

**ANÁLISIS DEL DESEMPLEO Y LA INFLACIÓN EN COLOMBIA MEDIANTE
MODELOS ARIMAX Y SERIES COINTEGRADAS PARA EL PERIODO
COMPRENDIDO DESDE ENERO DEL 2001 A DICIEMBRE 2017.**



Andrea Johana Avellaneda Mendieta

Elkyn Ferney Ortiz Ortiz

Fundación Universitaria Los Libertadores

Programa de Estadística Aplicada

Bogotá D.C.

2018

**ANÁLISIS DEL DESEMPLEO Y LA INFLACIÓN EN COLOMBIA MEDIANTE
MODELOS ARIMAX Y SERIES COINTEGRADAS PARA EL PERIODO
COMPRENDIDO DESDE ENERO DEL 2001 A DICIEMBRE 2017**



Andrea Johana Avellaneda Mendieta

Elkyn Ferney Ortiz Ortiz

Trabajo de grado para optar por el título de Especialización en estadística aplicada


Fundación Universitaria Los Libertadores

Programa de Estadística Aplicada

Bogotá D.C.

2018

Nota de aceptación



El trabajo de grado titulado ANÁLISIS DEL DESEMPLEO Y LA INFLACIÓN EN COLOMBIA MEDIANTE MODELOS UNIVARIADOS Y SERIE COINTEGRADA PARA EL PERIODO COMPRENDIDO DESDE EL AÑO 2001 AL 2017, realizado por los estudiantes ANDREA JOHANA AVELLANEDA MENDIETA Y ELKYN FERNEY ORTIZ ORTIZ, cumple con los requisitos exigidos por la FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES para optar al título de ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA APLICADA.

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del Jurado

Bogotá D.C., 25 de Julio de 2018



Las directivas de la Fundación Universitaria los libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo docente no son responsables por los criterios e ideas expuestas en el presente documento. Estos corresponden únicamente a los autores

Tabla de Contenido

RESUMEN	10
INTRODUCCIÓN	10
OBJETIVOS.....	11
JUSTIFICACIÓN.....	12
1. MARCO REFERENCIAL.....	12
2. MARCO TEORICO.....	14
2.1. PROCESO AUTORREGRESIVO (AR)	14
2.2. PROCESO DE MEDIAS MÓVILES (MA)	15
2.3. PROCESO AUTORREGRESIVO Y DE PROMEDIOS MÓVILES (ARMA).....	15
2.4. PROCESO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIOS MÓVILES (ARIMA)...	16
2.5. METODOLOGÍA DE BOX-JENKINS	16
2.5.1. <i>Identificación</i>	17
2.5.2. <i>Estimación</i>	17
2.5.3. <i>Diagnostico</i>	18
2.5.4. <i>Pronostico</i>	18
2.6. MODELO SARIMA.....	18
2.7. VECTORES AUTORREGRESIVOS (VAR)	18
2.8. COINTEGRACIÓN.....	19
2.9. PRUEBA DE ENGLE-GRANGER	19
3. MARCO METODOLOGICO	19
3.1. DATOS DESEMPLEO	19
3.2. SERIE ORIGINAL	20
3.3. SERIE PRIMERA DIFERENCIA.....	21
3.4. TEST DE ADF MODELO 1	22
3.5. ESTIMACIÓN PARÁMETROS DEL MODELO	23
3.6. PRUEBA LJUNG-BOX (LB).....	25
3.7. PRONÓSTICO.....	26
3.7.1. <i>Estimación modelo con logaritmos Modelo 2.</i>	26
3.7.2. <i>Test de ADF Modelo 2.</i>	28
3.7.3. <i>Estimación parámetros del modelo.</i>	28
3.7.4. <i>Prueba Ljung-Box (LB) Modelo 2.</i>	31
3.7.5. <i>Pronóstico Modelo 2.</i>	31
3.8. SERIE INFLACIÓN.....	32
3.8.1. <i>Serie Original.</i>	32
3.8.2. <i>Serie Diferenciada.</i>	32
3.8.3. <i>Test de ADF Serie Inflación</i>	33

3.8.4.	<i>Estimación parámetros del modelo.....</i>	34
3.8.5.	<i>Prueba Ljung-Box (LB) Modelo 1 Inflación.</i>	36
3.8.6.	<i>Pronóstico Inflación para el año 2018 modelo 1.</i>	37
3.9.	SERIE INFLACIÓN CON LOGARITMOS	37
3.9.1.	<i>Test de ADF Modelo 2 Inflación.....</i>	38
3.9.2.	<i>Estimación parámetros del modelo.....</i>	39
3.9.3.	<i>Prueba Ljung-Box (LB) Modelo 2.....</i>	41
3.9.4.	<i>Pronóstico Inflación para el año 2018.....</i>	42
3.1.	COINTEGRACIÓN INFLACIÓN – DESEMPLEO	42
3.1.1.	<i>Prueba de raíz unitaria a los residuales.....</i>	44
3.1.2.	<i>Modelo de cointegración a largo plazo.</i>	44
4.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.	46
5.	BIBLIOGRAFÍA.....	47

Lista de Gráficos

FIGURA 1: HISTOGRAMA TASA DE DESEMPLEO 2001-1 A 2017-12	20
FIGURA 2: SERIE ORIGINAL DESEMPLEO	20
FIGURA 3: SERIE PRIMERA DIFERENCIA DESEMPLEO.....	21
FIGURA 4: ACF SERIE DIFERENCIADA	21
FIGURA 5: PACF: SERIE DIFERENCIADA	21
FIGURA 6: SEGUNDA DIFERENCIA DEL ACF	22
FIGURA 7: SEGUNDA DIFERENCIA DEL PACF	22
FIGURA 8: SERIE DE VALORES AJUSTADOS	24
FIGURA 9: RESIDUALES SARIMA (8,1,5)(2,1,2)	24
FIGURA 10: CORRELOGRAMAS RESIDUALES Y QQ PLOT	25
FIGURA 11: SERIE DESEMPLEO EN LOGARITMOS.....	26
FIGURA 12: ACF SERIE DESEMPLEO EN LOGARITMOS	27
FIGURA13: PACF SERIE DESEMPLEÓ EN LOGARITMOS	27
FIGURA 14: ACF SERIE DIFERENCIADA DESEMPLEÓ EN LOGARITMOS	28
FIGURA 15: PACF SERIE DIFERENCIADA DESEMPLEÓ EN LOGARITMOS.....	28
FIGURA 16: SERIE DE VALORES AJUSTADOS DESEMPLEO EN LOGARITMOS.....	29
FIGURA 18: RESIDUALES MODELO DESEMPLEO CON LOGARITMO	29
FIGURA19: ACF RESIDUALES MODELO DESEMPLEO CON LOGARITMO.....	30
FIGURA 20: PACF RESIDUALES MODELO DESEMPLEO CON LOGARITMO.....	30
FIGURA 21: QQ PLOT RESIDUALES MODELO DESEMPLEO CON LOGARITMO.....	31
FIGURA 21: HISTOGRAMA SERIE INFLACIÓN.....	32
FIGURA 22: SERIE ORIGINAL INFLACIÓN.....	32
FIGURA 23: SERIE INFLACIÓN DIFERENCIADA.....	33
FIGURA 24: ACF SERIE INFLACIÓN DIFERENCIADA.....	33
FIGURA 25: PACF SERIE INFLACIÓN DIFERENCIADA.....	33
FIGURA 26: SERIE INFLACIÓN MODELO AJUSTADO MODELO SARIMA (1, 1,0) (2, 0,2).	34
FIGURA 27: RESIDUALES SERIE INFLACIÓN MODELO SARIMA (3, 1,1) (1, 1,1).....	35
FIGURA 28: ACF RESIDUALES MODELO SARIMA (3, 1,1) (1, 1,1).....	35
FIGURA 29: PACF RESIDUALES MODELO SARIMA (3, 1,1) (1, 1,1)	35
FIGURA 30:QQ PLOT RESIDUALES MODELO SARIMA (3, 1,1) (1, 1,1)	36
FIGURA 31: PRONÓSTICO MODELO SARIMA (1, 1,0) (2, 0,2).....	37
FIGURA 32: SERIE INFLACIÓN CON LOGARITMOS.	38
FIGURA 34: ACF DIFERENCIADA INFLACIÓN CON LOGARITMOS.....	38
FIGURA 35: PACF DIFERENCIADA INFLACIÓN CON LOGARITMOS.....	38
FIGURA 36: SERIE DE VALORES AJUSTADOS DIFERENCIADA INFLACIÓN CON LOGARITMOS.	39
FIGURA 37: RESIDUALES MODELO ARIMA (1, 1,0) (0, 0,1).....	40
FIGURA 38: ACF RESIDUALES MODELO SARIMA (1, 1,0) (0, 0,1).....	40
FIGURA 39:PACF RESIDUALES MODELO SARIMA (1, 1,0) (0, 0,1)	40
FIGURA 40:QQ PLOT RESIDUALES MODELO SARIMA (1, 1,0) (0, 0,1)	41
FIGURA 41; SERIES DESEMPLEO E INFLACIÓN.	42
FIGURA 42: SERIE DIFERENCIADA EMPLEO E INFLACIÓN.	42
DEFINED.	
FIGURA 43: RESIDUALES DE COINTEGRACIÓN.....	43

Lista de Tablas

TABLA 1. (GUJARATI, 2009) PÁG. 781	17
TABLA 2: ESTIMACIÓN MODELOS DESEMPLEO	23
TABLA 3: MODELO SARIMA (8,1,5)(2,1,2).....	23
TABLA 4: PRONOSTICO SARIMA (8,1,5)(2,1,2)	26
TABLA 5: MODELO CON LOG SARIMA (1,0,1)(2,1,0).....	29
TABLA 6: PRONÓSTICO MODELO CON LOG SARIMA (1,0,1)(2,1,0).....	31
TABLA 7: MODELO INFLACIÓN SARIMA (3, 1,1) (1, 1,1)	34
TABLA 8: PRONÓSTICO MODELO INFLACIÓN SARIMA (3, 1,1) (1, 1,1).....	37
TABLA 9: MODELO CON LOG SARIMA (1, 1,0) (0, 0,1)	39
TABLA 10: PRONÓSTICO MODELO CON LOG SARIMA (1, 1,0) (0, 0,1).....	42
TABLA11: MODELO DESEMPLEO ~ INFLACIÓN	43
TABLA12: RESIDUALES COINTEGRACIÓN	44
TABLA12: RESIDUALES COINTEGRACIÓN A LARGO PLAZO	45
TABLA 13: VALORES CRITICOS.....	45

