

SELECCIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA EL PRECIO
INTERNACIONAL DEL COBRE, LA PLATA Y EL ORO.



JOSÉ ÁNGEL HERNÁNDEZ PINZÓN
NELSON FABIÁN ARÉVALO SASTOQUE

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS
ESPECIALIZACIÓN ESTADÍSTICA APLICADA
BOGOTÁ, D.C.

2017

SELECCIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA EL PRECIO INTERNACIONAL
DEL COBRE, LA PLATA Y EL ORO.

JOSÉ ÁNGEL HERNÁNDEZ PINZÓN
NELSON FABIÁN ARÉVALO SASTOQUE

Trabajo de Grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Especialista en Estadística Aplicada

Director:

.....
Magíster en.....

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS
ESPECIALIZACIÓN ESTADÍSTICA APLICADA
BOGOTÁ, D.C.

2017

Nota de aceptación



Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Bogotá, 08 de Diciembre de 2017.

Tabla de contenido

INTRODUCCIÓN	6
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	6
1.1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	7
2. OBJETIVOS	7
2.1. Objetivo General.	7
2.2. Objetivos Específicos.	7
3. JUSTIFICACIÓN	8
4. MARCO TEÓRICO	9
4.1. Modelos de predicción Univariantes.	9
4.2. ANÁLISIS DE LAS VARIABLES A ESTUDIAR	11
4.2.1. COBRE.	11
5. METODOLOGÍA	15
5.1. METODOLOGÍA BOX-JENKINS.	15
5.2 METODOLOGÍA DE ALISAMIENTO EXPONENCIAL.	19
6. ANÁLISIS ESTADÍSTICO E INTERPRETACIÓN	20
6.1. Modelización de datos para el Cobre.	20
6.2. Modelización de datos para la Plata.	31
6.3. Modelización de datos para el Oro.	42
CONCLUSIONES	51
REFERENCIAS	52

Ilustración 3 Precio del Cobre en los últimos 30 años	11
Ilustración 2 Precio de la Plata en los últimos 30 años	12
Ilustración 1 Precio del Oro en los últimos 30 años	13
Ilustración 4 Modelo MA, Ajustado	20
Ilustración 5 Modelo AR, ajustado	20
Ilustración 6 Modelo ARMA, ajustado	21
Ilustración 7 Modelo no Estacionario	22
Ilustración 8 Modelo diferenciado estacionario	22
Ilustración 9 Serie Original Cobre	23
Ilustración 10 Serie Diferenciada del Cobre	24
Ilustración 12 Supuestos Modelo Sarima (3,1,2) del Cobre	27
Ilustración 11 Pronostico del precio del Cobre en dos años.	28
Ilustración 14 Verificación de residuos- Alisamiento Exponencial.....	
Ilustración 13 Pronostico del precio del Cobre en dos años metodología de Alisamiento Exponencial.....	
Ilustración 15 Modelo MA, Ajustado	31
Ilustración 16 Modelo AR, ajustado	31
Ilustración 17 Modelo ARMA, ajustado	32
Ilustración 18 Modelo no Estacionario	33
Ilustración 19 Modelo diferenciado estacionario	33
Ilustración 20 Serie Original Plata	34
Ilustración 21 Serie Diferenciada del Plata	35
Ilustración 23. Verificación de Supuestos Modelo ARIMA (1,1,1)(0,0,1)(12) de la Plata	37
Ilustración 22 Pronostico del precio del Plata en dos años.	39
Ilustración 25 Verificación de residuos- Alisamiento Exponencial.....	
Ilustración 24 Pronostico del precio del Plata en dos años metodología de Alisamiento Exponencial.....	
Ilustración 26 Modelo MA, Ajustado	42
Ilustración 27 Modelo AR, ajustado	42
Ilustración 28 Modelo ARMA, ajustado	43
Ilustración 29 Modelo no Estacionario	44
Ilustración 30 Modelo diferenciado NO estacionario	44
Ilustración 31 Serie Original Oro	45
Ilustración 32 Serie Diferenciada del Oro	46
Ilustración 33 Pronostico del precio del Oro en dos años.	
Ilustración 36 Pronostico del precio del Oro en dos años metodología de Alisamiento Exponencial	49
Ilustración 35 Pronostico del precio del Oro en dos años metodología de Alisamiento Exponencial	

INTRODUCCIÓN

El siguiente informe, hace referencia a una información obtenida del sitio web www.indexlive.eu sobre los precios internacionales del oro, plata y cobre durante los últimos treinta años, cuya metodología consistirá en analizar un conjunto de 360 datos obtenidos entre octubre de 1987 a octubre del 2017.

El objetivo del informe es analizar mediante series de tiempo estos datos presentados para poder generar buenas previsiones, o pronósticos, sobre el conjunto de datos. La idea central es suministrar información relevante para la toma de decisiones sobre el comportamiento a futuro de esta serie de datos.

Posteriormente se hará un análisis y tratamiento estadístico de la base de datos dada la potencialidad de la base de datos construida a partir del ensayo.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.

Históricamente los precios de estos metales han tenido un comportamiento inestable producido por cambios de tipo económico, social, político, entre otros, esto ha llevado a un estado de incertidumbre dentro de los mercados mundiales.

A través de la aplicación de los modelos de pronóstico de series de tiempo se pretende establecer la relación que existen entre el oro, la plata y el cobre, tomando en cuenta como base su comportamiento histórico y la tendencia de su precio a un futuro mediante la aplicación del

modelo de pronóstico para series de tiempo univariadas y multivariadas, con la elección del mejor modelo aplicando las metodologías de Box-Jenkins y de alistamiento exponencial.

1.1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Como consecuencia del anterior planteamiento se genera el siguiente interrogante. ¿Existe un modelo de pronóstico adecuado para predecir los precios internacionales del cobre, la plata y el oro?

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo General.

Seleccionar un modelo de pronóstico adecuado que determine el comportamiento de los precios internacionales del oro, la plata y el cobre para los próximos dos años.

2.2. Objetivos Específicos.

- Realizar el ajuste del mejor modelo de predicción de cada variable: Cobre, plata y oro.
- Estimar los parámetros del mejor modelo de pronóstico para cada variable y su respectiva verificación de supuestos.
- Identificar el mejor modelo de predicción de las variables estudiadas, para la generación de pronósticos en los próximos dos años.

3. JUSTIFICACIÓN.

“En la obra titulada "Money" John Kenneth Galbraith, explica que, durante los últimos 4000 años, existió un acuerdo universal e internacionalmente aceptado, de utilizar como dinero de intercambio de uno o varios de tres metales, a saber: oro, plata y cobre”. (Torrez, 2017)

Los mercados dentro del sector minero dentro de los últimos años han generado una incertidumbre a los agentes que intervienen como el caso de los productores y consumidores. Esos cambios drásticos hacen que los principales países exportadores se vean afectados por esas fluctuaciones, por factores de tipo económico, político, social, entre otros.

Conocer los precios anticipadamente permite a los generadores elaborar una estrategia de producción óptima y ofertar precios adecuados. Así mismo, si los consumidores y comercializadores conocen los precios: “puede planificar su consumo y ofertar en consecuencia, su máxima utilidad”. (Guzmán Pérez, 2014) .

Obtener una información adecuada mediante la predicción de los precios de estos metales, permitirá a los productores y consumidores tomar la mejor decisión en los mercados internacionales. Así maximizar sus utilidades y sus beneficios.

4. MARCO TEÓRICO

La siguiente es la referenciación de los conceptos de series de tiempo, fundamentales para el desarrollo del análisis de las variables del presente trabajo:

4.1. Modelos de predicción Univariables.

Los modelos de predicción lineales Univariables son aquellos que intentan modelar el comportamiento de una serie temporal mediante una función lineal y además en función de la propia variable. Entre estos modelos se destacan los modelos AR, MA, ARMA, ARIMA y SARIMA. Estos modelos son una clase de procesos estocásticos y tienen una metodología común, cuya aplicación al análisis de series temporales se explica detalladamente:

Proceso Autorregresivo AR (p). Un proceso autorregresivo de orden (p), puede ser escrito como:

$$\text{Modelo AR (p)} \quad z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + \varepsilon_t$$

Es decir, se escribe z_t en función de los valores pasados de la propia serie, e incluimos en la expresión un término de perturbación o error ε_t , que se supone se comporta como ruido blanco.

Proceso de Medias Móviles MA (q). Se define un modelo MA de orden (q), también escrito MA (q), como

$$\text{Modelo MA}(q) \quad z_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.13)$$

Es decir, un modelo de media móvil es aquel en que el valor de la variable z_t para un instante t está en función de un término independiente ε_t y de una sucesión ponderada de errores correspondientes a los k instantes precedentes ε_{t-k} . 2.3.1.4 Proceso ARMA(p,q).

El proceso ARMA (p,q). Combina las características de los modelos AR(p) y MA(q). Se denotan valores secuenciados igualmente de un proceso estocástico z por z_t, z_{t-1}, \dots . Para un modelo ARMA (p,q), este proceso es expresado como:

$$\text{Modelo ARMA}(p,q) z_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i z_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

Donde c, ϕ_i y θ_j son los parámetros a estimar del modelo, y ε_t se asume ser una variable aleatoria normal independiente e idénticamente distribuida con media cero y varianza constante.

Modelo ARIMA(p,d,q).

La condición de serie estacionaria requiere estabilidad en la media y la varianza; sin embargo en la vida real los procesos no satisfacen estos requerimientos. Un proceso no estacionario en varianza es tratado por las transformaciones de Box-Cox, las cuales son definidas como $v_t = (z_t^\lambda - 1)/\lambda$ para $\lambda \neq 0 \in \mathbb{R}$. Para un modelo dado, el valor óptimo de λ se encuentra mediante la minimización de la suma del error cuadrático del modelo. En caso de que λ se encuentre cercano o igual cero, se utiliza una transformación con el logaritmo natural $v_t = \ln(z_t)$.

Si el proceso no estacionario es el resultado de una media variable, el proceso puede ser diferenciado mediante $v_t = (1 - L)^d z_t$, ajustando el orden de diferenciación $d = 1$ o $d = 2$, empleados comúnmente para inducir a una media constante, el modelo ARMA(p,q) para el proceso diferenciado v es referido como un modelo ARIMA(p,d,q) para el proceso z . Un modelo ARIMA(p, d, q) responde a la siguiente Ecuación:

$$\varphi_p(L)\nabla^d z_t = c + \theta_q(L)\varepsilon_t$$

Donde ∇^d es el operador de diferencias de orden d , definido en general como:

$$\nabla^d z_t = (1 - L)^d z_t = z_t - z_{t-d}$$

En un modelo ARIMA, una vez establecido el número de diferencias necesarias para convertir la serie temporal en estacionaria, d , los parámetros de los términos auto-regresivo y de media móvil se estiman por procedimientos de mínimos cuadrados no lineales.

4.2. ANÁLISIS DE LAS VARIABLES A ESTUDIAR

Las variables de estudio a analizar son las siguientes:

4.2.1. COBRE.

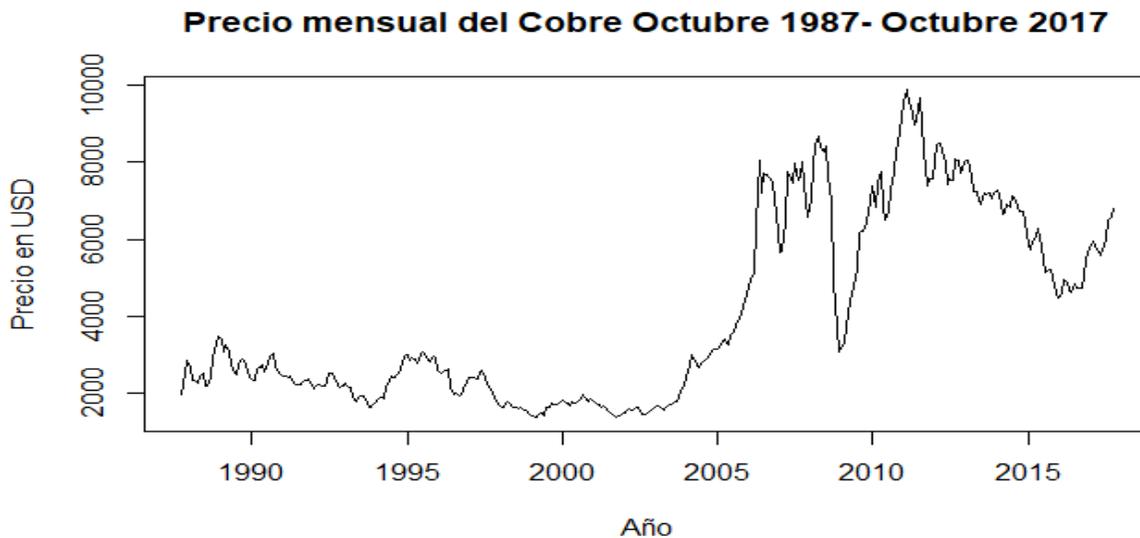


Ilustración 1 Precio del Cobre en los últimos 30 años

Desde 1987, el mercado del cobre ha estado disfrutando de un período de altos precios, este boom se debió esencialmente a la existencia de un bajo nivel de stocks y un ajustado balance de mercado.

A partir de 1990 fueron lanzados grandes volúmenes de cobre al mercado, creando un exceso de

oferta a pesar de un importante incremento de la demanda, aspecto que determinó una caída sustancial en los precios reales del cobre.

Podemos señalar una tendencia alcista muy fuerte entre 2003 y 2006, con un máximo histórico que alcanza los 8 884 dólares por tonelada en mayo de 2008, tras una corrección bajista operada en el 2007. Desde el 2008, los precios del cobre disminuyen, arrastrados a la baja por la bajada del mercado bursátil y del de las materias primas debido a la crisis económica.

