronóstico del modelo de entrenamiento y las sombras a escalas de grises representan sus respectivos intervalos de confianza del 95% (gris claro) y 80% (gris oscuro). De acuerdo con el Gráfico 5 el modelo de entrenamiento cumple con las expectativas de predicción ya que los datos reales están en su gran mayoría dentro del intervalo de confianza del 80% y en su totalidad dentro del intervalo de confianza del 95%, es decir, están dentro del conjunto de posibles valores que pudo haber asumido el pronóstico.

### Gráfico 5

## Entrenamiento del modelo ARIMA (1,1,0) con datos reales hasta el 31 de diciembre del 2019



Fuente: elaboración propia (2020)

### 4.5. Efectos ARCH

Al analizar el comportamiento de los rendimientos de los precios de la carga del café (gráfico 2), se evidencian varios periodos donde su oscilación en torno a la media presenta alta variabilidad seguido por periodos más estables o de baja variabilidad, además el exceso de curtosis y las colas pesadas de los residuos del modelo ARIMA (1,1,0) ponen de manifiesto indicios claros de efectos ARCH en la serie de los retornos, sin embargo, para mayor seguridad se efectuó la prueba del Multiplicador de Lagrange, indicando que la hipótesis nula no presenta efectos

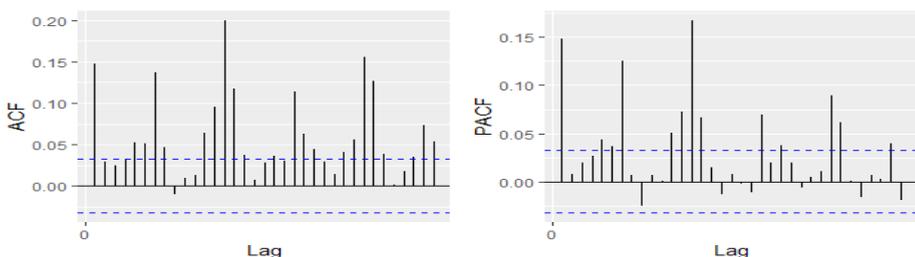
ARCH, de igual forma el chi2 da como resultado 39.159 y un p-value de 3.906e-10; con la anterior verificación se puede determinar que la prueba resultó ser significativa al 5%, por lo tanto, existen efectos ARCH, esto inevitablemente implica modelar la volatilidad con el fin de realizar pronósticos más precisos.

### 4.6. Identificación y estimación del modelo GARCH

La identificación del modelo GARCH se basó en los correlogramas autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado del modelo ARIMA obtenido previamente (gráfico 6).

### Gráfico 6

## Correlogramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial



Fuente: elaboración propia (2020)

Al revisar cada uno de los correlogramas se observa que el primer retardo es significativo mientras que los subsiguientes caen de forma abrupta por debajo del nivel de significancia, además se forman grupos de retardos significativos producto del nivel de significancia establecido. El comportamiento de los correlogramas sugiere un modelo GARCH con un componente dependiente del cuadrado de las innovaciones y otro componente dependiente de la varianza condicional de los periodos anteriores. Para el presente estudio se escogió el modelo GARCH (1,1) ya que en el proceso de estimación sus componentes fueron significativos y cumplió la etapa diagnóstica satisfactoriamente.

La estimación del modelo GARCH se realizó empleando el software R versión 4.0.0 en está los coeficientes

del modelo resultaron significativos, por lo tanto, el modelo de volatilidad quedó representado por la siguiente ecuación:

$$h_t = 0,000001 + 0,020842\varepsilon_{t-1}^2 + 0,973362h_{t-1}$$

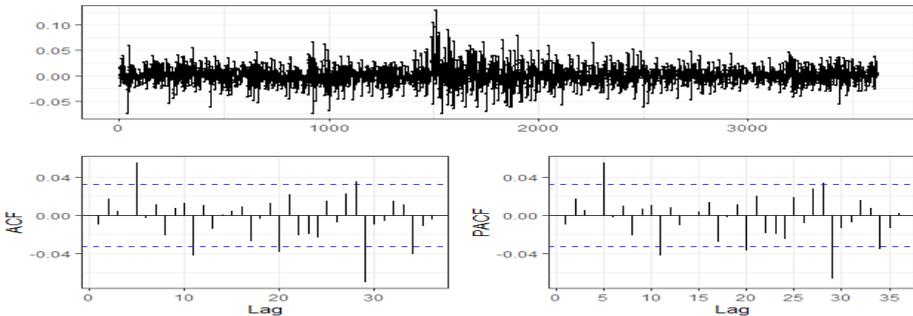
(Ecuación 2)

La anterior ecuación indica que la volatilidad depende de la innovación pasada (un rezago) elevada al cuadrado y de un rezago de la varianza condicional.

### 4.7. Diagnóstico

Para observar si el modelo de volatilidad cumple con los supuestos se analiza la existencia de correlación entre los residuos, su distribución y su comportamiento como ruido blanco. El gráfico 7 muestra el comportamiento de los residuos, así como sus correlogramas.

**Gráfico 7**  
**Diagnóstico de los residuos del modelo GARCH (1,1) estimado**



Fuente: elaboración propia (2020)

Se identifica que los residuos parecen tener un comportamiento de ruido blanco, aunque se aprecian ciertos valores extremos, de igual manera los

correlogramas en términos generales no muestran correlación entre los residuos. La no correlación de los residuos también se puede encontrar al aplicar la prueba

de Ljung – Box que parte de la hipótesis nula en la que los residuos no están correlacionados frente a la hipótesis alternativa que pone en evidencia su correlación, además fijando un nivel de significancia del 5% la prueba arrojó que el estadístico es igual a 0.34145 y el  $p\text{-value}=0.559$ . Dado que el valor P es mayor que dicho nivel de significancia se acepta la hipótesis de independencia entre residuos.

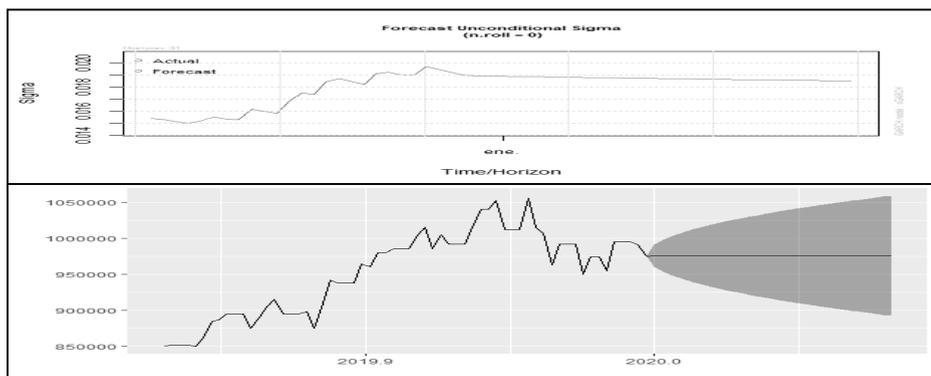
Teniendo en cuenta el diagnóstico se muestra que el modelo GARCH es válido, representando un buen ajuste de la serie de residuos del modelo ARIMA (1,1,0).

## 4.8 Predicción del precio de la carga de café y su volatilidad

Una vez obtenidos los modelos plenamente estimados y validados se procedió a establecer los pronósticos del precio de la carga del café para los próximos 31 días, es decir, para los días del mes de enero de 2020, y su volatilidad, actividad que se puede apreciar en el gráfico 8.

Se espera que para el mes de enero del 2020 los precios de la carga del café presenten una tendencia a la estabilidad, de igual manera la volatilidad disminuirá lenta pero progresivamente.