Lista de Ecuaciones

ECUACIÓN 1: ECUACIÓN CAMINATA ALEATORIA.....	14
ECUACIÓN 2: ECUACIÓN AR	15
ECUACIÓN 3: MEDIAS MÓVILES.....	15
ECUACIÓN 4: MEDIAS MÓVILES DE ORDEN Q	15
ECUACIÓN 5: ARMA.....	16
ECUACIÓN 6: ARIMA.....	16
ECUACIÓN 7: COINTEGRACIÓN.....	19
ECUACIÓN 8: PRUEBA DE ENGLE-GRANGER	19

RESUMEN

En economía se emplea a menudo las series de tiempo para pronosticar el comportamiento de ciertas variables de interés, el presente trabajo pretende realizar un pronóstico de las variables inflación y desempleo para el año 2018 utilizando la metodología box – Jenkins bajo modelos arimax, de igual manera se realizara una cointegración para probar si existe algún tipo de cointegración entre estas para ello se plante a largo y corto plazo.

Palabras clave: Inflación, desempleo, series univariadas, sarima, pronostico, cointegración.

Abstract

In economics, the time series is often used to predict the behavior of certain variables of interest, the present work is a forecast of the inflatable variables and unemployment for the year 2018 using the methodology box - Jenkins under arimax models, In the same way, a cointegration takes place to test if there is some kind of cointegration between these so that it can be considered in the long and short term.

Keywords: Inflation, unemployment, univariate series, sarima, prognosis, conintegration.

INTRODUCCIÓN

El desempleo es un fenómeno económico que se presenta cuando la cantidad de recursos técnicos y financieros con los que dispone un país son insuficientes para emplear toda la fuerza laboral servible. Igualmente se considera que en ciertas regiones hay tasas de desempleo más altas que en otras, pues existe una variabilidad de crecimiento y desarrollo distinto, como resultado el desempleo en una economía no es obligatoriamente igual que en otra.

Aun cuando se dispone de una movilidad en el factor trabajo y sus agentes, hay que tener en cuenta que el desempleo no se puede erradicar totalmente, en consecuencia, dentro de los sistemas económicos no hay información precisa de la oportunidad laboral y a quien estas puedan servirles, por eso en ocasiones se presentan recesos en la participación de los individuos en los proceso productivos, donde entra en una etapa de desempleo temporal, esta clase de desempleo puede convertirse en estructural o permanente si en el país no existe la mano de obra calificada para desarrollar cierta actividad.

También se debe considerar que dentro de una economía hay ciclos de tasas de desempleo más altas y reducción de este mismo, según el momento que atraviere.

La inflación se define como un aumento sustancial y persistente en el nivel de los precios a través del tiempo, para ello es necesario tener un monitoreo constante de esta con el fin de mitigar los posibles efectos negativos que esta podría tener sobre la economía de un país.

Un pronóstico acertado servirá para mitigar todos los posibles inconvenientes, al acceder a la toma de medidas anticipadas si es necesario.

Para el estudio de la inflación se han usado varias herramientas estadísticas entre las cuales se encuentran los modelos de series de tiempo a través de métodos paramétricos, con básicamente dos propósitos: uno es construir un modelo que ajuste adecuadamente los datos con la estimación de los parámetros del modelo y así hacer análisis de política; el segundo propósito es usar el modelo identificado y estimado para realizar pronósticos

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL:

Analizar las variables inflación y desempleo mediante la metodología box-jenkins y probar si existe cointegración en el equilibrio de corto y largo plazo entre estas.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS:

- Estimar modelos de series univariadas con la metodología box Jenkins.
- Pronosticar el desempleo e inflación para Colombia en el año 2018.
- Modelar el desempleo por medio de la covariable inflación para comprobar si existe cointegración a largo y corto plazo.

JUSTIFICACIÓN

Las políticas económicas que se plantean en cada nación son la base de la economía para cualquier estado, es prioritario mantener un índice de desempleo bajo, tener la mayor parte de la población con una alta tasa de ocupación es sin lugar a duda una excelente noticia para la economía pues refleja que esta va por buen camino, Phillips advirtió que esto no va de la mano con una baja inflación. El presente trabajo busca realizar un pronóstico de la inflación y el desempleo para el año 2018 y buscar si existe algún grado de cointegración entre estas dos variables macroeconómicas.

PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN.

¿Cómo será el comportamiento del desempleo y la inflación para Colombia durante el año 2018?

1. MARCO REFERENCIAL

Para (Santiago, 2011) Uno de los principales problemas que aquejan a la economía colombiana y que ocupa los primeros lugares en las agendas de los gobiernos desde hace varias décadas es el alto y persistente desempleo.

Hay quienes atribuyen la persistencia del desempleo a la inflación de los precios, donde la oferta y la demanda de trabajo se igualan en una remuneración inferior al del salario real, lo cual crea una brecha entre oferta y demanda del trabajo lo cual genera desempleo.

Para realizar un análisis del desempleo (Dolado & Jun , 1997) encontraron bajo un modelo VAR que los principales determinantes del desempleo en España para el primer trimestre de 1971 y el primero de 1994 fueron los shocks de precio y salarios, con una incidencia posterior en la demanda.

(Sáenz Castro, Herrera Saavdra, & Guzmán Silva, 2003) Estudiaron los efectos del comportamiento del producto sobre la pobreza en Colombia observando como las variables de análisis la tasa de desempleo, por medio de impulso respuesta donde evidencian un comportamiento contracíclico del desempleo y la pobreza, cuando la economía está en expansión se presenta una caída en el desempleo y la pobreza.

(Hansen & Warne, 2001) Realizan un análisis de las causas de desempleo en Dinamarca durante el periodo de 1905 y 1992 bajo modelos VAR para estudiar el comportamiento empírico de la productividad laboral el desempleo y el producto

real, donde encuentran que los shocks positivos de la oferta laboral son el principal determinante del desempleo en este país.

(Parada Corrales & Baca Mejia, 2009) Analizan el papel de la política económica en Colombia utilizando modelos VAR encontrando mediante el análisis de impulso respuesta que en el periodo 1951 a 1979 la demanda interna fue relevante para mantener los niveles de crecimiento y empleo, para el siguiente periodo el análisis de impulso respuesta indico que el consumo de los hogares incidió en el crecimiento de la economía, para los autores la estabilidad macroeconómica se fundamenta en mayores niveles de empleo y después de 1979 el estado se centró en disminuir la inflación, por lo que el empleo paso a un segundo plano.

(López Enciso & Misas Arango , 2006) encontraron el análisis de cointegración mostró que la productividad, el empleo, el desempleo, la tasa real de cambio y el salario real están cointegrados. Basados en la metodología VECM identificamos los shocks estructurales que afectan al desempleo y analizamos su efecto e importancia para el desempleo colombiano utilizando para ello un análisis de impulso respuesta y la descomposición de la varianza del error de pronóstico. Además, que el análisis impulso respuesta muestra que los shocks tecnológicos y de demanda son importantes en el mediano plazo, unos dos años después del shock. En un horizonte más corto son importantes el shock tecnológico y el de oferta laboral. La descomposición de varianza coincide en señalar al shock tecnológico como el principal determinante del desempleo en el corto plazo, aunque su importancia relativa disminuye en el largo plazo. Por el contrario, el shock de demanda que ya es importante en el corto plazo va incrementando su influencia. En el largo plazo el desempleo se determina por una mezcla de shocks tecnológicos, de demanda y oferta laboral y externo.

(Arango & Hamann, 2012) Buscan analiza la correlación entre el producto y el empleo en Colombia para el periodo trimestre de 1998 y el primer cuarto trimestre del 2009 para ello utilizaron las funciones de impulso respuesta de los modelos VAR y un modelo de Equilibrio General Dinámico y Estocástico (DSGE) para una pequeña economía abierta, en el que incorporan los cambios endógenos del empleo y desempleo. Los resultados del impulso respuesta arrojan que la relación de estas variables está condicionada al tipo de impacto que gobierne el ciclo económico Utilizando un modelo VAR Estructural ampliado con desempleo, encuentran que ante choques tecnológicos de corto y largo plazo el desempleo disminuye. Estos resultados se explican y reafirman utilizando un modelo DSGE calibrado entre el primer trimestre de 1991 y el segundo de 2010.

2. MARCO TEORICO

Decimos que una Serie de Tiempo es un agregado de observaciones sobre valores que toma una variable (cuantitativa) en diferentes momentos del tiempo. Los datos pueden tener diferentes comportamientos a través del período, estos pueden ser una tendencia, un ciclo, no tener una forma definida o aleatoria, variaciones estacionales (anual, semestral, etc.)

Las observaciones de una serie de tiempo serán denotadas por $Y_1; Y_2, Y_t$, donde Y_t es el valor tomado por el proceso en el instante t .

Los modelos de series de tiempo tienen una orientación directamente predictiva y en ellos los pronósticos se elaborarán sólo con base al comportamiento pasado de la variable de interés. Podemos distinguir dos tipos de modelos de series de tiempo: los modelos estocásticos y modelos deterministas, los cuales poseen unos comportamientos estacionarios y no estacionarios.

En la actualidad diversas ramas requieren saber el comportamiento futuro de ciertos fenómenos lo cual es útil para prevenir y planificar, es decir, con la información que se obtiene la persona o entidad podrá tener un plano de lo que ocurrirá a mediano o corto plazo, para tomar decisiones útiles para la organización.