Hace ahora unos diez años que la cotización del cobre parece haberse estabilizado en alrededor de 7 000 dólares por tonelada. (Estrategía Bolsa, s.f.).

4.2.2. PLATA.

Precio mensual de la Plata Octubre 1987- Octubre 2017

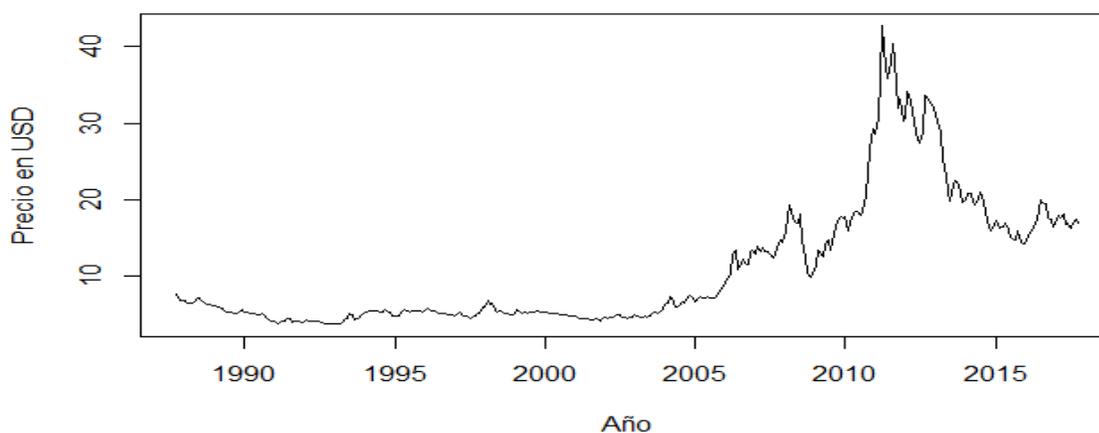


Ilustración 2 Precio de la Plata en los últimos 30 años

Fuente: Elaboración propia en base a los datos de la página web www.indexlive.eu

Entre 1980 y 2000 los precios de la plata se mantuvieron bastante estancados, pero a partir del 2005 éstos aumentaron significativamente, pasando de los 5 dólares por onza a los más de 14 en abril de 2006, y a los más de 20 en marzo de 2008.

Justo cuando empezó la crisis financiera global en octubre de 2008, el precio de la plata se desplomó un 60%. Sin embargo, en abril de 2011, la inversión en plata creció sustancialmente a su máximo, debido a la enorme inestabilidad económica y a la preocupación por la inflación. (DAYS, 2012).

4.2.1. ORO



Ilustración 3 Precio del Oro en los últimos 30 años

Fuente: Elaboración propia en base a los datos de la página web www.indexlive.eu

Los cambios en las tenencias de lingotes y joyas de oro en manos privadas son la clave de los futuros niveles de precios del metal. Los stocks del metal (joyas y lingotes) en los pasados 25 años estuvieron casi enteramente en manos privadas. Los cambios de estos stocks han tenido efectos

importantes en los precios del oro. Los sectores privados de Norte América y el Oeste de Europa fueron a menudo vendedores netos de lingotes. Estudios recientes demuestran que durante las dos décadas pasadas los precios reales del oro han seguido el comportamiento de las tasas de interés. Cuando las tasas de interés eran altas el costo de obtener dinero es mayor, de manera que los tenedores de lingotes ofertaban sus tenencias para obtener mayor liquidez. (Araníbar del Alcázar & Humérez Quiróz, 1996; Lozano, 2017)

En la revisión bibliográfica de modelos de series de tiempo para el pronóstico de precios de los metales, encontramos a los Autores: Araníbar del Alcázar & Humérez Quiróz (1996). Quienes aplicaron modelos de series temporales a las variables de estudio (cobre, plata y oro): Donde se concluyó que los modelos ARIMA sirven para la obtención de pronósticos a corto plazo (a dos años).

5. METODOLOGÍA

Para la selección del mejor modelo de series de tiempo y su posterior predicción, se hará énfasis en nociones básicas de programación y obtención de figuras como soporte visual para los análisis de los datos obtenidos. El paquete computacional R-Studio será fundamental para la realización del caso que se propone:

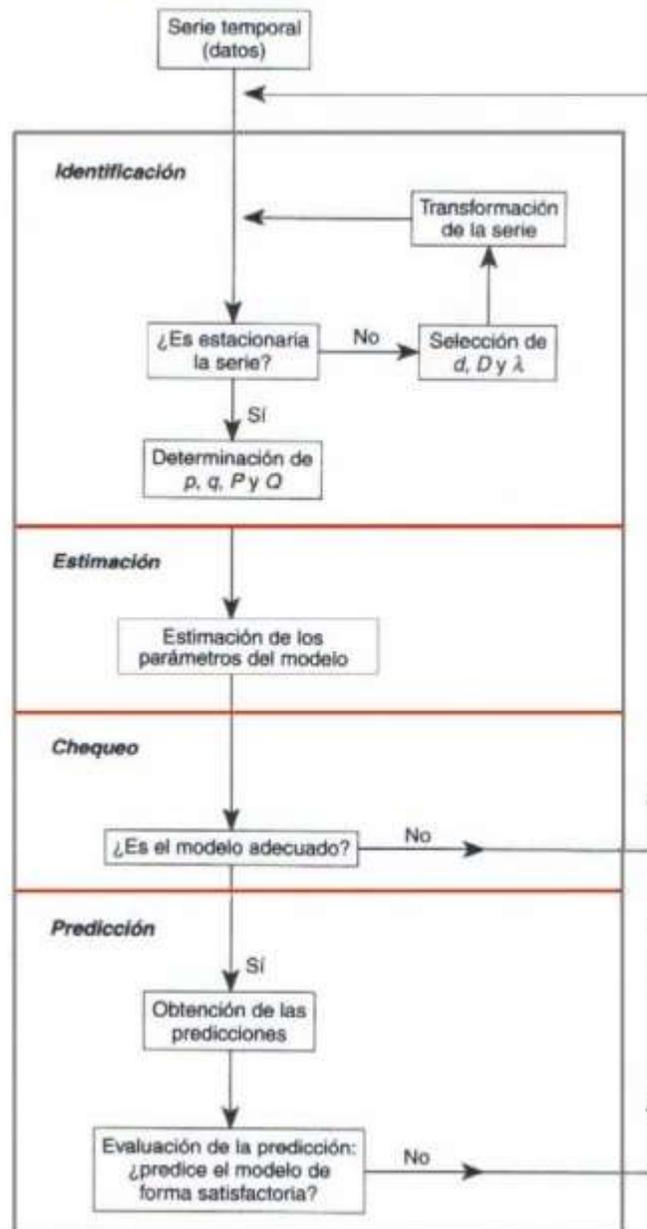
5.1. METODOLOGÍA BOX-JENKINS.

Para el análisis de Series de Tiempo, se aplicara la metodología Box – Jenkins a los modelos: autorregresivo $AR(p)$, de media móvil $MA(q)$ media móvil, $ARMA(p,q)$ y a los modelos autorregresivos integrados de media móvil $ARIMA(p, d, q)$ y $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s$, Así encontrar el mejor ajuste de una serie.

De acuerdo a este planteamiento (Rosales., 2008) dentro de la metodología Box Jenkins se clasifica en cuatro etapas de las cuales son:

- Etapa de identificación.
- Etapa de estimación.
- Etapa de verificación.
- Etapa de pronóstico.

METODOLOGÍA BOX-JENKINS



A través de esas etapas se van a explicar cada una de ellas a continuación:

5.1.1. ETAPA DE IDENTIFICACIÓN.

De igual manera (Rosales., 2008) nos dice que dentro de esta etapa se detecta 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 en la identificación son el correlograma muestral (acf) y el correlograma parcial muestral (pacf).

Es importante tener en cuenta que antes de usar los criterios de identificación (acf) y (pacf) se debe lograr una serie estacionaria. Para ello se elaboran pruebas de estacionariedad a la serie original. En caso de que esta no sea estacionaria, la variable puede diferenciarse d veces hasta que sea estacionaria. Mediante este procedimiento se identifica el orden de integración d del modelo ARIMA.

5.1.2 ETAPA DE ESTIMACIÓN.

(Rosales., 2008) Menciona que en esta fase se estiman los coeficientes de los términos autorregresivos y de media móvil incluidos en el modelo cuyos rezagos p y q ya se han identificado en la etapa anterior.

Para esta etapa también se identifica el mejor modelo que podría pronosticar esa base de datos comparándolas mediante los criterios de información de Akaike (AIC), el criterio de información de Akaike ajustado (AICC) y el criterio de información Bayesiano (BIC), tal como lo afirma (Lozano, 2017)

5.1.3 ETAPA DE VERIFICACIÓN.

(Lozano, 2017) indica que dentro de esta fase con el mejor modelo elegido en la etapa de estimación se somete a pruebas de hipótesis, en las cuales destaca las Box-Pierce, Portmanteau, Breusch-Godfrey, Durbin Watson y la que más se utiliza la prueba Ljung-Box, en donde esta prueba de hipótesis se plantea de la siguiente manera.

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{No existe correlación serial.} \\ H_1 : \text{Existe correlación serial.} \end{array} \right.$$

Para verificar esta hipótesis se hace mediante los residuales de la base de datos del modelo mejor seleccionado dentro de la etapa anterior.

5.1.4 ETAPA DE PRONÓSTICO.

(Lozano, 2017) Menciona que dentro de esta etapa de pronósticos es el eje fundamental sobre el que construye la teoría de series de tiempo. En pocas palabras, un pronóstico es la media o mediana de futuros simulados de una serie de tiempo dada, basado en modelos ajustados.

La estrategia básica que se aplica en los pronósticos de series de tiempo consiste en identificar la magnitud y la forma de cada componente con base en los datos históricos disponibles. Éstos, excepto el componente aleatorio, se proyectan, entonces, hacia el futuro. Si sólo queda un pequeño componente aleatorio y el patrón persiste hacia el futuro, se obtendrá un pronóstico confiable.

Como puede verse, este modelo de series de tiempo posee un nivel, una tendencia, un factor estacional y un término de error aleatorio; cada uno de ellos se estima a partir de datos históricos para desarrollar una ecuación que, posteriormente, habrá de usarse para pronosticar valores futuros. (Juan David Ortigón, 2016).

5.2 METODOLOGÍA DE ALISAMIENTO EXPONENCIAL.

La suavización exponencial utiliza un promedio ponderado de valores de series de tiempo pasadas como pronóstico; es un caso especial del método de promedios móviles ponderados en el cual seleccionamos sólo un peso, el peso para la observación más reciente. (Juan David Ortigón, 2016).

Dentro de la metodología de alisamiento exponencial (Lozano, 2017), para el presente trabajo se aplica el algoritmo de Holt-Winters. Se aplica cuando en la serie de tiempo se tienen presentes los componentes de tendencia y estacionalidad ya sea en forma aditiva o multiplicativa:

5.2.1. Modelo de Holt – Winters (Aditivo) El método de Winters calcula los estimados de tres componentes: nivel, tendencia y estacionalidad. Estas ecuaciones dan una mayor ponderación a observaciones recientes y menos peso a observaciones pasadas, las ponderaciones decrecen geométricamente a una tasa constante.

5.2.2. Modelo de Holt-Winters (multiplicativo) El efecto multiplicativo se presenta cuando el patrón estacional en los datos depende del tamaño de los datos o sea cuando la magnitud del patrón estacional se incrementa conforme los valores aumentan y decrece cuando los valores de los datos disminuyen. (Lugo, 2012).