**Gráfico 8**  
**Pronóstico del precio de la carga del café y su volatilidad**



Fuente: elaboración propia (2020)

## 5. Conclusiones

Teniendo en cuenta que el commodity objeto de estudio, posee una relevancia significativa para la nación, debido a que la comercialización de este producto en los mercados internacionales genera un importante flujo de divisas necesarias para la interacción de la

nación en el ámbito internacional, por ende se hace imperativo que instituciones como las universidades velen y coadyuven a la sociedad y el tejido empresarial mediante la estructuración de herramientas empíricas robustas, orientadas a la gestión de pronósticos, que ayuden en dos grandes frentes, el primero de ellos se debe orientar a

auxiliar a las personas que viven de la producción del grano (alrededor de 540.000 nacionales, según reporte de la Federación Nacional de Cafeteros), y un segundo grupo de interés es el mismo Estado que requiere de su oportuna y dinámica comercialización, que ayude a estimar la generación de ingresos que mejoren potencialmente la Balanza Comercial.

Ahora bien, en lo referente al comportamiento de los precios del café, se puede decir que tuvieron una recuperación durante todo el 2019, debido en gran medida a factores exógenos del resorte de los caficultores, pues las heladas en Brasil y otros factores del orden climático afectaron a los países productores, fenómeno que conllevó a una escasez, que ayudó al alza del grano nacional, alcanzando su punto máximo de precios en la segunda mitad del mes de diciembre de 2019, punto en el cual se presentó una tendencia negativa que según el pronóstico del modelo se mantendrá por el mes de enero del 2020; de ser esto cierto, se espera entonces que esta tendencia esté ligada a una posible caída de la cotización del grano en la bolsa de Nueva York.

La predicción de los retornos al igual que los precios parte de los datos de entrenamiento, se espera que para el mes de enero de 2020 los precios de la carga del café presenten una tendencia a la baja, por otro lado, se espera que continúe una alta volatilidad durante la primera mitad del mes de enero, posteriormente la volatilidad disminuirá lentamente hasta su estabilización, pronósticos que al ser comparados con los datos aportados por la página de la Federación Nacional de Cafeteros, muestra que efectivamente la tendencia del precio estaba direccionada a la

baja, mostrando el precio más alto el 1 de enero con COP \$975.000, y el más bajo observado en este periodo de COP \$830.000, con una media de COP \$882.000, y en periodos posteriores se observa una estabilización en el precio interno del grano, tal como el modelo mostró.

Esta predicción indica que el modelo durante su etapa de entrenamiento no se sobreajustó y que el intervalo de confianza recoge los valores reales a plenitud. La comparación evidencia ciertamente que los precios pronosticados tendieron a la baja al igual que los precios reales, asimismo la raíz cuadrada del error cuadrático medio alcanzó un valor de 1.584918 dicho valor tiene sentido en la medida que se compare con otro modelo.

De igual forma, el proceso de pronóstico de los precios del café se logró estimar mediante la estructuración de un modelo ARIMA (1,1,0), donde se supone que el error (las innovaciones) tiene una varianza constante en el tiempo, sin embargo, la serie de los retornos de los precios del café (serie estacionaria) presentó varios clústeres de volatilidad razón por la cual fue necesario aplicar la prueba del Multiplicador de Lagrange con el fin de identificar si las innovaciones tienen o no varianza constante en el tiempo, encontrándose no solamente que dicha varianza condicional no dependía únicamente de los errores al cuadrado de periodos retrasados sino que también dependía de las varianzas condicionales de los periodos pasados, es decir, se encontró un modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada (GARCH) para la varianza del error que para el presente caso de estudio se ajusta a un modelo GARCH (1,2).