Para este trabajo utilizaremos la metodología Box –Jenkins donde la finalidad es identificar y estimar un modelo estadístico, es popular ya que este maneja cualquier serie se estacionaria o no.

Según (Chatfield, 1989) La predicción univariante se utiliza en problemas económicos principalmente con dos objetivos

1. La predicción de algunas variables explicativas de un modelo causal, cuando se esperan que en el futuro conserven algunas de las características de su evolución en el pasado.
2. La predicción a corto plazo debido a su gran capacidad para recoger la dinámica en el comportamiento de la variable estudiada. Además, y en condiciones normales cuando no existían bruscas alteraciones respecto a la experiencia reciente de la variable estos métodos proporcionaban buenas predicciones.

2.1. Proceso Autorregresivo (AR)

Para (Gujarati, 2009) sea Y_t en el periodo t . Si se modela Y_t como:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + a_t$$

Ecuación 1: Ecuación caminata aleatoria

Donde a_t es el término de error aleatorio no correlacionado con media cero y varianza constante es decir ruido blanco, se dice que Y_t sigue un proceso estocástico autorregresivo de primer orden AR (1). Donde el valor de Y en el tiempo t depende de su valor en el periodo anterior y su término aleatorio.

Se dice que una serie temporal Y_t admite una representación autoregresiva (AR) de orden p , y se denota por AR (p), si es susceptible de ser modelizada a través de la ecuación:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t$$

Ecuación 2: Ecuación AR

En cuyo caso Y_t es un proceso autorregresivo de orden p , o AR (p). Observe que en todos los modelos anteriores sólo se consideran los valores actuales y anteriores de Y ; no hay otras regresoras. En este sentido, decimos que “los datos hablan por sí mismos”

2.2. Proceso de medias móviles (MA)

Los modelos de media móvil (MA) son aquellos en los que Y_t tiene una representación de medias móviles de orden q si es susceptible de ser modelizada a través de la ecuación:

$$Y_t = \mu + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots$$

Ecuación 3: Medias Móviles

Donde μ es constante y a_t es el término de error aleatorio Y en el periodo t es igual a una constante más un promedio móvil de los términos de error presente y pasado. Así, en este caso decimos que Y sigue un proceso de promedios móviles de primer orden, o MA(1).

Pero si Y_t tiene la siguiente expresión decimos que es un MA(q)

$$Y_t = \mu + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

Ecuación 4: Medias Móviles de orden q

Donde Y_t es una variable aleatoria con un proceso estocástico en los momentos de tiempo t .

2.3. Proceso autorregresivo y de promedios móviles (ARMA)

Es factible que Y presente características de tipo AR y MA al mismo tiempo lo cual genera un proceso de tipo ARMA si Y_t sigue un ARMA (1,1) se escribe como:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \theta_1 a_{t-1}$$

Ecuación 5: ARMA

Donde c es la constante y hay un término autorregresivo y otro de media móvil.

2.4. Proceso autorregresivo integrado de promedios móviles (ARIMA)

También encontramos los modelos ARIMA permite describir un valor como una función lineal de datos pasados y posibles errores donde se puede incluir componentes estacionales o cíclicos para esto se requiere mínimo de 50 observaciones.

El modelo general ARIMA (p,d,q) denominado un proceso autorregresivo integrado de medias móviles con orden p,d, q tome una expresión

$$(1 - \phi_1 - \phi_2\beta^2 = (1 - \beta)^d \quad x_t = 1 - v_1b - \dots - vqb)at$$

Ecuación 6: ARIMA

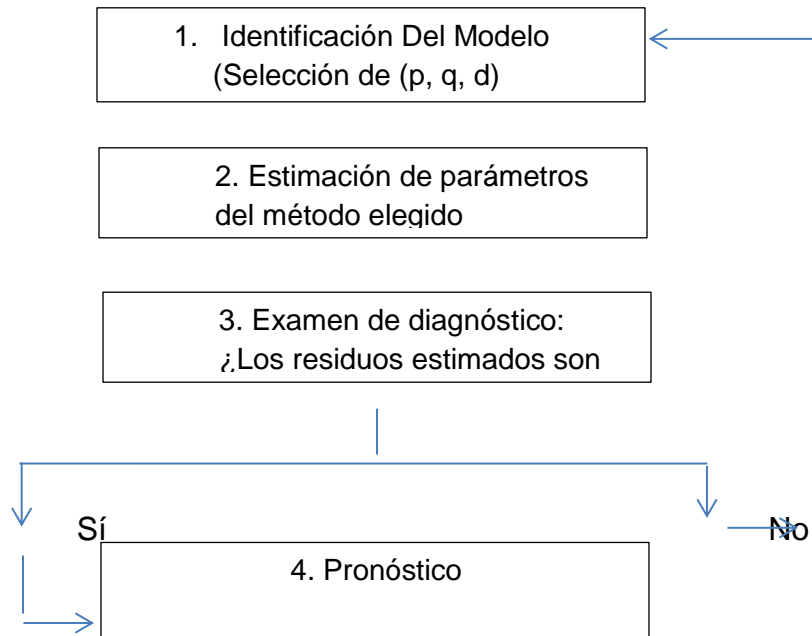
Este permite describir una serie de observaciones después de que hayan sido diferenciada con el fin de extraer la no estacionariedad.

Para (Chávez Quisbert, 1997) Para ajustar una serie no estacionaria es necesario eliminar la fuerte variación no estacionaria. Si la serie de tiempo observada no es estacionaria en la media, lo cual implica que la serie presenta en su comportamiento una tendencia de tipo polinomial no determinista (no estacionariedad homogénea), entonces podemos tomar las diferencias de las series de tal forma de obtener una serie estacionaria.

2.5. Metodología de Box-Jenkins

Esta técnica de pronóstico se basa en el análisis de las propiedades estadísticas o estocásticas de las series de tiempo económicas en sí mismas, pues una variable Y_t puede ser expresada como una función de sus valores pasados, razón por la que algunas veces se les denomina modelos teóricos, donde no existe relación causal alguna a diferencia de los modelos clásicos de regresión.

Para ello existe la siguiente estructura:



2.5.1. Identificación

Esta fase consiste en detectar e tipo de proceso estocástico que ha generado los datos para ello se tomas como herramientas la función de autocorrelación (FAC) y la función de autocorrelación parcial (FACP) y los correlogramas resultantes.

A continuación, se presentan los patrones teóricos de la FAC y FAP según el tipo de modelo, los cuales son útiles en la identificación de p y q del modelo ARIMA:

Tipo de modelo	Patrón típico de FAC	Patrón típico de FACP
AR(p)	Disminuye exponencialmente o con un patrón de onda senoide achatada o ambos.	Picos significativos en los rezagos q
MA(q)	Picos significativos en los rezagos q	Decrece exponencialmente
ARMA(p, q)	Decrece exponencialmente	Decrece exponencialmente

Tabla 1. (Gujarati, 2009) pág. 781

Cabe anotar, que, en el procedimiento de identificación de p y q, se consideran aquellos rezagos estadísticamente significativos, por lo cual no es necesario incluir rezagos intermedios hasta p o q si éstos no son significativos.

2.5.2. Estimación

En esta fase se estiman los coeficientes de los términos autor regresivos y de media móvil incluidos en el modelo, cuyo número de rezagos p y q ya han sido identificados.

2.5.3. Diagnostico

En esta fase busca valorar si el modelo estimado se ajusta a los datos en forma razonablemente buena, ya que es posible que exista otro modelo ARMA que también lo haga. 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.

- Análisis de los coeficientes: se desea que el modelo estimado cumpla con las condiciones de estacionariedad e invertibilidad y que tenga significancia en los rezagos escogidos
- R2 Ajustado Debido a que en la fase de identificación se postula más de un modelo tentativo, en el diagnóstico o validación es importante identificar cuál de los modelos presenta un mejor ajuste
- Al efectuar el diagnóstico se desea que tanto el AIC y el BIC den lo menor posible al comparar modelos con diversas combinaciones de p y q .
- Correlograma de los residuos y el estadístico Ljung – Box.

2.5.4. Pronostico

Indicar el periodo de predicción.

2.6. Modelo sarima

La mayoría de las variables económicas y las referentes a la cantidad de turistas, suelen tener comportamientos estacionales. Las mismas pueden ser modelizadas a través de series de tiempo univariadas denominadas SARIMA (modelo estacional autorregresivo integrado con medias móviles). Para modelizar este tipo de comportamientos, se llevan a cabo, tal como sugieren (Box y Jenkins, 1970), tres etapas: identificación, estimación y validación del modelo. Los modelos de serie SARIMA se denotaran como: ARIMA (p, d, q)(P, D, Q)s

2.7. Vectores autorregresivos (VAR)

En las series de tiempo también son conocidos los modelos que tienen más de una variable como el VAR. Utilizamos este modelo del tipo vector autorregresivo (VAR) cuando deseamos determinar las interacciones simultáneas entre un grupo de variables. Un VAR es un modelo de ecuaciones simultáneas desarrollado por un método de ecuaciones de forma reducida sin delimitar. Que sean ecuaciones de forma reducida quiere decir que los valores contemporáneos de las variables del modelo no aparecen como variables explicativas en ninguna de las ecuaciones. Por el contrario, el conjunto de variables explicativas de cada ecuación está constituido por un bloque de retardos de cada una de las variables del modelo.

Para (Alfonso Navales 2014) El modelo VAR es muy útil cuando existe evidencia de simultaneidad entre un grupo de variables, y que sus relaciones se transmiten a lo largo de un determinado número de períodos.