6. ANÁLISIS ESTADÍSTICO E INTERPRETACIÓN

6.1. Modelización de datos para el Cobre.

6.1.1. Modelo MA.

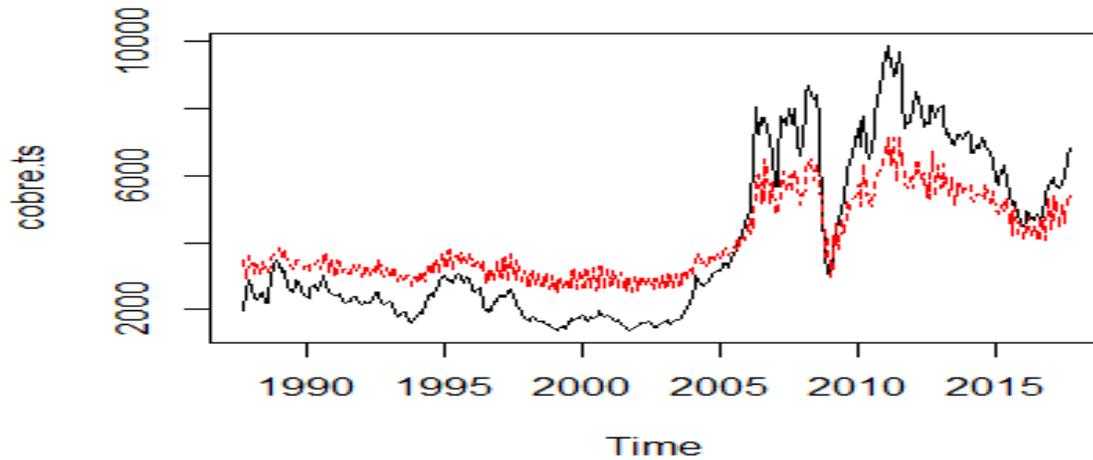


Ilustración 4 Modelo MA, Ajustado

6.1.2. Modelo AR.

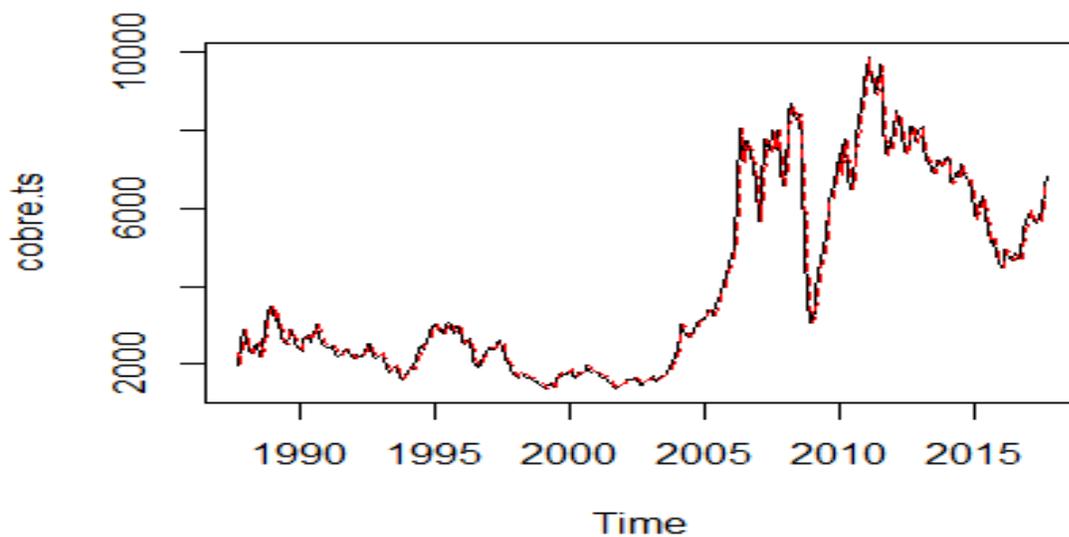


Ilustración 5 Modelo AR, ajustado

6.1.3. Modelo ARMA.

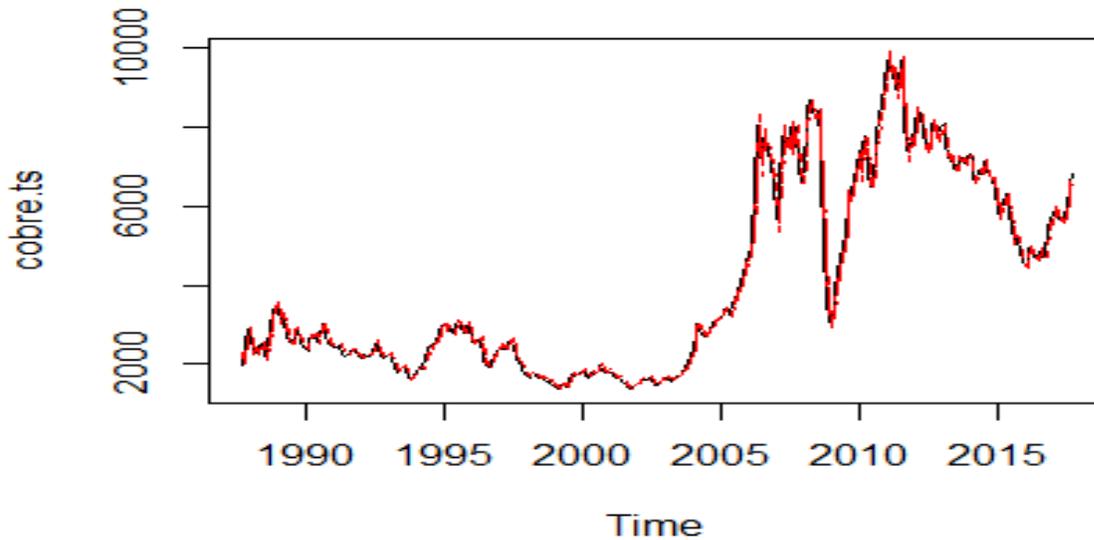


Ilustración 6 Modelo ARMA, ajustado

6.1.4. Medidas AIC para el Cobre.

AIC (AR)	AIC (MA)	AIC (arma)
5199.705	6186.066	5158.352

De acuerdo al criterio de información de Akaike AIC que determina los modelos autorregresivos AR, de medias móviles MA y el modelo autorregresivo de medias móviles ARMA se considera como mejor modelo el ARMA porque ofrece un mayor equilibrio entre la cantidad de parámetros de su estimación y bondad de ajuste.

6.1.5. Estacionalidad del modelo.

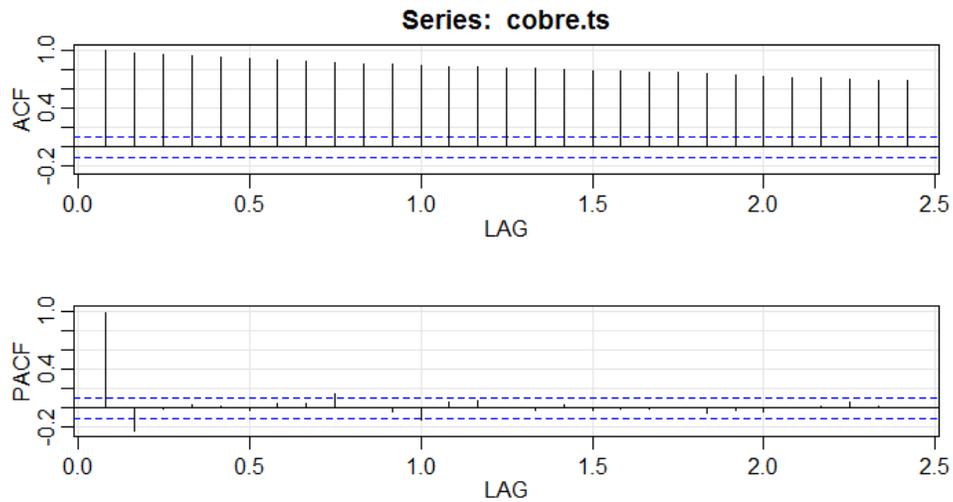


Ilustración 7 Modelo no Estacionario

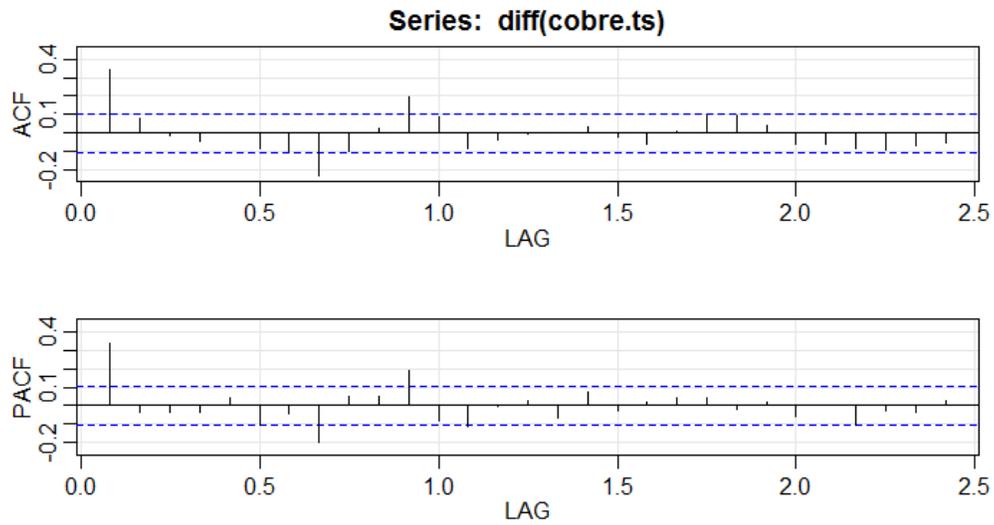


Ilustración 8 Modelo diferenciado estacionario

Mediante el autocorrelograma obtenido de los datos se estima que la base de datos original del precio del cobre no es estacionaria, por lo tanto, se requiere diferenciarla hasta adquirir una serie

transformada estacionaria como se observa en el autocorrelograma ACF Y PACF de la serie diferenciada, en donde se observa que la serie se corta en el primer rezago en su ACF.

6.1.6. Pruebas de Raíz Unitaria.

6.1.6.1. Prueba de Dickey-Fuller.



Ilustración 9 Serie Original Cobre

Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
Residual standard error: 301.4 on 357 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.118, Adjusted R-squared: 0.113
F-statistic: 23.87 on 2 and 357 DF, p-value: 1.862e-10
Value of test-statistic is: -0.4276
Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau1 -2.58 -1.95 -1.62

Augmented Dickey-Fuller Test

data: cobre.ts
Dickey-Fuller = -2.2899, Lag order = 7, p-value =
0.4545
alternative hypothesis: stationary

Para la base original se aplicó la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada y se determinó mediante dos pruebas en el software estadístico Rstudio con los paquetes urca y tseries, y se concluye que esta base no es estacionaria porque su valor estadístico se encuentra afuera del rango aceptable de los valores de significancia en percentiles tal como lo muestra el paquete urca. Y de igual manera el paquete tseries confirma la no estacionariedad porque dentro de su p-valor es mayor a 0.05, por lo tanto, se acepta la hipótesis nula H_0 , por lo tanto, se debe realizar una diferenciación de la serie.

LA SERIE DIFERENCIADA:

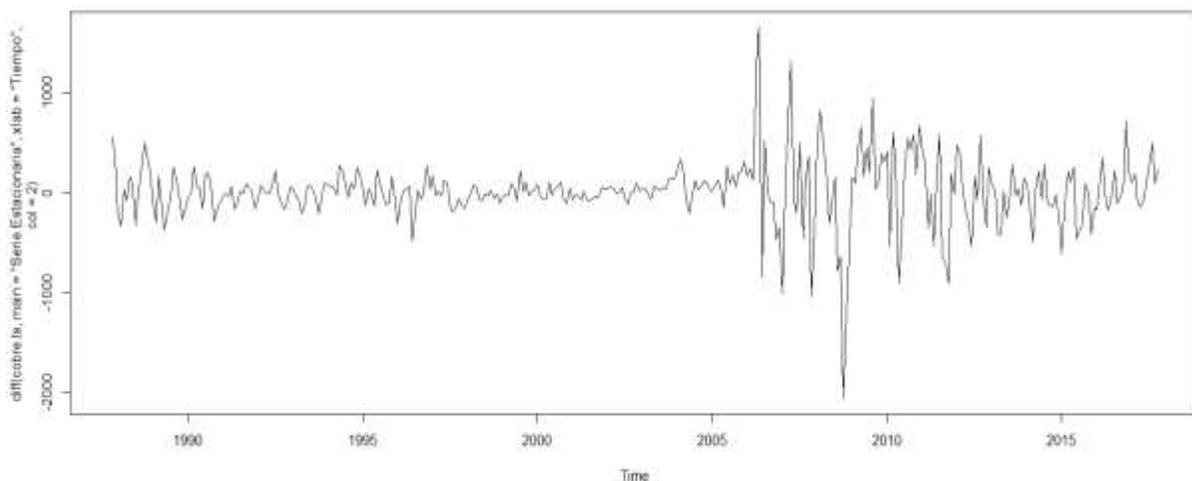


Ilustración 10 Serie Diferenciada del Cobre

Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test

Signif. codes:

0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 450.7 on 297 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.1586, Adjusted R-squared: 0.1529
F-statistic: 27.99 on 2 and 297 DF, p-value: 7.288e-12
Value of test-statistic is: -2.455
Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau1 -2.58 -1.95 -1.62

Augmented Dickey-Fuller Test

data: diff(cobre.ts)
Dickey-Fuller = -8.7262, Lag order = 7, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

Para la base diferenciada se aplicó nuevamente la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada y de igual manera se determinó mediante dos pruebas con los paquetes urca y tseries, que la base es estacionaria porque su valor estadístico se encuentra dentro del rango aceptable de los valores de significancia en percentiles tal como lo muestra el paquete urca. Y de igual manera el paquete tseries confirma estacionariedad porque dentro de su p-valor es menor a 0.05, por lo tanto, se acepta la hipótesis alternativa H1.

6.1.7. Verificación de Supuestos.

En esta etapa se debe determinar si el modelo cumple con los supuestos estadísticos en donde su generación de pronósticos sea el confiable para determinar el precio internacional del cobre para los próximos dos años, para este caso se va a realizar la prueba de Ljung-Box en donde se formulará la siguiente prueba de hipótesis:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{No existe correlación serial.} \\ H_1 : \text{Existe correlación serial.} \end{array} \right.$$

Si el modelo cumple con los requisitos estadísticos para generar un pronóstico, se debe escoger H_0 en donde no existiría una correlación serial en el modelo. De acuerdo al siguiente gráfico para garantizar que el modelo escogido es un buen modelo, es necesario garantizar que los p-valores de las pruebas de Ljung-Box (puntos de la figura inferior), estén por encima de la línea punteada azul. También, es necesario garantizar que en el ACF de los residuales existan pocas barras que corten la banda de confianza.