## Referencias bibliográficas

- Acevedo, A., Prada, D., Fernández, H., & Chía, M. (2020). Impacto financiero de los cultivos de café según precipitación en la región Mesa de los Santos Santander. En E. E. Córdoba, *Gestión del Conocimiento. Perspectiva Multidisciplinaria* (Vol. 17, págs. 231 - 244). Bárbara de Zulia "Jesús María Semprúm". Colección Unión Global.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 355-372. <https://bit.ly/3oJnqcx>
- Cadena, J., Pinargote, H., & Solórzano, K. (2019). Contribución del mercado bursátil al
- Cano, C., Vallejo, C., Caicedo, E., Amador, J., & Tique, E. (2012). El mercado mundial del café y su impacto en Colombia. *Revista Borradores de Economía - Banrep*, 710, 1-57.
- Casas, M., & Cepeda, E. (2008). Modelos ARCH, GARCH Y EGARCH: Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 27(48), 287-319. <https://www.scielo.org.co/pdf/ceco/v27n48/v27n48a11.pdf>
- crecimiento y modernización de la economía Ecuatoriana. *Revista Venezolana de Gerencia*, 25(89), 37-54. <https://www.produccioncientificaluz.org/index.php/rvg/article/view/31381/32482>
- DANE. (20 de 03 de 2020). *Departamento Administrativo Nacional de Estadística. Obtenido de Exportaciones - Información febrero 2020*. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/comercio-internacional/exportaciones>
- Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *The Econometric society*, 50(4), 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *He Journal of Finance*, 25, 383-417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Federación Nacional de Cafeteros de Colombia. (18 de 01 de 2020). *Estadísticas Cafeteras*. <https://federaciondecafeteros.org/>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la investigación*. Mc GrawHill.
- León, A., Palacio, J., & Sierra, J. (2019). Gestión y plan de trazabilidad para el control de las variables de calidad durante el periodo de beneficio de cafés especiales. *Espacios*, 40(32), 1-9. <http://www.revistaespacios.com/a19v40n32/a19v40n32p01.pdf>
- Pérez, F. (2006). Modelación de la Volatilidad y pronóstico del precio del café. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 45-58.
- República, D. I. (18 de 03 de 2019). *Café colombiano, el único premium del contrato C en la Bolsa de Nueva York*. La República. <https://www.larepublica.co/especiales/ruta-del-cafe/cafe-colombiano-el-unico-premium-del-contrato-c-en-la-bolsa-de-nueva-york-2840435>
- Rodríguez, L., Fermín, J. (2006). Mercado eficiente y caminata aleatoria en la bolsa de valores de caracas. *Interciencia*, 31(12), 888-893. [https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0378-18442006001200012&lng=es&tlng=es](https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0378-18442006001200012&lng=es&tlng=es)
- Román, J., Acevedo, A., Prada, D., &

Acevedo Amoroch, Alejandro; Ramirez Carreño, Fabian, E.; Salcedo Blanco, Duvan, D.; Román Ordoñez, Javier, A.

*Pronóstico del precio del café: Una propuesta desde los modelos econométricos*\_\_\_\_\_

Chía, M. (2020). Predicción de los precios del fondo FAANG mediante la aplicación de modelos ARIMA, ARCH Y GARCH. En V. Meriño, E. Martínez, Á. Antúnez, J. Cruz, A. Pérez, L. Morán, . . . M. Pérez, *Gestión del Conocimiento. Perspectiva Multidisciplinaria* (Vol. 17, pág. 501). Bárbara de Zulia: Colección Unión Global Universidad Sur del Lago "Jesús María Semprúm".

Rossi, G. (2013). La volatilidad en los mercados financieros y de

Commodities. *Invenio*, 16(30), 59-74. <https://www.redalyc.org/pdf/877/87726343005.pdf>

Shleifer, A. (2000). From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17, 83-104. <https://doi.org/10.1257/089533003321164967>

Times, T. N. (21 de 04 de 2020). The New York Times. <http://www.nytimes.com/es/2020/04/21/espanol/negocios/precio-negativo-petroleo.html>