2.8. Cointegración

Cuando dos o más series presentan una relación a largo plazo, es decir, se mueven conjuntamente a través del tiempo y sus diferencias son estacionarias, se dice que las series están cointegradas (Gujarati, 2009). Desde el punto de vista econométrico, dos series de tiempo X_t y Y_t integradas de orden 1, $I(1)$, están cointegradas si existe una combinación lineal entre las dos series (Ramírez, 2007), tal que

$$Z_t = \alpha X_t + \beta Y_t \sim I(0)$$

Ecuación 7: Cointegración

2.9. Prueba de Engle-Granger

Para determinar si dos series tienen relación a largo plazo, éstas deben cumplir con las condiciones previamente expuestas, como ser $I(1)$ y que los errores de la relación a largo plazo sean $I(0)$. Así, Robert Engle y Clive Granger propusieron una metodología que consta de dos etapas y es utilizada para probar la cointegración entre dos series de tiempo: 20

Etapa 1. Determinar el orden de integración de cada una de las series. En este caso tales series deben tener el mismo orden de integración, específicamente deben ser $I(1)$ (Córdova, 2014). Para tal fin se utiliza la prueba de Dickey-Füller aumentada que determina la existencia de raíz unitaria.

Etapa 2. Estimar una regresión lineal por mínimos cuadrados ordinarios entre las dos variables y verificar que sus residuales sean $I(0)$ por medio de la prueba de Dickey-Füller aumentada, con lo cual se garantiza que existe una relación de equilibrio a largo plazo y por tanto, existe cointegración (Gujarati, 2009). Así, se tiene:

$$\begin{aligned} Y_t &= \delta_0 + \delta_1 X_t + u_t \\ \hat{u}_t &= Y_t - \delta_0 - \delta_1 X_t \end{aligned}$$

Ecuación 8: Prueba de Engle-Granger

3. MARCO METODOLOGICO

3.1. Datos desempleo

SERIE DESEMPLEO 2001-1 A 2017-12

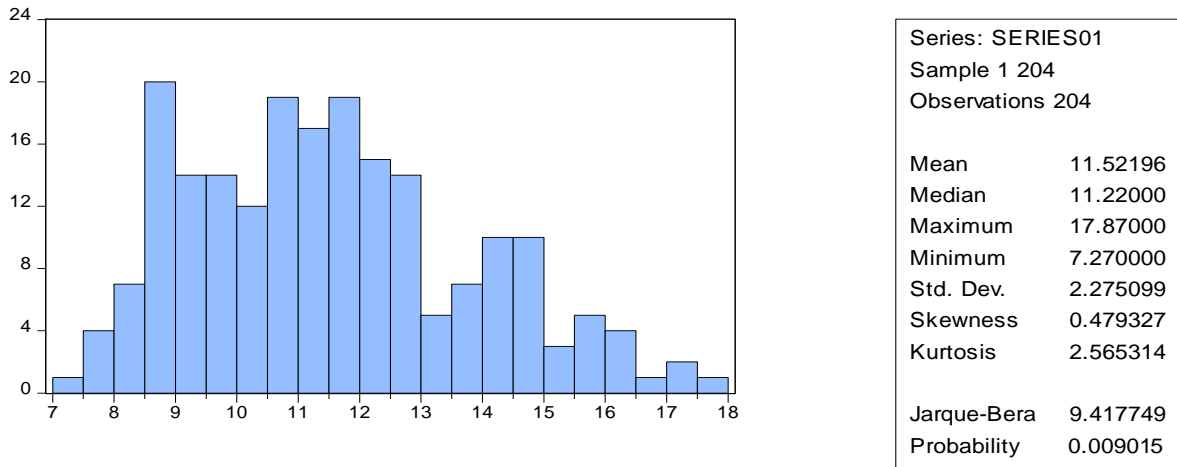


Figura 1: Histograma tasa de desempleo 2001-1 a 2017-12

3.2. Serie Original

La serie corresponde a la tasa de desempleo mensual para Colombia comprendida entre enero del 2001 a diciembre del 2017, se observa una desviación estándar de 2.27, una media de 11.52 y la kurtosis en 2.56 el valor máximo 17.87 y un mínimo de 7.27.

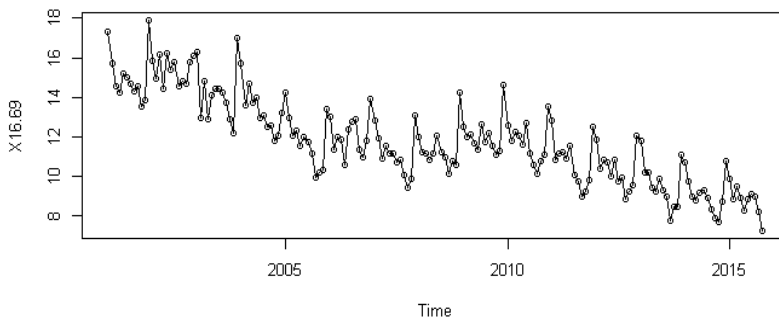


Figura 2: Serie original desempleo

De la serie original se concluye que presenta tendencia y ciclos por lo que es necesario diferenciar la serie para lograr un proceso estacionario.

3.3. Serie primera diferencia

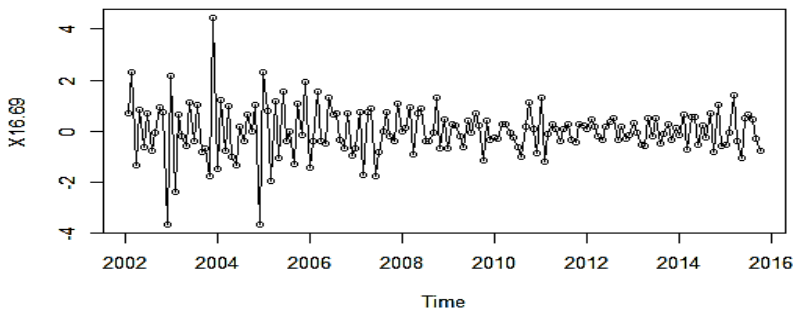


Figura 3: Serie primera diferencia desempleo

Se procede a diferenciar la serie donde se evidencia un proceso estacionario constante en media, varianza y covarianza es decir permanecen constantes en el tiempo carece de tendencia; es homocedástico y no presenta ciclos estacionales.

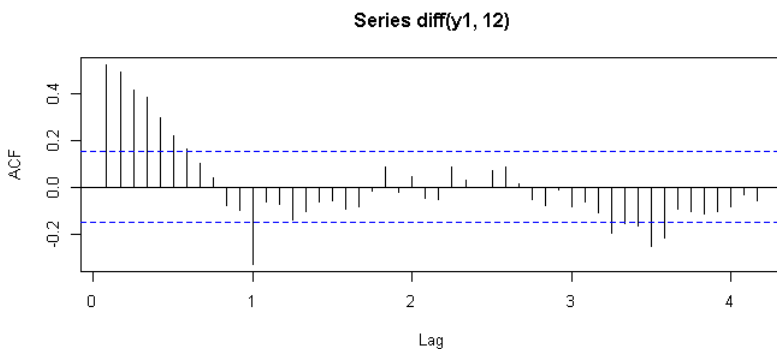


Figura 4: Acf serie diferenciada

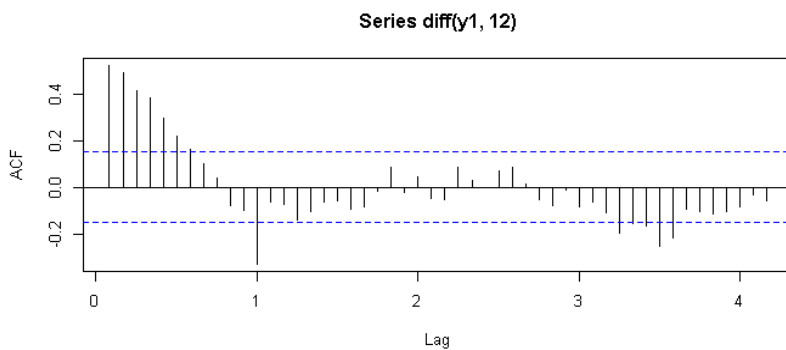


Figura 5: Pacf: serie diferenciada

Se evidencia que en la primera diferencia de la serie persisten los ciclos por lo que es necesario proceder con una segunda diferencia.

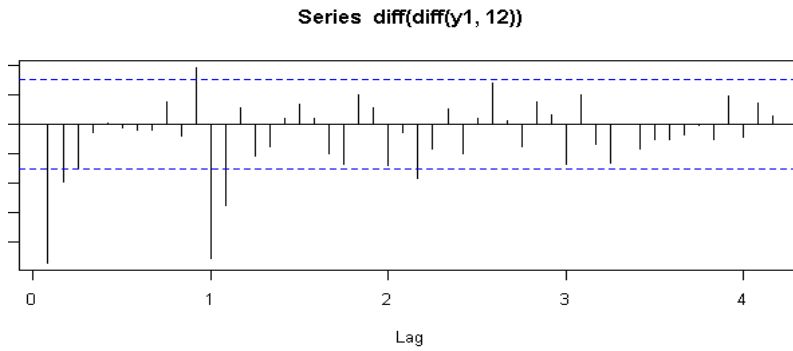


Figura 6: Segunda Diferencia del PACF

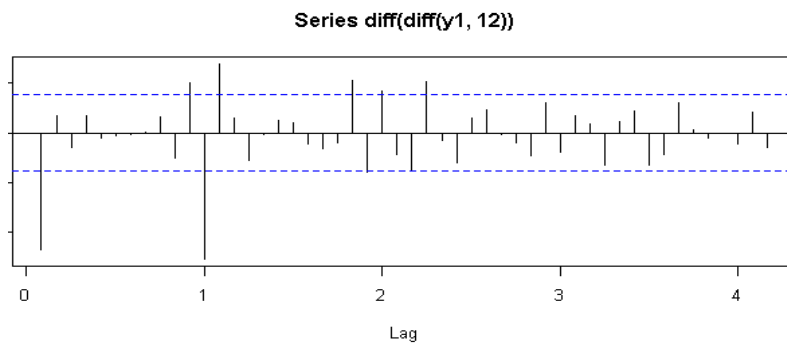


Figura 7: Segunda Diferencia del ACF

3.4. Test de ADF Modelo 1

Augmented Dickey-Fuller Test

H0: la serie no es estacionaria

H1: la serie es estacionaria

Dickey-Fuller = -8.4433,

p-value = 0.01

Se realiza la prueba donde hay evidencia que la probabilidad es menor al 5% se rechaza el H0; en favor de H1 es decir la serie diferenciada es estacionaria no tiene raíz unitaria.