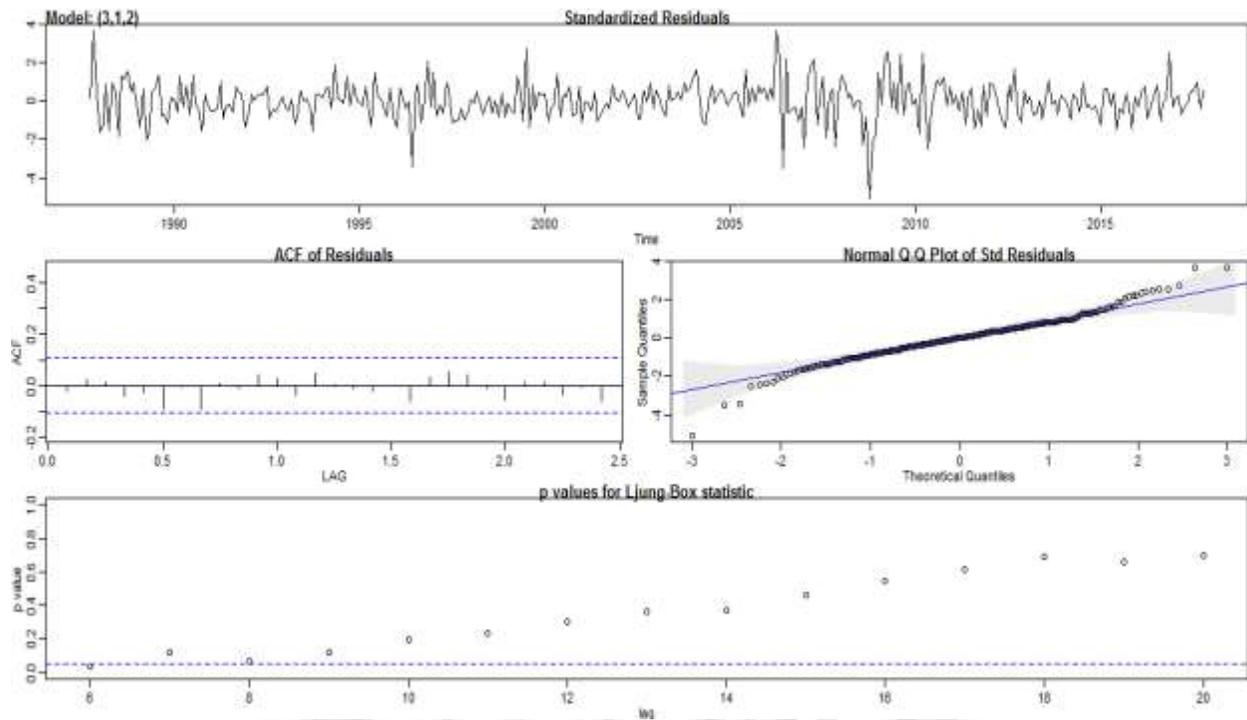


Ilustración 11 Supuestos Modelo Arima (3,1,2) del Cobre

Mediante el gráfico se observa que el modelo no posee una correlación serial porque sus p-valores dentro del gráfico inferior de la prueba de Ljung-Box se encuentran por encima de la banda de confianza, por lo tanto se debe escoger H_0 y de igual manera se determina que el mejor modelo para predecir esta base de datos es el modelo diferenciado ARIMA (3,1,2), en donde su parte autorregresiva es de orden tres, su parte de medias móviles es igual a uno y su diferenciación es igual a dos. Por lo tanto, se garantiza que es un buen modelo para generar un pronóstico a futuro.

6.1.8. Identificación del mejor modelo.

6.1.8.1. Predictibilidad para el precio del cobre.

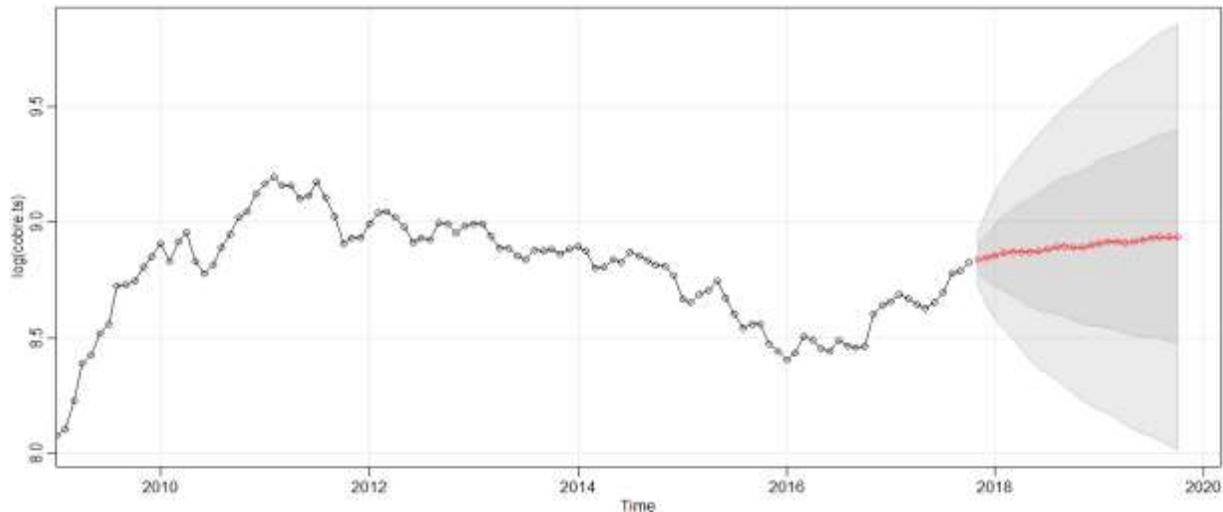
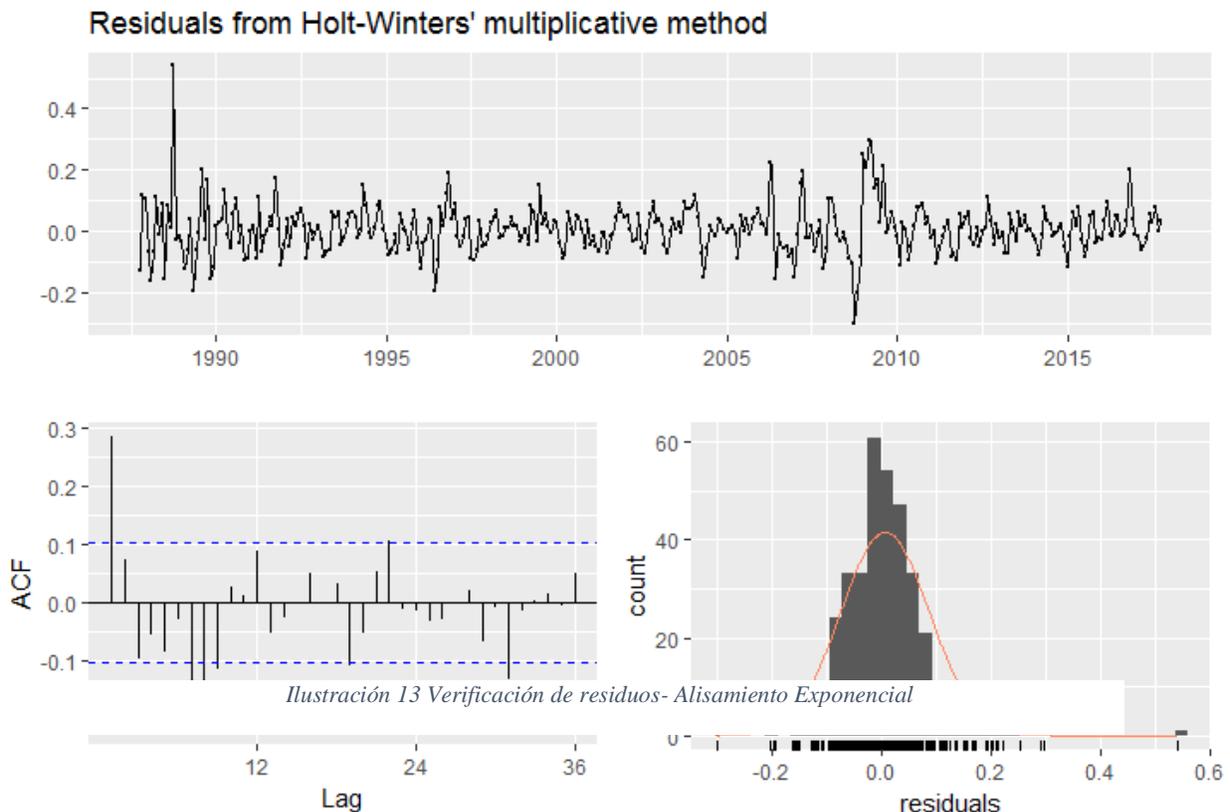


Ilustración 12 Pronóstico del precio del Cobre en dos años.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Ju1	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2017											8.838160	8.84628
2018	8.856860	8.867204	8.872163	8.871409	8.870409	8.874619	8.883596	8.891620	8.894085	8.892559	8.892977	8.89905
2019	8.908219	8.914545	8.915307	8.913943	8.916182	8.923708	8.932365	8.936808	8.936406	8.935867		

Con el modelo ARIMA (3,1,2). Podemos dar una aproximación de un pronóstico del precio internacional del cobre con un comportamiento de alza para los próximos dos años. Para el caso de la variable estudiada que es el cobre, se realizó inicialmente la identificación de la serie estacionaria del modelo, luego se estimó el parámetro del modelo, para posteriormente realizar la verificación de supuestos y como último paso la generación del pronóstico del modelo.

6.1.9. Verificación de Supuestos modelo de alisamiento exponencial.



En la verificación de los residuos podemos observar que el modelo de Holt-Winters (multiplicativo) es un buen modelo para una predicción previa del pronóstico de los datos, porque se observa en los residuos una normalidad estimada y que se encuentran dentro de la campana el histograma de esos residuos y de igual manera se observa en la parte alta del histograma una laguna que significa que hay unos residuos que se encuentran por fuera de la normalidad.

6.1.10. Identificación del mejor modelo, Suavización Exponencial.

6.1.10.1. Predictibilidad para el Cobre, Algoritmo de Holt-Winters (Método Estacional Multiplicativo).

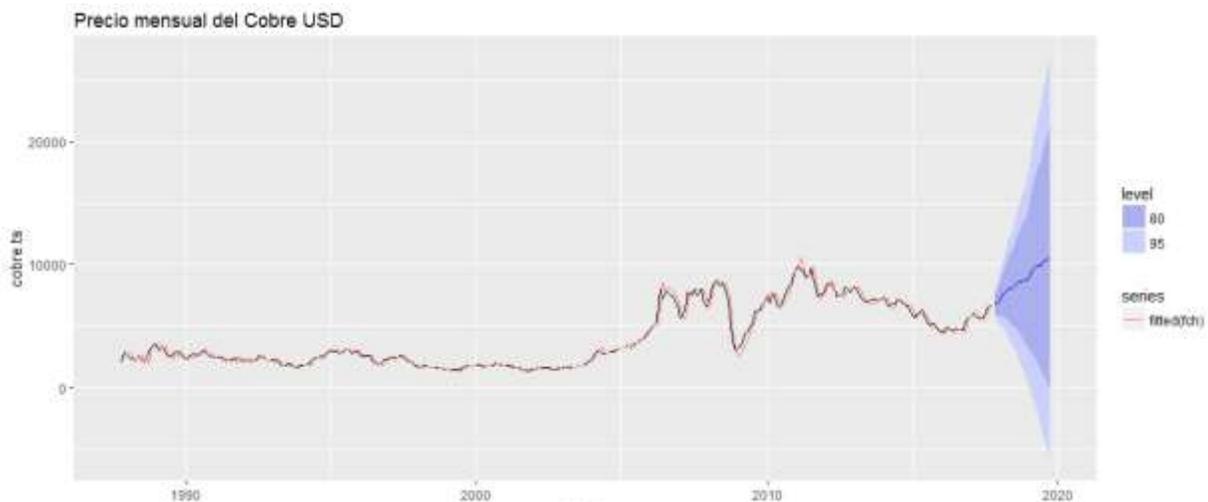


Ilustración 14 Pronostico del precio del Cobre en dos años metodología de Alisamiento Exponencial

Dentro de los pronósticos de la metodología de alisamiento exponencial, para la modelización de los datos de la serie original del cobre, se optó por aplicar el algoritmo de Holt-Winters (multiplicativo), porque es un buen modelo tomando en cuenta los criterios de información de Akaike AIC a comparación de los algoritmos simple y Holt. En el pronóstico de la serie del cobre por este modelo podemos concluir que el precio de ese metal para los próximos años va a generar un alza significativa dentro de los mercados internacionales.

6.2. Modelización de datos para la Plata.

6.2.1. Modelo MA

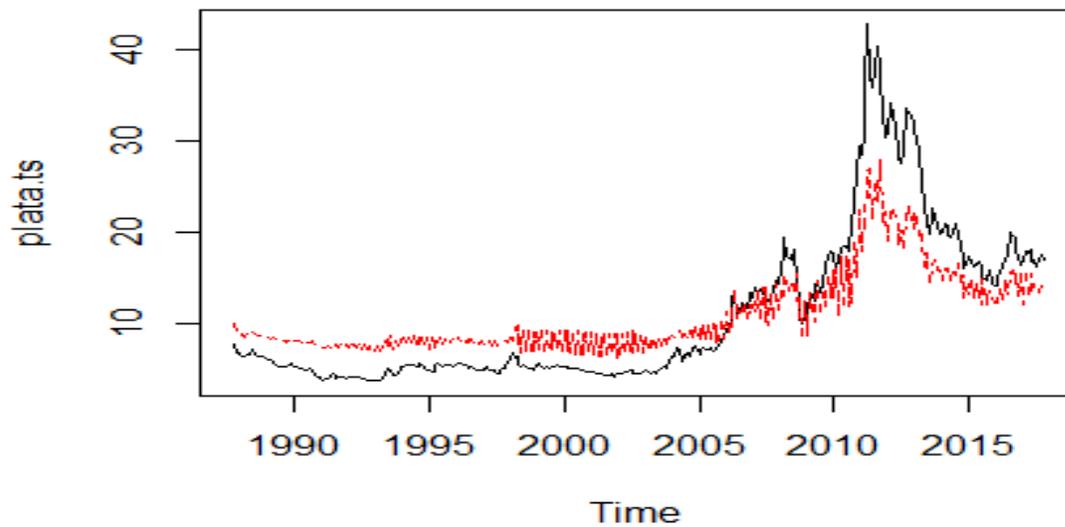


Ilustración 15 Modelo MA, Ajustado

6.2.2. Modelo AR

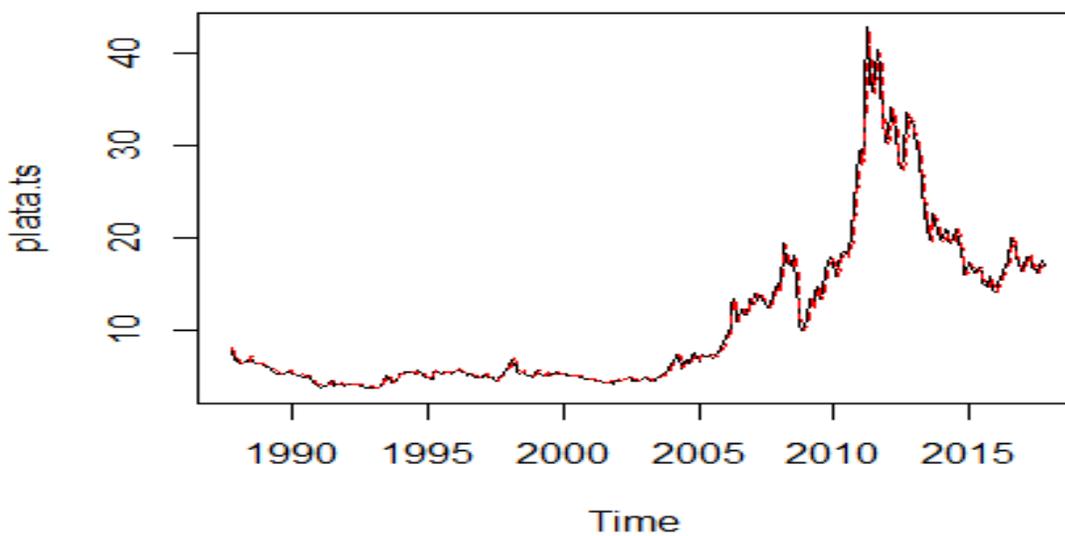


Ilustración 16 Modelo AR, ajustado

6.2.3. Modelo ARMA.

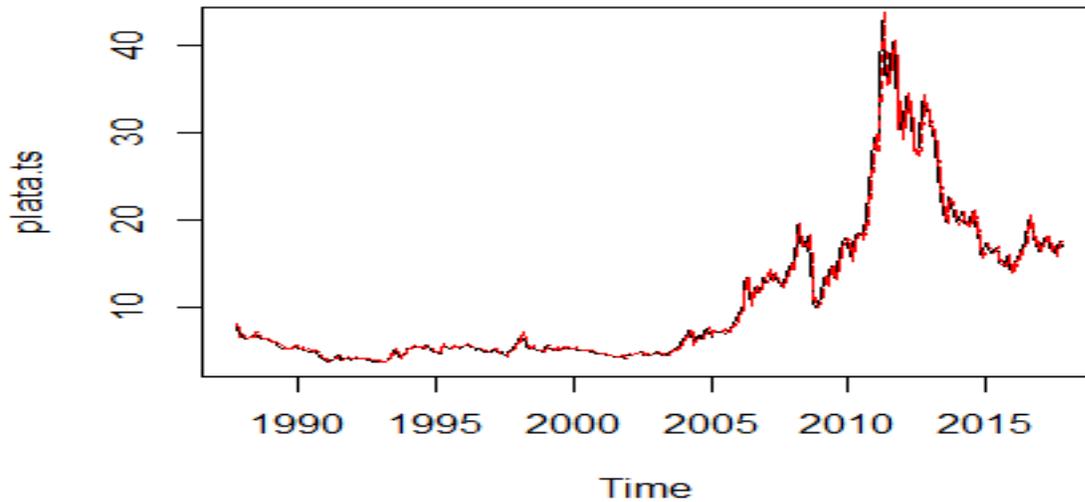


Ilustración 17 Modelo ARMA, ajustado

6.2.4. Medidas AIC para la Plata.

AIC (AR)	AIC (MA)	AIC (arma)
1085.821	2097.892	1065.639

De acuerdo al criterio de información de Akaike AIC que determina los modelos autorregresivos AR, de medias móviles MA y el modelo autorregresivo de medias móviles ARMA se considera como mejor modelo el ARMA porque ofrece un mayor equilibrio entre la cantidad de parámetros de su estimación y bondad de ajuste.

6.2.5. Estacionalidad del modelo.

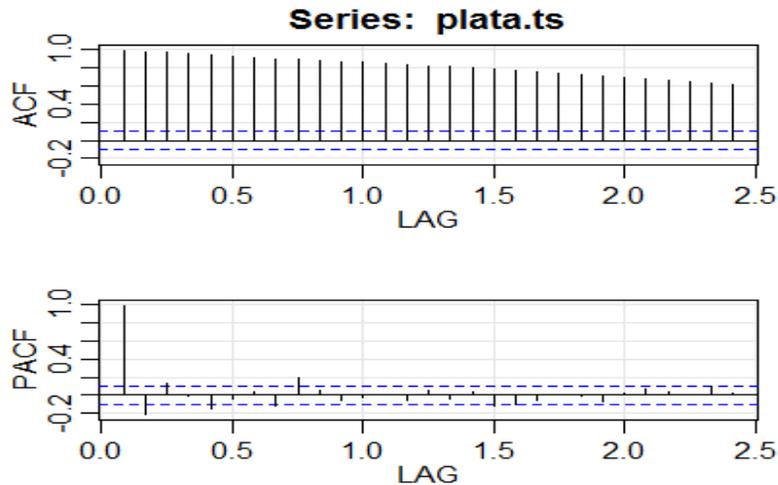


Ilustración 18 Modelo no Estacionario

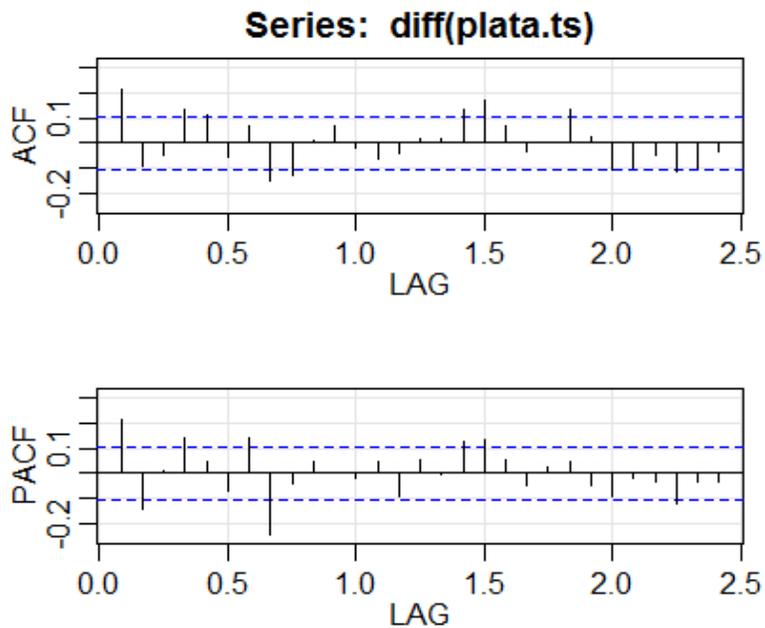


Ilustración 19 Modelo diferenciado estacionario

Mediante el autocorrelograma obtenido de los datos se estima que la base de datos original del precio de la Plata no es estacionaria porque la mayoría cortan las bandas de confianza, por lo tanto,

se requiere diferenciarla hasta adquirir una serie transformada estacionaria como se observa en el autocorrelograma ACF Y PACF de la serie diferenciada, en donde se observa que la serie se corta en el primer rezago en su ACF.

6.2.6. Pruebas de Raíz Unitaria

6.2.6.1. Prueba de Phillips-Perron.



Ilustración 20 Serie Original Plata

Phillips-Perron Unit Root Test	
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1	
Residual standard error: 1.075 on 357 degrees of freedom	
Multiple R-squared: 0.9839, Adjusted R-squared: 0.9838	
F-statistic: 1.092e+04 on 2 and 357 DF, p-value: < 2.2e-16	
Value of test-statistic, type: Z-alpha is: -9.5508	
aux. Z statistics	
Z-tau-mu	1.1321
Z-tau-beta	1.8137

Phillips-Perron Unit Root Test
data: plata.ts
Dickey-Fuller $Z(\alpha) = -9.5432$, Truncation lag parameter = 16, p-value = 0.5759
alternative hypothesis: stationary

Para el caso de la Plata, dentro de la prueba de raíz unitaria Phillips-Perron determina que para la serie original no es estacionaria, dado que el p-valor es mayor al nivel de significancia que en éste caso para que la serie sea estacionaria debe ser menor a 0,05. Es necesario hacer una diferenciación a la serie de datos original.

LA SERIE DIFERENCIADA:

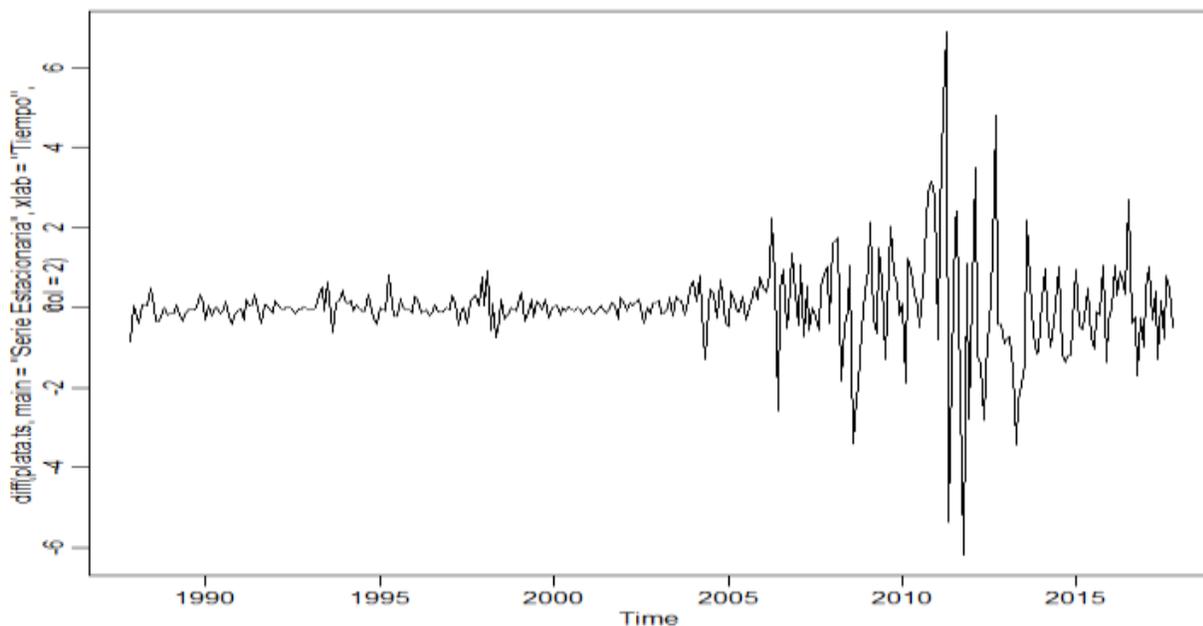


Ilustración 21 Serie Diferenciada del Plata

Phillips-Perron Unit Root Test	
Test regression with intercept	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1	
Residual standard error: 1.055 on 357 degrees of freedom	
Multiple R-squared: 0.04592, Adjusted R-squared: 0.04324	
F-statistic: 17.18 on 1 and 357 DF, p-value: 4.249e-05	
Value of test-statistic, type: Z-alpha is: -269.7306	
aux. Z statistics	
Z-tau-mu	0.4011

Phillips-Perron Unit Root Test	
data: diff(plata.ts, lshort = FALSE)	
Dickey-Fuller Z(alpha) = -269.77, Truncation lag parameter = 5, p-value = 0.01	
alternative hypothesis: stationary	

Luego de realizar la diferenciación a esa base de datos, se aplicó la misma prueba de raíz unitaria y se obtuvo que su p-valor es inferior al nivel de significancia del 0.05. Se concluye que la serie diferenciada ya es estacionaria.