3.5. Estimación parámetros del modelo

Modelo	BIC	Box-Ljung test
Sarima (1,1,1)(2,1,2)	395.4	p-value = 0.01606
Sarima (1,1,1)(1,1,1)	389.3	p-value = 0.07168
Sarima(3,1,1)(1,1,1)	398.1	p-value = 0.2695
Sarima(3,1,0)(1,0,1)	429.6	p-value = 0.2761
Sarima(3,1,2)(2,0,1)	440.1	p-value = 0.6598
Sarima(3,1,3)(2,0,1)	440.1	p-value = 0.6598
Sarima(3,1,3)(2,1,1)	440.1	p-value = 0.6598
Sarima(4,1,3)(2,0,1)	448	p-value = 0.2442
Sarima(5,1,4)(2,0,1)	448.1	p-value = 0.4186
Sarima(6,1,5)(2,1,1)	440.9	p-value = 0.8854
Sarima(8,1,5)(2,1,2)	437.5	p-value = 0.7284

Tabla 2: Estimación Modelos desempleo

Se obtiene un modelo sarima debido al componente estacional autorregresivo que presenta la serie quedará expresado como un sarima (8,1,5)(2,1,2) el cual es el óptimo basado en el BIC más negativo con un valor de 437.4719 , donde se utilizó el comando fixed para depurar los parámetro que no era significativos al 2.

Parámetro	Estimación	s.e	Test-t
ar1	-0.4367	0.0968	-4.51136364
ar2	-0.1601	0.0267	-5.99625468
ar4	0.9259	0.0583	15.8765009
ar5	0.2989	0.0516	5.79263566
ar6	0.186	0.0436	4.26605505
ma1	-0.2485	0.0834	-2.97961631
ma3	-0.2357	0.0742	-3.17654987
ma4	-0.8661	0.0799	-10.8397997
ma5	0.3575	0.0862	4.14733179
sar1	-0.7984	0.0817	-9.77233782
Sma1	-0.1769	0.1098	-1.91111111

Tabla 3: Modelo Sarima (8,1,5)(2,1,2)

Para este modelo los coeficientes se encuentran estadísticamente significativos

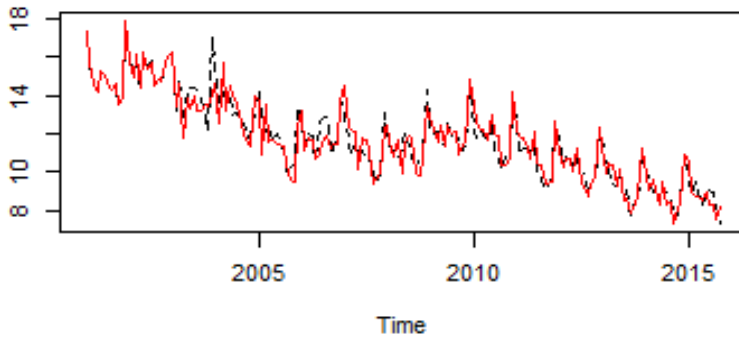


Figura 8: serie de valores ajustados

Se observa la serie de los valores ajustados por el modelo SARIMA para los años 2001-2017, donde se concluye que en general el ajuste es bueno intenta capturar los valores de la serie original.

Residuales

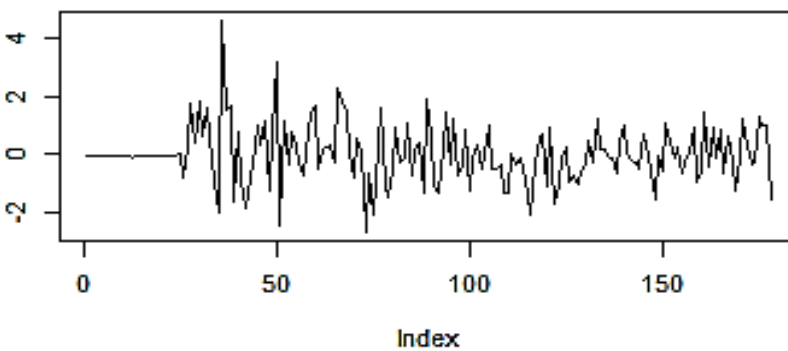
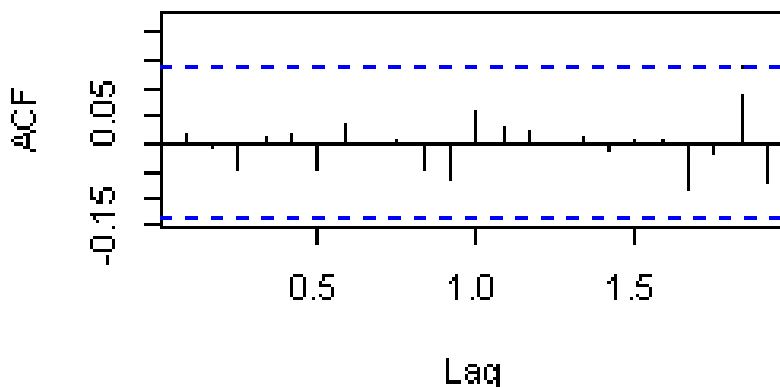


Figura 9: Residuales Sarima (8,1,5)(2,1,2)

La gráfica de la residual muestra que la media oscila alrededor de cero y una Varianza constante.

Series r



Series r

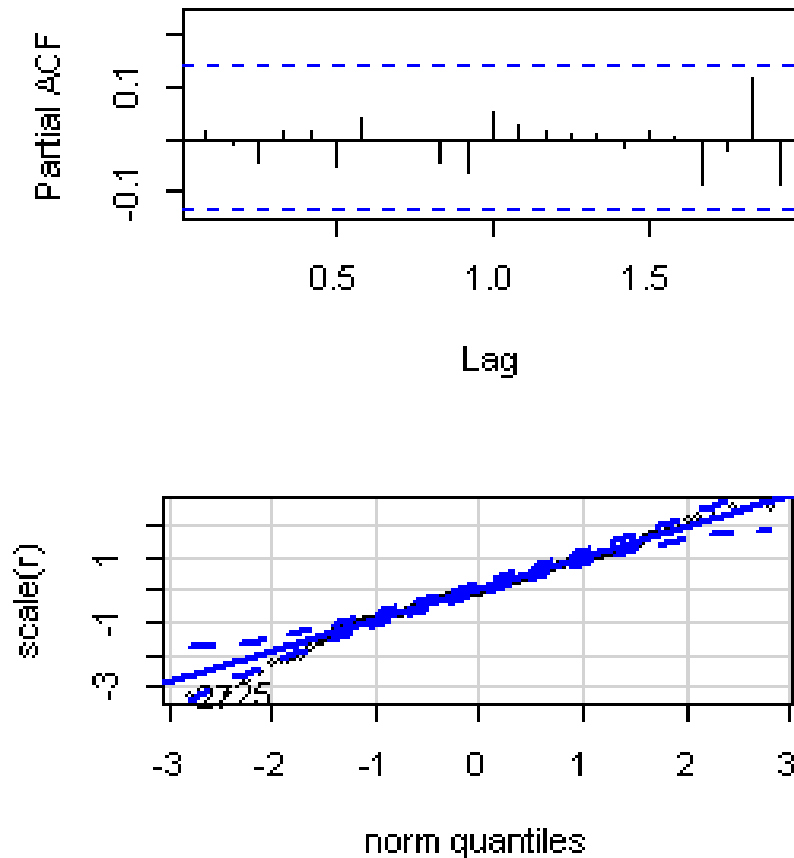


Figura 10: Correlogramas Residuales y qq plot

Se observa que los correlogramas tiene un buen comportamiento sin embargo tanto en el ACF Y PACF hay un punto que sale de las bandas de confianza, el qq plot en general muestra normalidad en los residuos se procede a realizar el test de normalidad.

3.6. PRUEBA LJUNG-BOX (LB)

Hipótesis de la Prueba

$H_0: \epsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$

$H_1: \epsilon_t$ no son ruido blanco.

Box-Ljung test

X-squared = 20.305, df = 25, p-value = 0.7306

La prueba de Ljung-Box para los residuales es satisfactoria el p-valor es mayor de 0.05 con 0.7306 % indicando que no hay auto correlación entre los componentes de los residuales.

3.7. Pronóstico

MES	PRONÓSTICO	LO 95	HI 95
ene-18	11.756976	10.666115	12.847837
feb-18	10.53155	9.394372	11.668728
mar-18	9.611276	8.371268	10.851285
abr-18	9.345618	8.054344	10.636892
may-18	9.221695	7.864259	10.579131
jun-18	9.011845	7.590192	10.433497
jul-18	9.692442	8.173114	11.21177
ago-18	8.981775	7.42663	10.536919
sept-18	8.812361	7.207411	10.417312
oct-18	8.062382	6.40263	9.722135
nov-18	8.034656	6.302599	9.766713
dic-18	8.398803	6.638851	10.158755

Tabla 4: Pronostico Sarima (8,1,5)(2,1,2)

Se obtuvieron estimaciones bastante coherentes con el desempleo de Colombia teniendo en cuenta el comportamiento en los últimos años y que la meta de desempleo planteada por el banco de la república para el año 2018 es mantener la cifra en un dígito.