6.2.7. Verificación de supuestos:

Al igual para el caso del cobre, en la plata se aplicó la misma prueba de Ljung-Box para determinar el comportamiento de los p-valores dentro de esta prueba y que de igual manera se aplica la siguiente formulación de hipótesis:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{No existe correlación serial.} \\ H_1 : \text{Existe correlación serial.} \end{array} \right.$$

A partir de esta formulación se generó la siguiente gráfica:

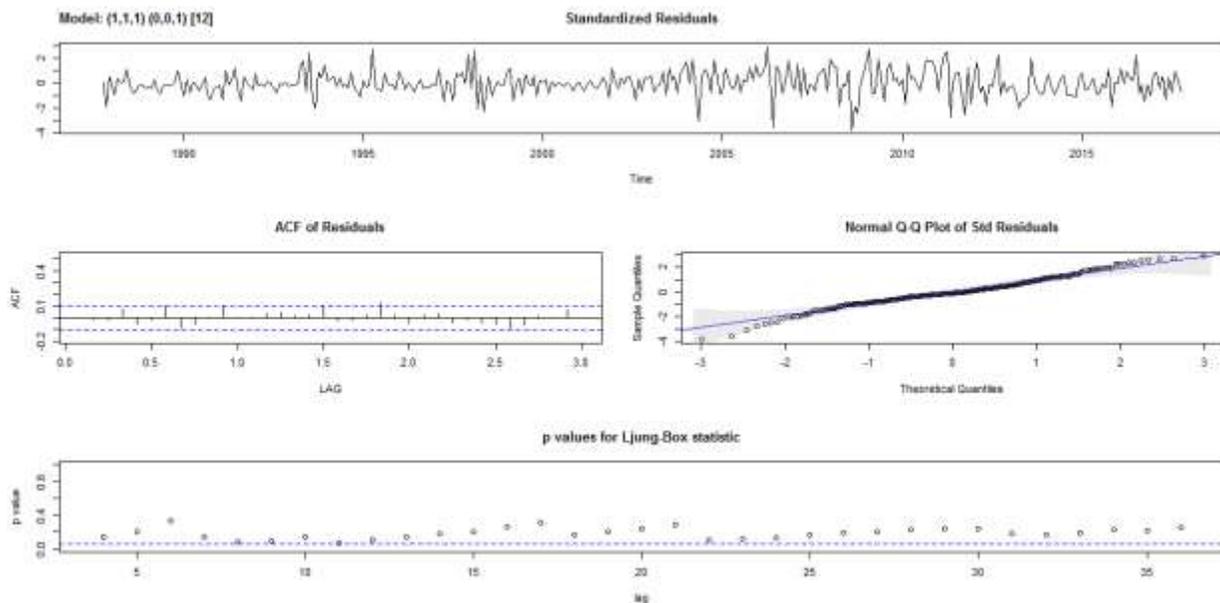


Ilustración 22. Verificación de Supuestos Modelo ARIMA (1,1,1)(0,0,1)(12) de la Plata

Para el caso de la Plata, el mejor modelo que se ajusta es el modelo SARIMA $(1,1,1) \times (0,0,1)(12)$ en donde su componente no estacional es de orden autorregresivo igual a uno, de medias móviles igual a uno y cuya diferenciación es igual a uno. Y para su parte estacionaria dentro del orden autorregresivo es de orden cero, su parte de medias móviles es igual a cero y su diferenciación es igual a uno; y donde su valor S es igual a 12, en donde se considera que cada observación se debe tener en cuenta que la ciclicidad de la serie temporal es doce meses hacia atrás.

Este modelo dentro del test de Ljung-Box en su p-valor tiene la mayor cantidad de puntos que están por encima de las bandas de confianza lo que confirma que este modelo es confiable para dar un pronóstico a la serie temporal de la variable de la plata y por lo tanto se determina que el modelo no existe una correlación serial y con ello se elige H_0 dentro del test estadístico de Ljung-Box.

6.2.8. Identificación del mejor modelo.

6.2.8.1. Predictibilidad para la plata

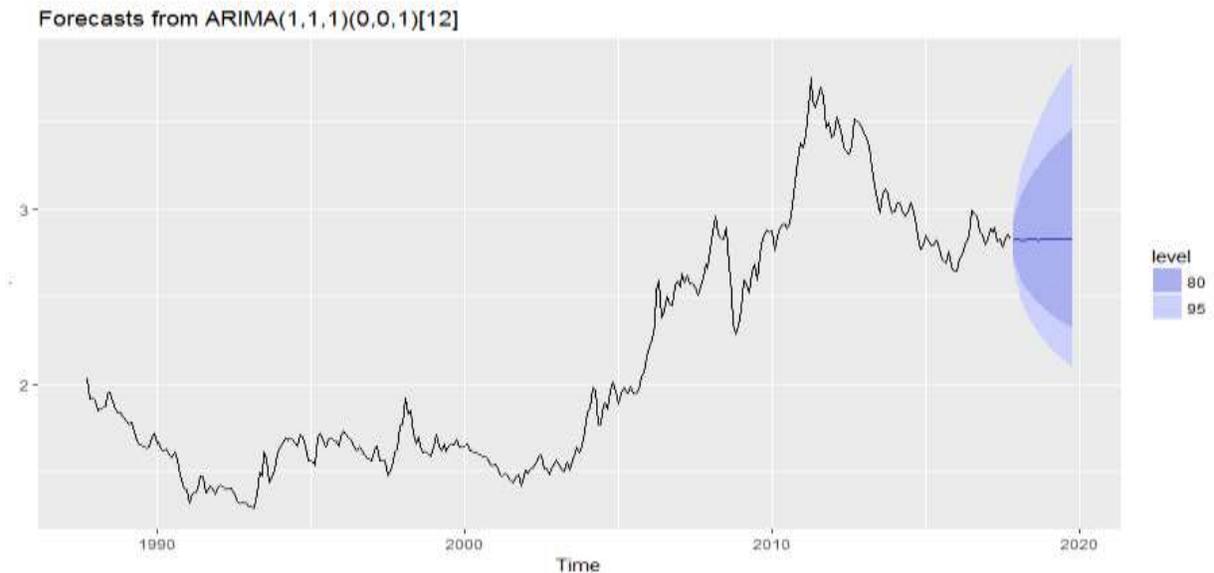


Ilustración 23 Pronostico del precio del Plata en dos años.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Ju1	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2017											2.825467	2.83426
2018	2.834034	2.830632	2.834444	2.834428	2.843146	2.844500	2.850039	2.848323	2.848371	2.854047	2.857044	2.85917
2019	2.861402	2.863620	2.865839	2.868058	2.870278	2.872497	2.874716	2.876935	2.879154	2.881373		

Con el modelo ARIMA (1,1,1)X(0,0,1)X(12), podemos dar una aproximación de un pronóstico del precio internacional de la plata para los próximos dos años en donde se observa que el precio del se va a mantener constante. . Para el caso de la variable estudiada que es la plata, se realizó inicialmente la identificación de la seria estacionaria del modelo, luego se estimó el parámetro del modelo, para posteriormente realizar la verificación de supuestos y como último paso la generación del pronóstico del modelo.

6.2.9. Verificación de Supuestos modelo de alisamiento exponencial.

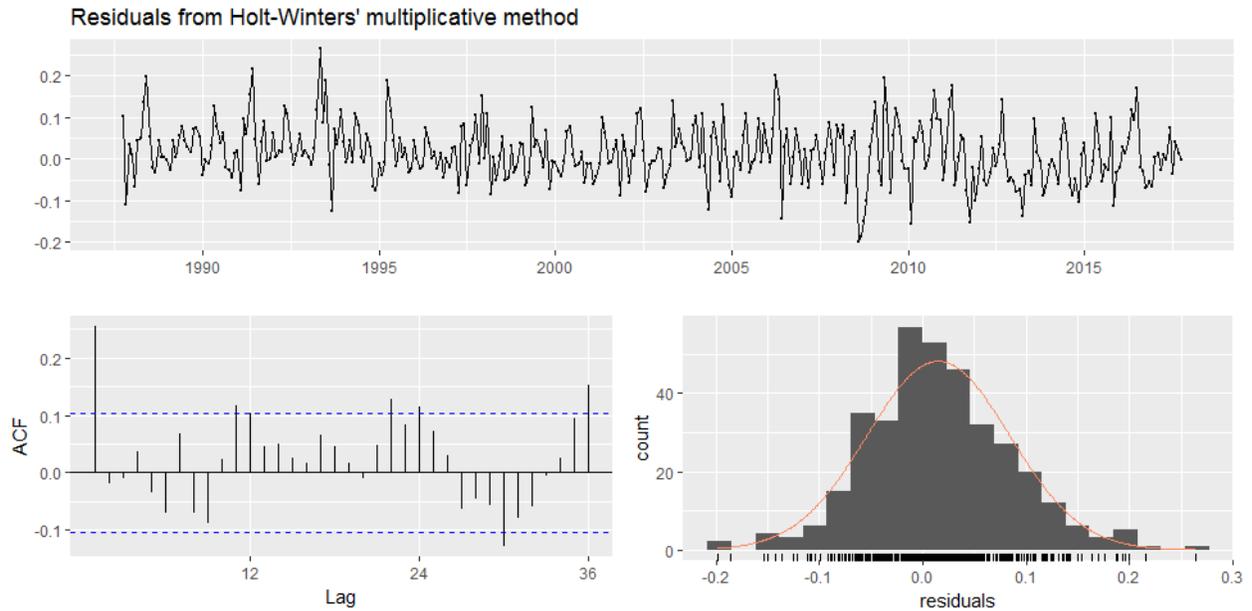


Ilustración 24 Verificación de residuos- Alisamiento Exponencial

Al ejecutar el modelo de la serie original de la plata encontramos que este es un buen modelo porque se observa un comportamiento más normal de los residuos observando poco ruido blanco, en su ACF se observa que hay pocas barras que cortan las bandas de confianza y por último los histogramas se asemejan a la campana Gaussiana.

6.2.10. Predictibilidad para la Plata, Algoritmo de Holt-Winters (Método Estacional Multiplicativo).

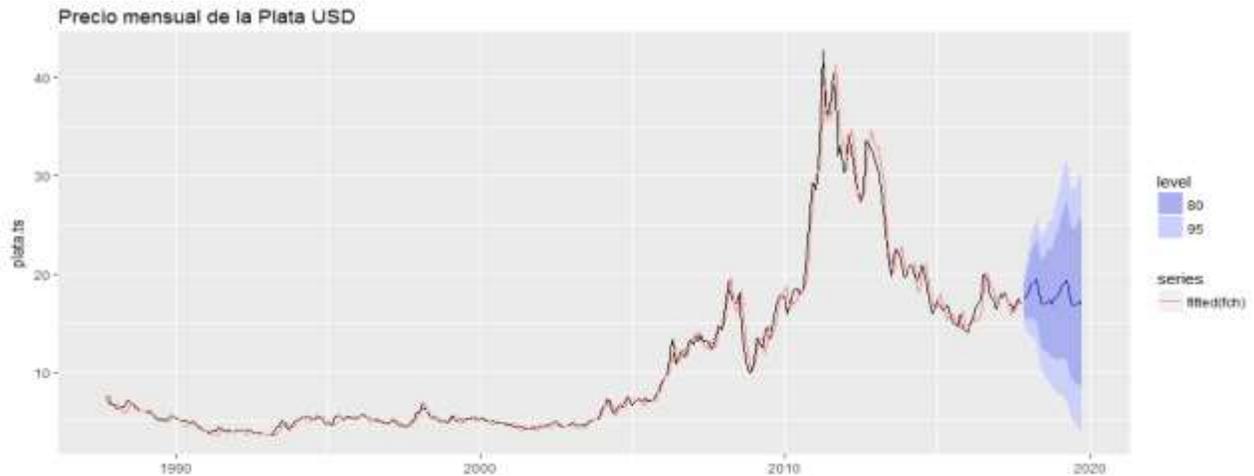


Ilustración 25 Pronostico del precio del Plata en dos años metodología de Alisamiento Exponencial

Como se dijo anteriormente se manejó el método de alisamiento exponencial basado en el algoritmo de Holt-Winters y a partir de este criterio se puede ver que el pronóstico para la serie original de la plata presenta un comportamiento cíclico para los próximos dos años.

6.3. Modelización de datos para el Oro.

6.3.1. Modelo MA.

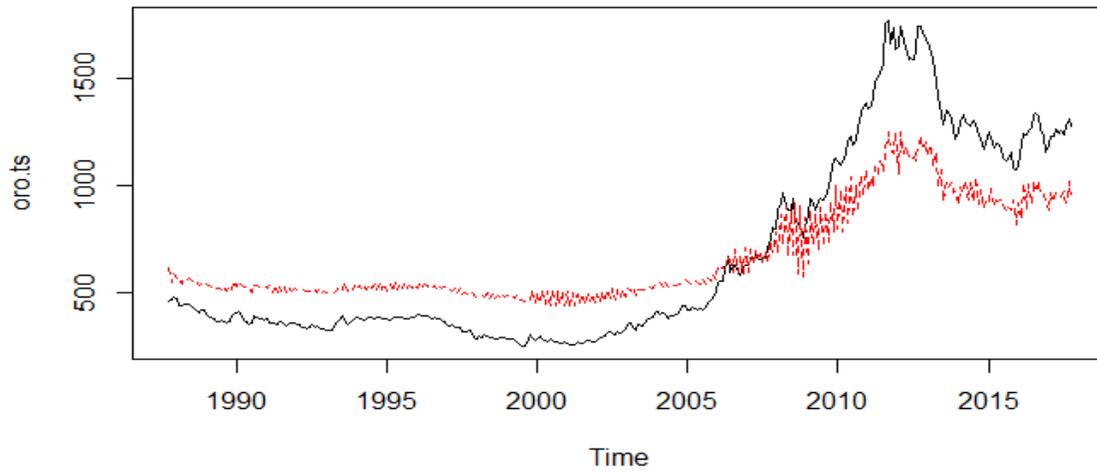


Ilustración 26 Modelo MA, Ajustado

6.3.2. Modelo AR

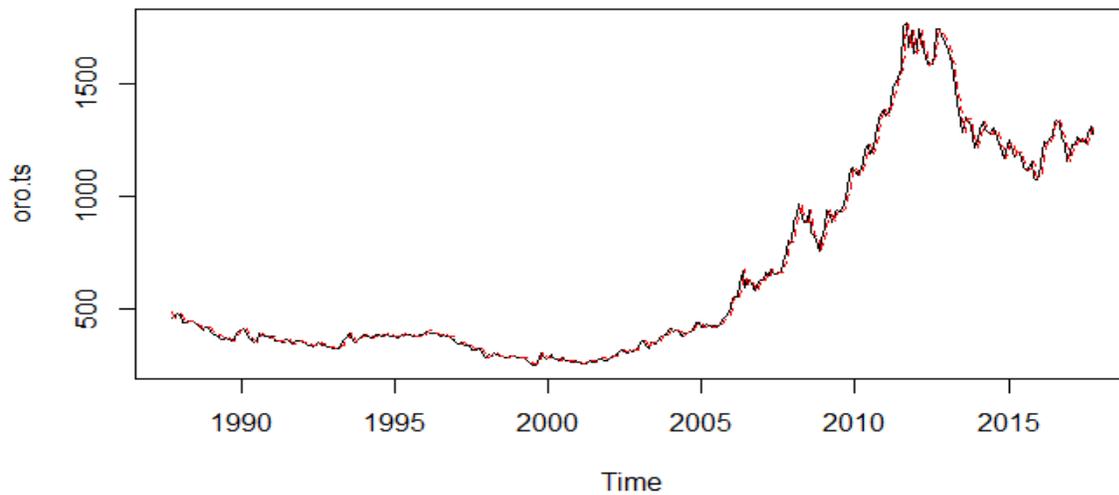


Ilustración 27 Modelo AR, ajustado

6.3.3. Modelo ARMA

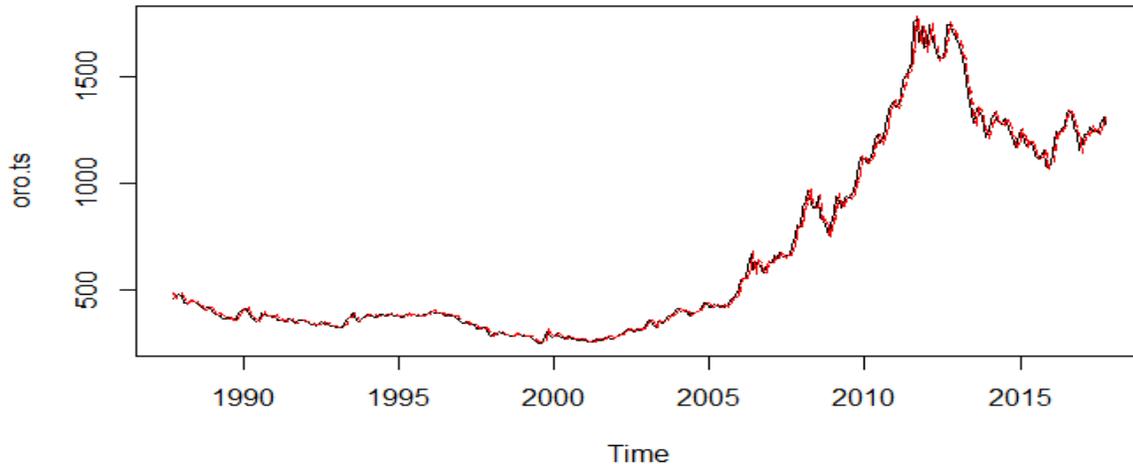


Ilustración 28 Modelo ARMA, ajustado

6.3.4. Medidas AIC para el Oro.

AIC (AR)	AIC (MA)	AIC (arma)
3507.331	4956.801	3497.963

Al igual que para la base de datos del cobre y de la plata, la primera aproximación para determinar el mejor modelo para la base de datos del oro es el ARMA, porque de acuerdo a la valoración del criterio de información de Akaike AIC su valor es menor a comparación del modelo autorregresivo AR y de medias Móviles MA y de igual manera ese modelo ofrece mejor bondad de ajuste.

6.3.5. Estacionalidad del modelo.

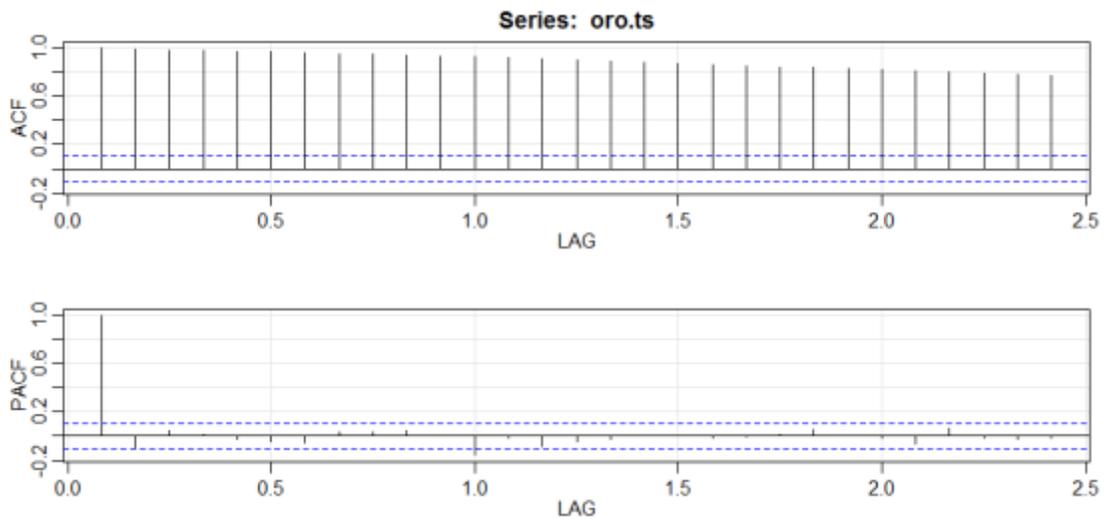


Ilustración 29 Modelo no Estacionario

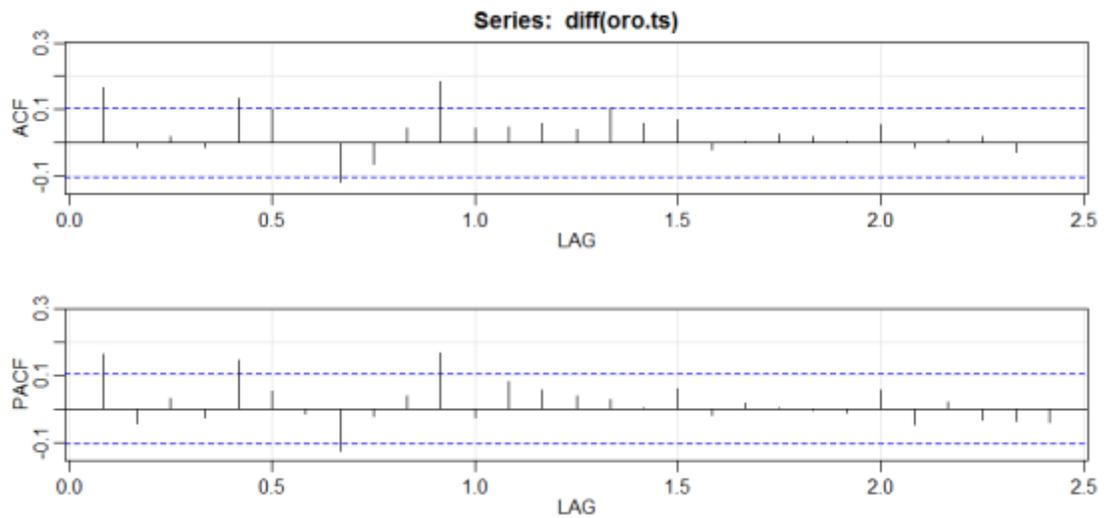


Ilustración 30 Modelo diferenciado NO estacionario

De acuerdo a los correlograma ACF y PACF podemos determinar que la serie del oro no es estacionaria debido a que las bandas de significación caen por fuera de las bandas azules que son

las de confianza, por lo tanto, se hizo una diferenciación para el ajuste del modelo y convertirlo en estacionario, como se observa en el correlograma de la serie diferenciada.

6.3.6. Pruebas de Raíz Unitaria



Ilustración 31 Serie Original Oro

6.3.6.1. Prueba de Zivot-Andrews.

Zivot-Andrews Unit Root Test
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 30.58 on 356 degrees of freedom (1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.9953, Adjusted R-squared: 0.9953
F-statistic: 2.524e+04 on 3 and 356 DF, p-value: < 2.2e- 16
Teststatistic: -1.7152
Critical values: 0.01= -4.93 0.05= -4.42 0.1= -4.11

Para la prueba de Zivot-Andrews el valor estadístico de la serie original del Oro, cae en la zona de aceptación, en donde se acepta H_0 y al aceptarlo se asume que la serie del Oro no es estacionaria. Por lo tanto, se realizará una diferenciación a la serie.

La Serie diferenciada:

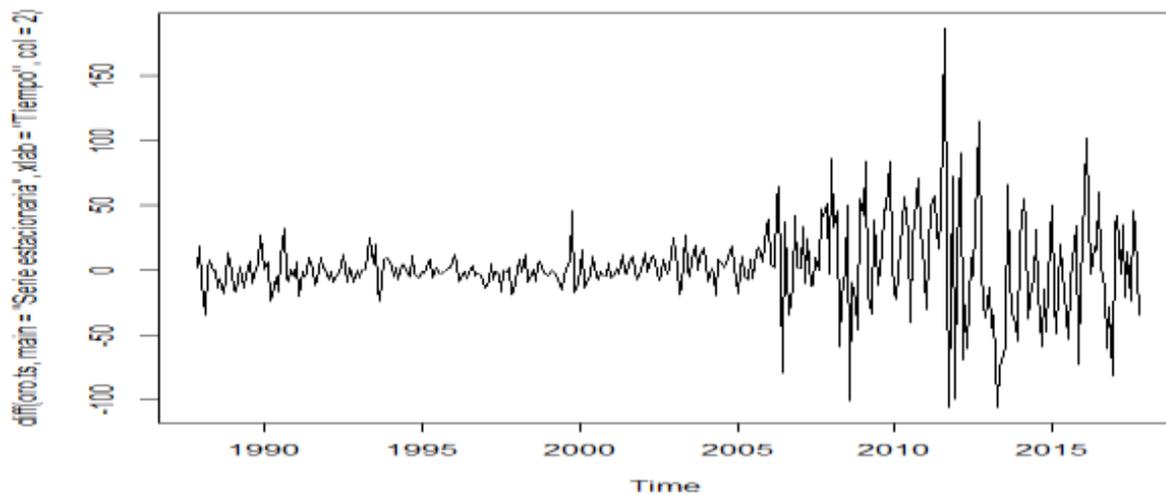


Ilustración 32 Serie Diferenciada del Oro

Zivot-Andrews Unit Root Test
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
Residual standard error: 29.48 on 355 degrees of freedom (1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared: 0.08478, Adjusted R-squared: 0.07704
F-statistic: 10.96 on 3 and 355 DF, p-value: 6.696e-07
Teststatistic: -17.0739
Critical values: 0.01= -5.34 0.05= -4.8 0.1= -4.58
Potential break point at position: 287

Para el estadístico de prueba de la serie diferenciada, se observa que el valor se encuentra en la zona de rechazo H_1 y se concluye que esta serie diferenciada ya es estacionaria.

8.3.7. Verificación de Supuestos.

En la serie temporal del oro, al igual que las otras series temporales como la del cobre y la de la plata, se realizó el mismo test de Ljung-Box formulando las hipótesis de la siguiente manera:

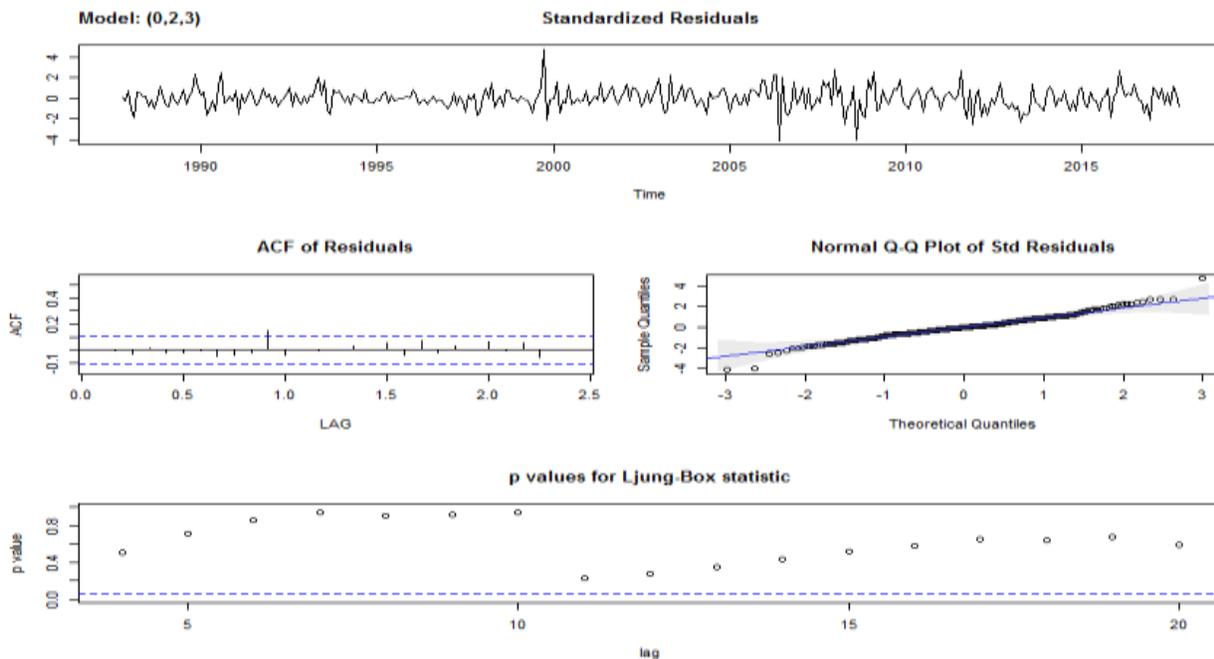
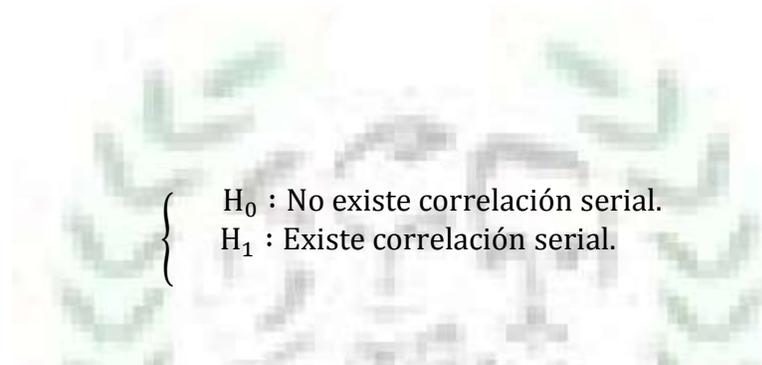


Ilustración 23. Verificación de Supuestos Modelo arima (0,2,3) del Oro

Al hacer la comparación de los tres modelos ARIMA, el mejor modelo (que se ajusta a la serie Oro) es el ARIMA (0,2,3), en donde su parte autorregresiva es de orden cero, su parte de medias móviles es igual a dos y su diferenciación es igual a tres. Lo que quiere decir, de acuerdo al test de Ljung-Box: Existen una gran mayoría de residuales que superan las bandas de confianza.