3.7.1. Estimación modelo con logaritmos Modelo 2.

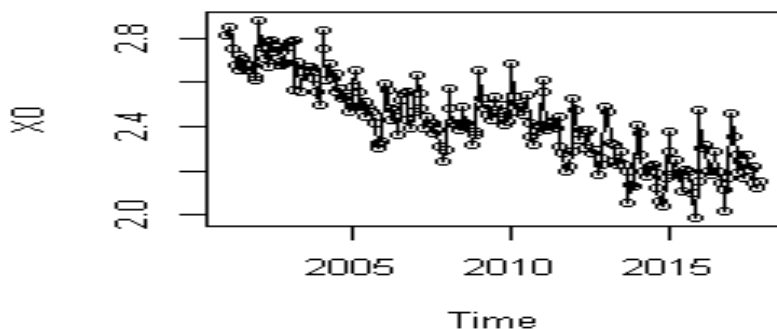


Figura 11: Serie desempleo en logaritmos

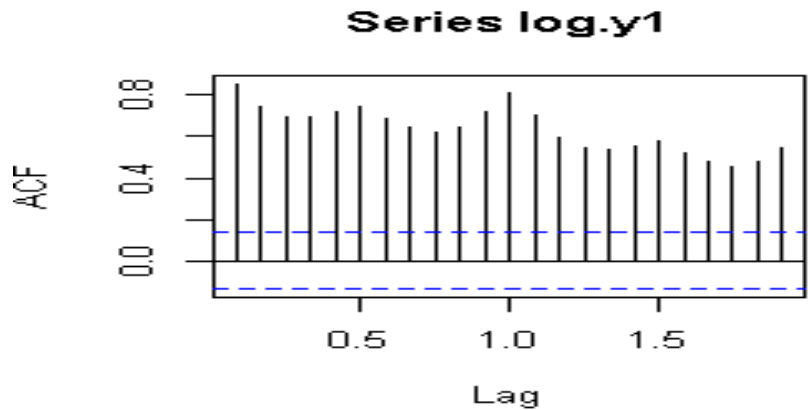


Figura 12: ACF Serie desempleo en logaritmos

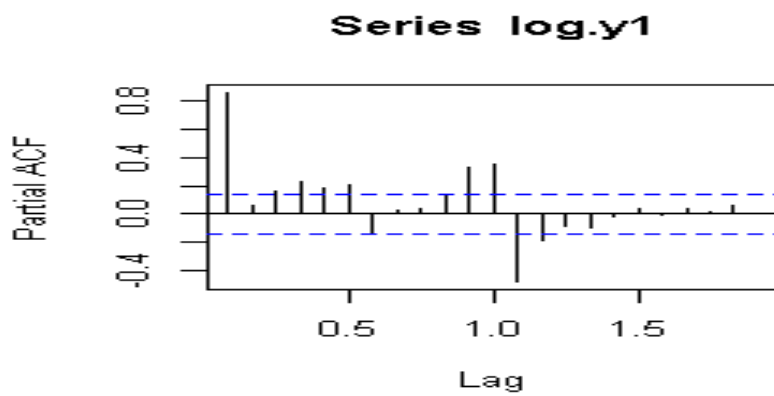
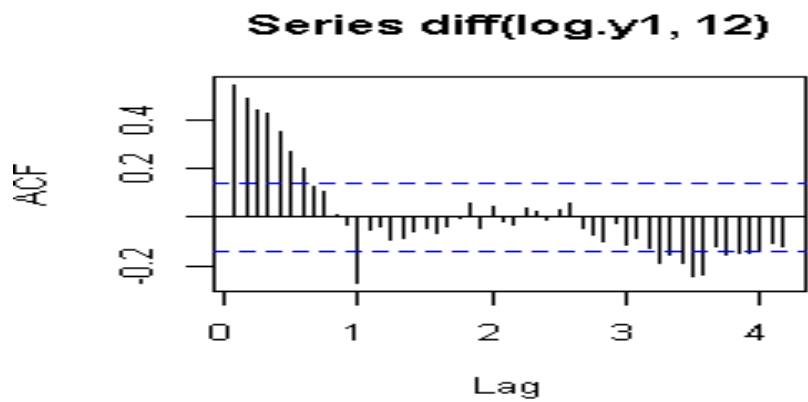


Figura13: PACF Serie desempleó en logaritmos

Se observa la serie en logaritmos con su respectivos correlogramas donde se evidencia ciclo y tendencia.



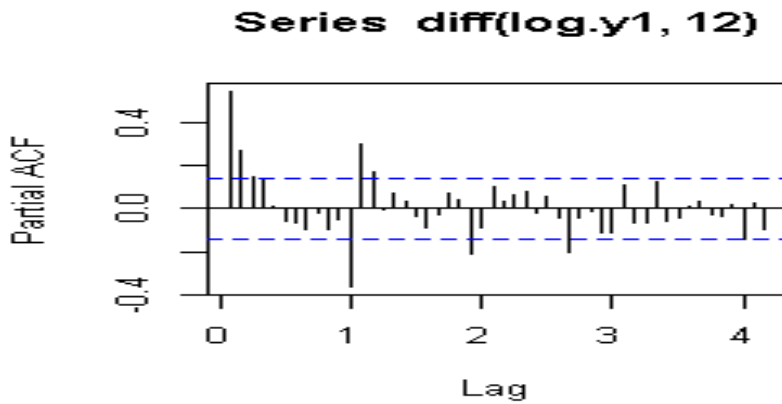


Figura 14: ACF Serie diferenciada desempleó en logaritmos
 Figura 15: PACF Serie diferenciada desempleó en logaritmos

Se evidencia una suavización en la serie, aunque persiste el ciclo.

3.7.2. Test de ADF Modelo 2.

H0: la serie no es estacionaria

H1: la serie es estacionaria

Dickey-Fuller = -8.1774

p-value = 0.01

El test de dikey fuller muestra que la probabilidad es menor a 0.05 por lo cual tengo pruebas suficientes para rechazar la hipótesis nula acepto la alterna por lo tanto no tiene raíz unitaria y la serie es estacionaria.

3.7.3. Estimación parámetros del modelo

Aplicando logaritmos al modelo se obtiene un sarima debido al componente estacional autorregresivo que presenta la serie quedara expresado como un sarima (1,0,1)(2,1,0)el cual es el óptimo basado en el BIC más negativo con un valor de 405.94

Parametro	Coefficients	s.e.	Test-t
ar1	0.9743	0.0161	60.51553
ma1	-0.6217	0.0546	-11.3864
sar1	-0.7092	0.074	-9.58378
sar2	-0.2259	0.0819	2.758242

Tabla 5: Modelo con log sarima (1,0,1)(2,1,0)

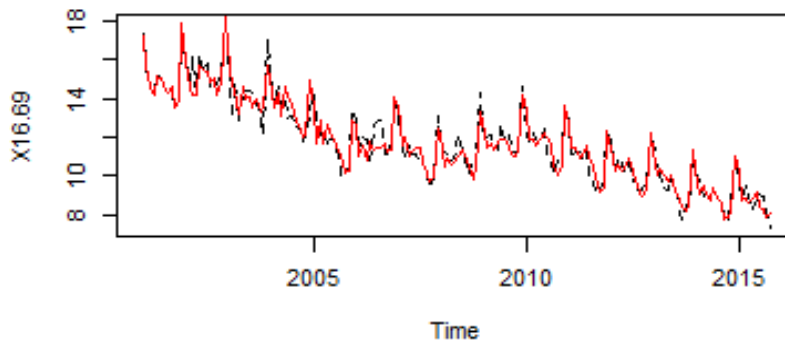


Figura 16: serie de valores ajustados desempleo en logaritmos.

La grafica de la estimación nos muestra que la banda roja está por encima de la original por lo tanto el proceso generador de datos es significativo.

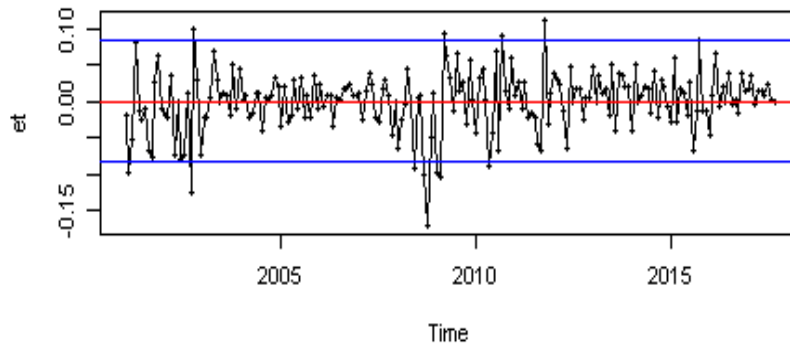


Figura 18: Residuales modelo desempleo con logaritmo

Series r

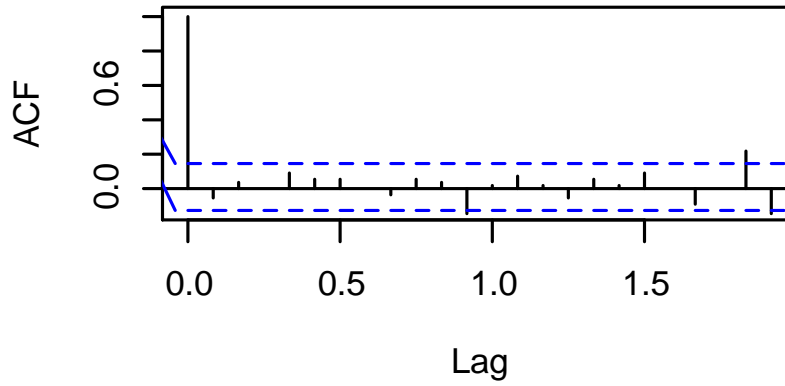


Figura19: ACF Residuales modelo desempleo con logaritmo

Series r

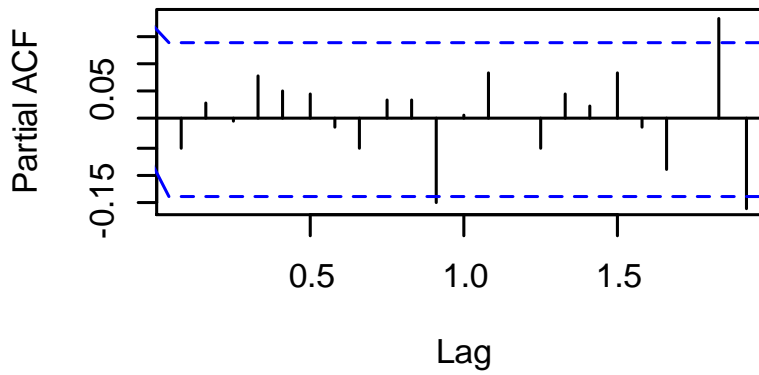


Figura 20: PACF Residuales modelo desempleo con logaritmo

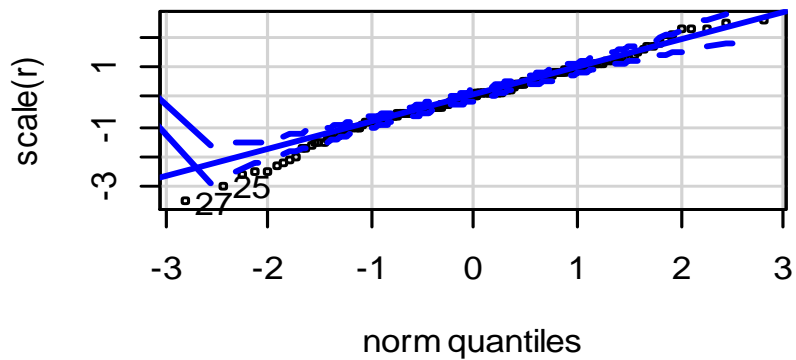


Figura 21: QQ Plot Residuales modelo desempleo con logaritmo.

Se observa que los correlogramas tiene un buen comportamiento, la mayoría de los rezagos se encuentran dentro de las bandas de confianza en el ACF Y PACF y el qq plot en general muestra normalidad en los residuos, se procede entonces a realizar el test de normalidad.

3.7.4. Prueba Ljung-Box (LB) Modelo 2.

Hipótesis de la Prueba

H0: $\epsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$

H1: ϵ_t no son ruido blanco.

Box-Ljung test

X-squared = 51.919, df = 35, p-value = 0.53269

Con p-value > 0.5 no rechazamos la Ho, los residuales tienen un comportamiento Ruido blanco.

La prueba de Ljung-Box para los residuales es satisfactoria el p-valor es mayor de 0.05 con 053269 % indicando que no hay auto correlación entre los componentes de los residuales.

3.7.5. Pronóstico Modelo 2.

MES	PRONOSTICO	LO 95	HI 95
ene-18	11.678498	10.588554	12.768441
feb-18	10.816662	9.715674	11.91765
mar-18	8.399848	8.522129	10.677566
abr-18	9.991381	8.455314	10.727448
may-18	9.370589	8.193905	10.547273
jun-18	9.252896	8.032232	10.47356
jul-18	9.728304	8.42827	11.028339
ago-18	9.198336	7.88038	10.516293
sept-18	9.018472	7.666211	10.370732
oct-18	8.310056	6.954613	9.665499
nov-18	8.231331	6.844215	9.618448
dic-18	8.792816	7.34235	10.243282

Tabla 6: pronóstico Modelo con log sarima (1,0,1)(2,1,0)

A pesar del frágil crecimiento en la economía colombiana en los últimos años el pronóstico muestra que la tasa de desempleo en Colombia se podrá mantener en un digito exceptuando los dos primeros meses del año.

3.8. SERIE INFLACIÓN

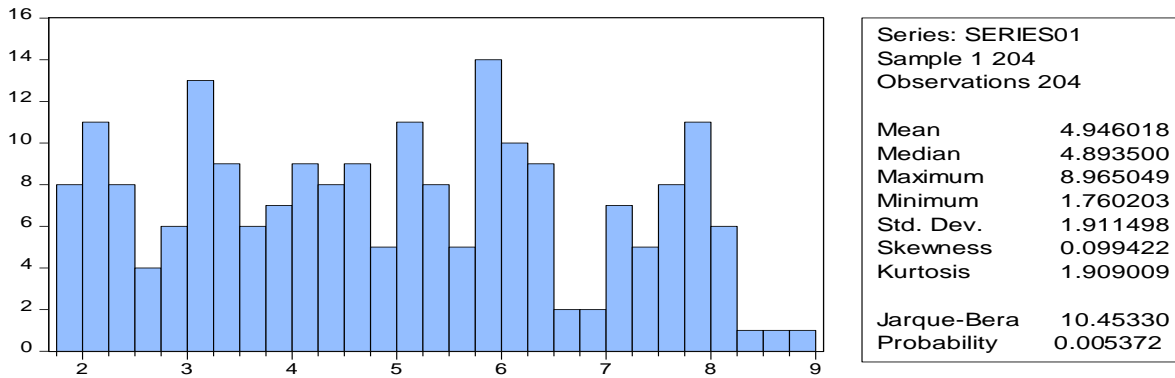


Figura 21: Histograma serie inflación

La serie corresponde a la inflación mensual para Colombia comprendida entre enero del 2001 a diciembre del 2017, se observa una desviación estándar de 1.91, una media de 4.94 y la kurtosis en 1.90 el valor máximo 8.96 y un mínimo de 1.76.

3.8.1. Serie Original.

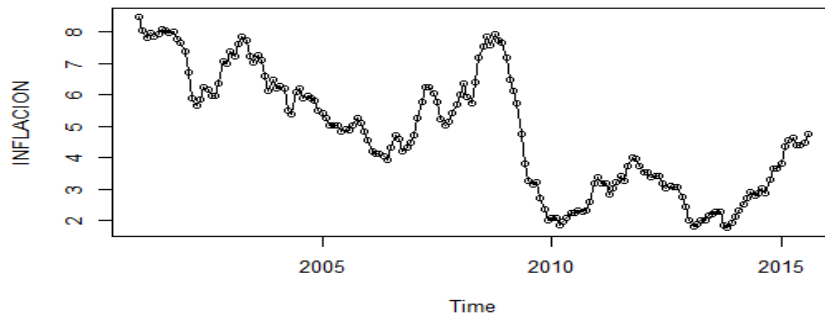


Figura 22: Serie Original Inflación.

La grafica original de la serie muestra un proceso que no es constante en el tiempo, su media y varianza cambian por lo que se hace necesario sacar una primera diferencia para lograr un proceso estacionario.

3.8.2. Serie Diferenciada.

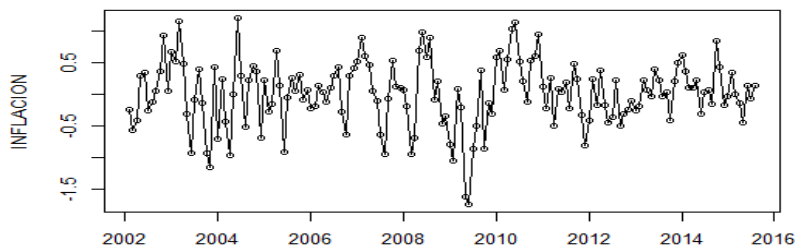


Figura 23: Serie inflación diferenciada.

Se realiza la primera diferencia donde se evidencia un mejor comportamiento de la serie, observando un proceso estacionario.

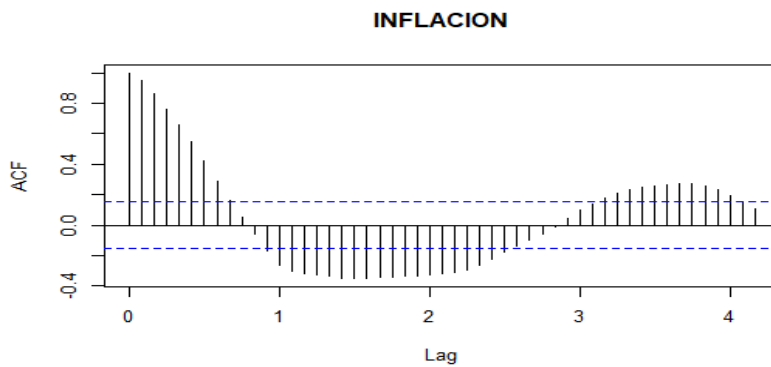


Figura 24: ACF Serie inflación diferenciada.

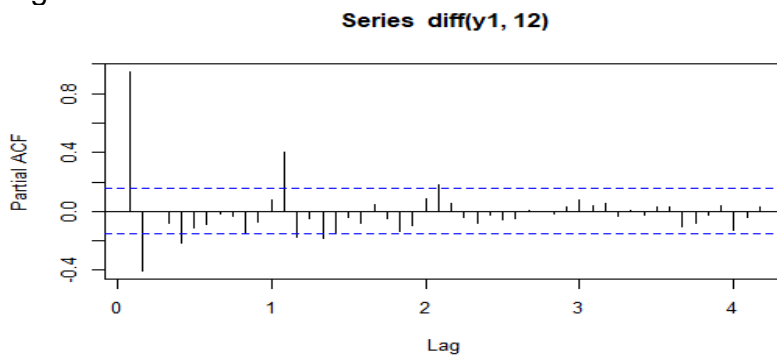


Figura 25: PACF Serie inflación diferenciada.

La grafica del ACF muestra una caída suave en la ACF.

3.8.3. Test de ADF Serie Inflación

H0: la serie no es estacionaria

H1: la serie es estacionaria

Dickey-Fuller = -4.3067

P-value = 0.01

Con una probabilidad menor a 0.05 se tiene pruebas suficientes para rechazar la hipótesis nula y aceptar la alterna, por lo tanto, no tiene raíz unitaria y la serie es estacionaria estacionaria no tiene raíz unitaria.

3.8.4. Estimación parámetros del modelo

Se realiza la estimación del modelo bajo el criterio BIC seleccionando el más negativo, la serie mejor ajustada es un modelo sarima (3, 1,1) (1, 1,1) con un BIC de 111.8169.