El modelo es confiable también, porque de acuerdo al ACF de los residuales se puede observar que existe una barra que corta la banda de confianza a comparación de los otros dos modelos que cortan más de una Y al igual dentro de la verificación de supuestos para la serie temporal del cobre y de la plata, en el caso del oro se debe escoger H_0 en donde el modelo ARIMA (0,2,3) no posee una correlación serial.

6.3.8. Identificación del mejor modelo.

6.3.8.1. Predictibilidad para el oro.

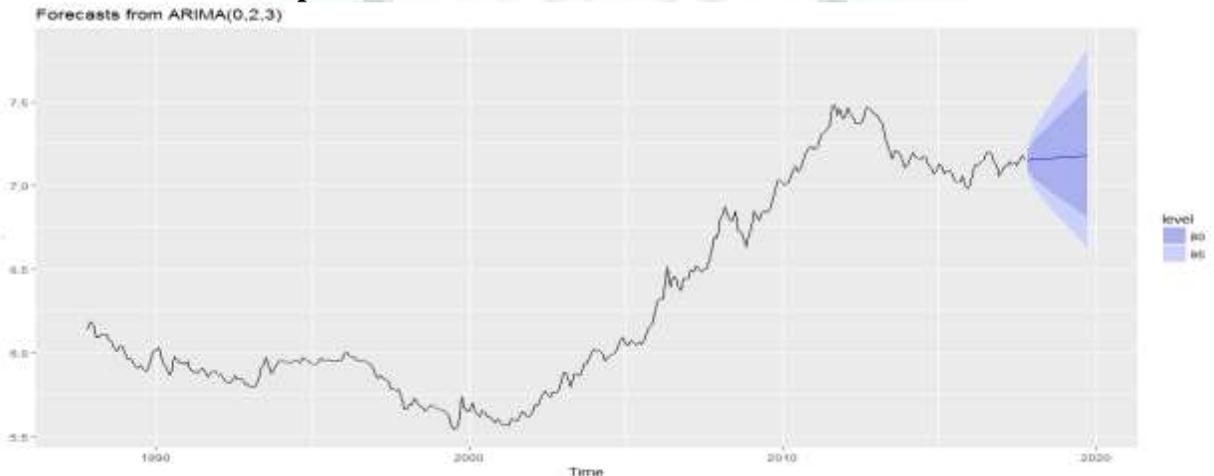


Ilustración 33 Pronostico del precio del Oro en dos años.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Ju1	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
2017											7.150689	7.15447
2018	7.155359	7.156247	7.157135	7.158023	7.158911	7.159799	7.160687	7.161575	7.162463	7.163351	7.164239	7.16512
2019	7.166015	7.166903	7.167791	7.168679	7.169567	7.170455	7.171343	7.172231	7.173119	7.174007		

Para el pronóstico de la serie del Oro, se observa un valor constante para los próximos dos años. Para el caso de la variable estudiada que es el oro, se realizó inicialmente la identificación de la serie estacionaria del modelo, luego se estimó el parámetro del modelo, para posteriormente realizar la verificación de supuestos y como último paso la generación del pronóstico del modelo.

6.3.9. Verificación de supuestos.

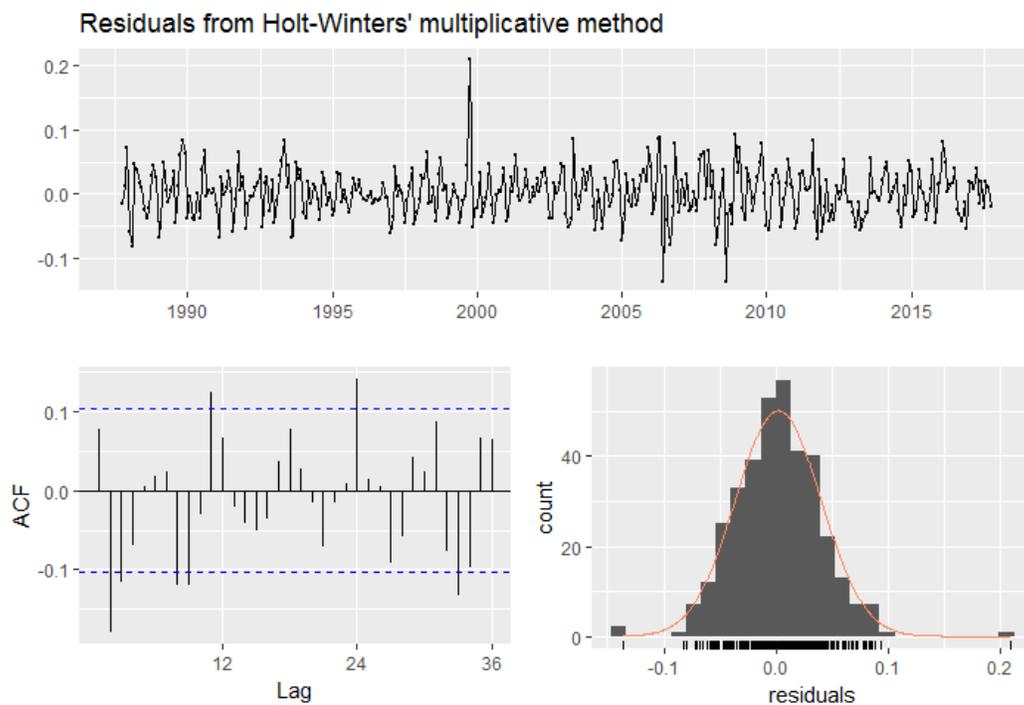


Ilustración 34 Pronóstico del precio del Oro en dos años metodología de Alisamiento Exponencial

Al ejecutar el modelo de la serie original de la plata encontramos que este es un buen modelo porque se observa un comportamiento más normal de los residuos observando poco ruido blanco, en su ACF se observa que hay pocas barras que cortan las bandas de confianza y por último los histogramas se asemejan a la campana Gaussiana.

6.3.10. Predictibilidad para el Oro, Algoritmo de Holt-Winters (Método Estacional Multiplicativo).

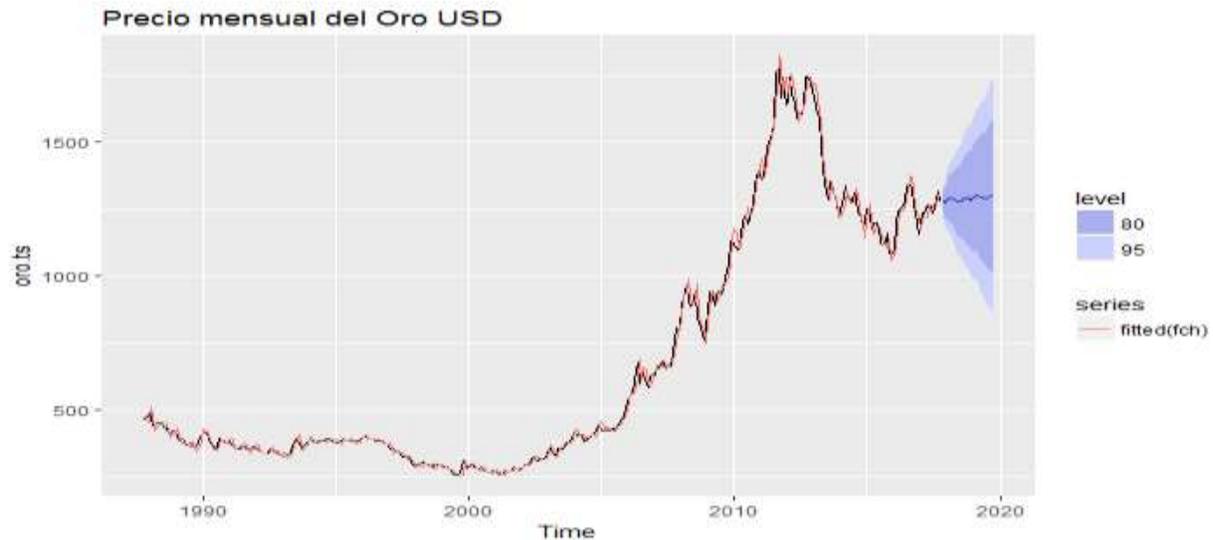


Ilustración 35 Pronóstico del precio del Oro en dos años metodología de Alisamiento Exponencial

En el caso de la serie original del oro aplicando el mismo logaritmo de Holt-Winters se observa que el comportamiento de igual manera de la plata es cíclico moderado, por lo tanto, se puede concluir que mediante este modelo el precio del oro durante los próximos dos años no va a tener un incremento o decrecimiento muy significativo dentro de los mercados mundiales.

Con la verificación de los residuos de la serie original del cobre se puede decir que los residuos están dentro expresados en los histogramas se asemeja a la campana Gaussiana, llevando a que estos mismos residuos se podría obtener una buena predicción de la variable aplicando este modelo de alisamiento.

CONCLUSIONES

- De acuerdo al criterio de información de Akaike AIC que determina los modelos autorregresivos, se considera como mejor modelo de ajuste integrado ARMA, para las variables.
- Para cada una de las variables, se aplicó una serie diferenciada que permitió la identificación de modelos estacionarios para las series.
- Al realizarse el análisis del comportamiento de las variables utilizadas en el modelo para el oro, la plata y el cobre durante los periodos comprendidos entre octubre-1987 y octubre - 2017, se aplicó una transformación logarítmica, y así obtener el mejor modelo para cada una de las variables: Del Cobre el modelo ARIMA (3,1,2), de la Plata el modelo SARIMA(1,1,1)(0,0,1)(12) y del oro el modelo ARIMA(0,2,3).
- Para la generación del pronóstico de cada variable, se realizó una diferenciación a cada serie, porque la serie original no muestra estacionariedad que se determinó mediante las pruebas de raíz unitaria: De Dickey-Fuller, Phillips-Perron y de Zivot-Andrews. Obteniendo su respectivo estadístico de prueba y su p- valor.
- Al obtener los modelos ARIMA (p,d,q)s para el cobre y el oro, y SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)s para la plata, como resultado del test de Ljung-Box: se tomó en cuenta los modelos que presentaron una gran mayoría de residuales que superan las bandas de confianza. Para que el modelo fuese confiable al momento de su predicción.
- Mediante los modelos aplicados a las series originales y a su respectiva diferenciación aplicando las metodologías de Box-Jenkins y de alisamiento exponencial se puede concluir que la de alisamiento exponencial es exploratoria en comparación a la de Box-Jenkins dado que la

primera sólo atiende un pronóstico de los datos originales y la segunda permite ajustar los datos a modelos estacionarios para obtener modelos confiables.

REFERENCIAS

- Araníbar del Alcázar, J., & Humérez Quiróz, j. (2017). *MODELOS DE SERIES DE TIEMPO PARA EL PRONOSTICO DE MINERALES*. Obtenido de UDAPE: http://www.udape.gob.bo/portales_html/AnalisisEconomico/analisis/vol14/art02.pdf
- DAYS, S. T. (2012). *EVOLUCIÓN HISTÓRICA DEL PRECIO DE LA PLATA EN LOS ÚLTIMOS AÑOS*. Obtenido de <https://www.62days.com/es/vender-plata/precio-historico-plata/>
- Estrategía Bolsa*. (s.f.). Obtenido de <http://www.estrategia-bolsa.es/tendencia-cotizacion-cobre-bolsa.html>
- Guzmán Pérez, J. G. (2014). *Universidad Michoacana de San Nicolas de Hidalgo*. Obtenido de <http://dep.fie.umich.mx/static/media/publicaciones/TesisFinal.pdf>
- Ibañez, H. J. (2011). *Universidad autónoma de México*. Obtenido de <https://es.slideshare.net/adzarael/mtodo-holt>
- Juan David Ortégón, J. D. (s.f.). *Campus virtual Univalle*. Obtenido de https://campusvirtual.univalle.edu.co/moodle/pluginfile.php/1006032/mod_resource/content/1/Exposici%C3%B3n%207%20M%C3%A9todos%20de%20Pron%C3%B3stico.pdf
- Lozano, S. F. (2017). *Series de tiempo I*. Bogotá D.C, Colombia.
- Lozano, S. F. (2017). *Series de tiempo II*. Bogotá D.C.
- Lugo, A. F. (2012). *Prezi*. Obtenido de https://prezi.com/o51err0krp_u/modelo-de-holt-winters-aditivo/
- Rosales., Á. (2008). *Metodología Box-Jenkins*. Obtenido de Universidad de los Andes: https://economia.uniandes.edu.co/files/profesores/ramon_rosales_alvarez/docs/econometria2/Salidas%20y%20Ejercicios/EJC202220Metodologa20Box20-20Jenkins.pdf
- Torrez, J. G. (2017). *Página siete*. Obtenido de <http://www.paginasiete.bo/opinion/2017/10/14/precio-155748.html>