Parámetro	Coefficients:	s.e.	Test-t
ar1	1.1487	0.3328	3.4516226
ar2	-0.4077	0.1941	-2.1004637
ar3	0.1926	0.0759	2.5375494
ma1	-0.6061	0.3278	-1.8489933
sar1	-0.424	0.0662	-6.4048338
sma1	-1.000	0.0645	15.5038760

Tabla 7: Modelo inflación sarima (3, 1,1) (1, 1,1)

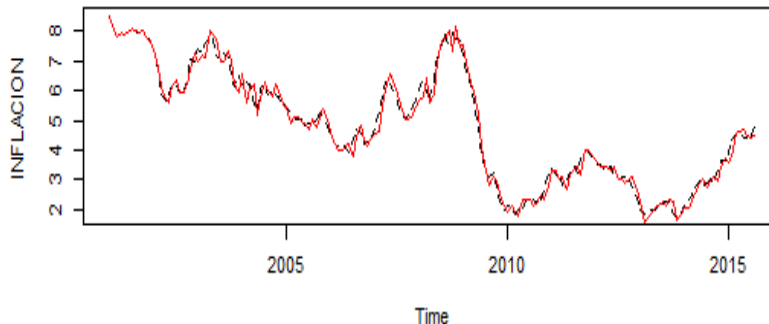


Figura 26: Serie inflación modelo ajustado modelo sarima (1, 1,0) (2, 0,2). El modelo que está representado por el color rojo muestra que el ajuste realizado es bueno, además captura la mayoría de los puntos de la serie original.

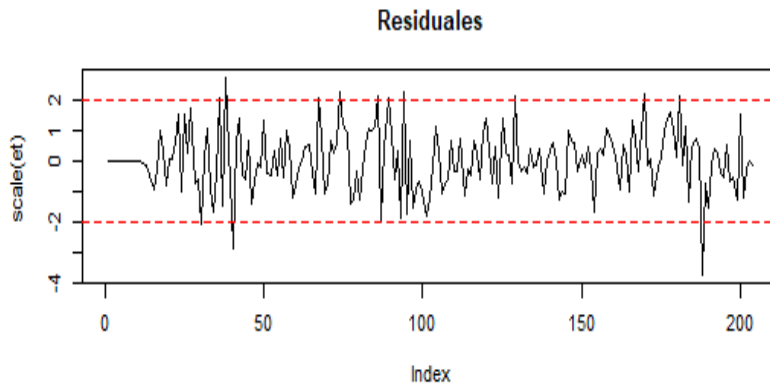


Figura 27: Residuales serie inflación modelo sarima (3, 1,1) (1, 1,1)
 La gráfica de la residual muestra que la media oscila alrededor de cero y una Varianza constante, la mayoría de los rezagos se encuentra dentro de la banda de confianza.

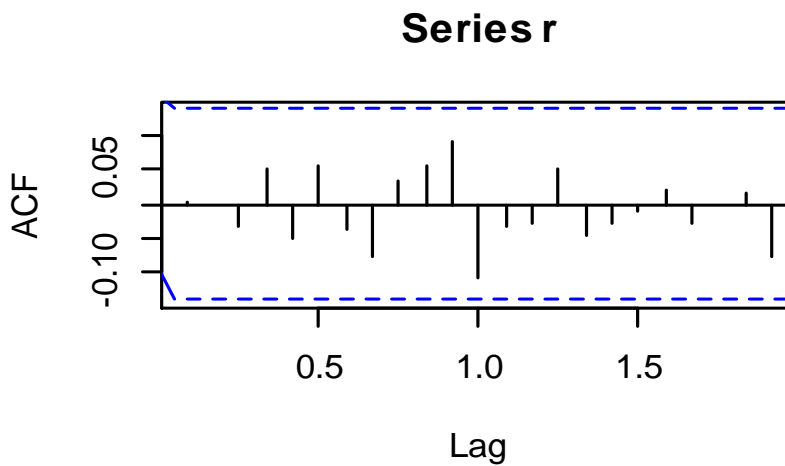


Figura 28: ACF Residuales modelo sarima (3, 1,1) (1, 1,1)

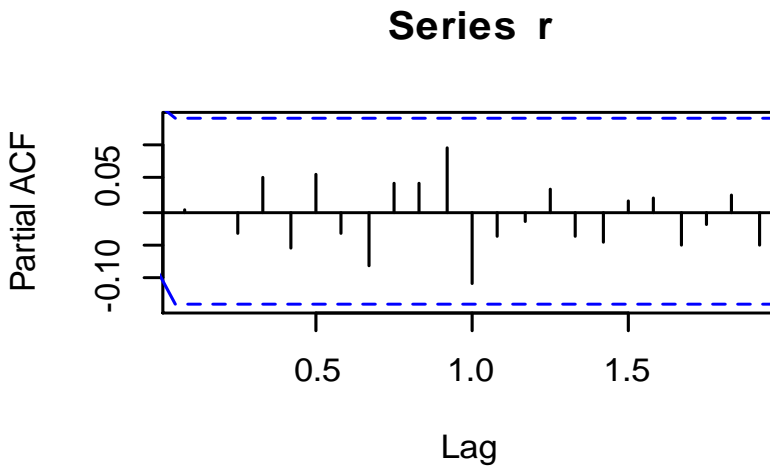


Figura 29: PACF Residuales modelo sarima (3, 1,1) (1, 1,1)

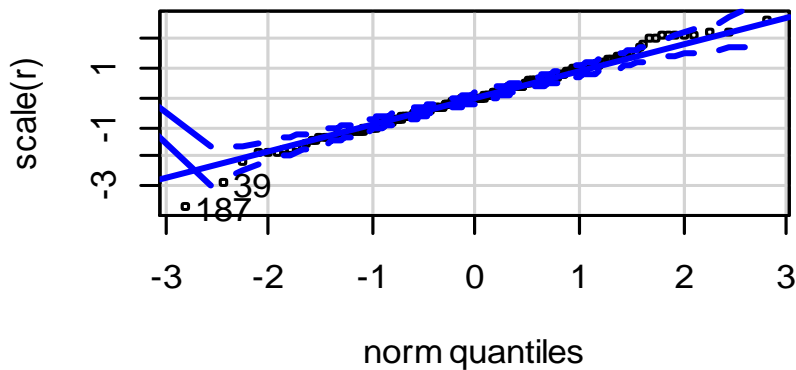


Figura 30:QQ Plot Residuales modelo sarima (3, 1,1) (1, 1,1)

Las gráficas de ACF Y PACF representan la normalidad de los residuales del modelo todos se encuentran dentro de las bandas de confianza, el qq plot no indica ningún problema de normalidad.

3.8.5. Prueba Ljung-Box (LB) Modelo 1 Inflación.

Hipótesis de la Prueba

$H_0: \epsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$

$H_1: \epsilon_t$ no son ruido blanco.

X-squared = 18.584, df = 25, p-value = 0.8166

Con un p-value mayor 0.05 tengo pruebas suficientes para no rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, la serie tiene un comportamiento de ruido blanco.

La prueba de Ljung-Box para los residuales es satisfactoria el p-valor es mayor de 0.05 con 81.66% indicando que no hay auto correlación entre los componentes de los residuales.

3.8.6. Pronóstico Inflación para el año 2018 modelo 1.

MES	PRONÓSTICO	LO 95	HI 95
ene-18	4.123155	3.5927047	4.653604
feb-18	4.097918	3.1230195	5.072817
mar-18	4.159567	2.8115688	5.507566
abr-18	4.071121	2.3899769	5.752264
may-18	4.141151	2.1457491	6.136553
jun-18	4.292078	1.9947365	6.589419
jul-18	4.527762	1.9399933	7.11553
ago-18	4.272656	1.405926	7.139387
sept-18	4.172628	1.0380306	7.307226
oct-18	4.106763	0.7148361	7.498689
nov-18	4.051744	0.412438	7.691049
dic-18	4.050580	0.173266	7.927893

Tabla 8: Pronóstico Modelo inflación sarima (3, 1,1) (1, 1,1)

El pronóstico de la inflación para el año 2018 se encuentra dentro de lo indica el banco de la republica el cual informa que la meta planteada se encuentra entre 2 a 4 %

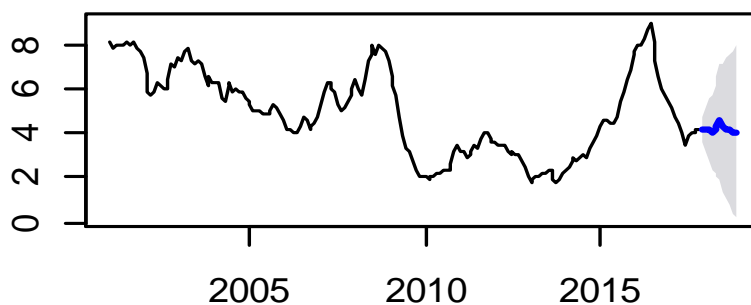


Figura 31: Pronóstico modelo sarima (1, 1,0) (2, 0,2).

3.9. SERIE INFLACIÓN CON LOGARITMOS

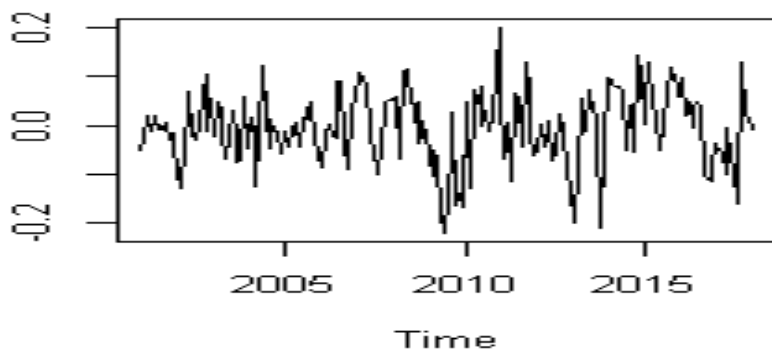


Figura 32: Serie inflación con logaritmos.
La grafica de la primera diferencia con logaritmos muestra una serie estacionaria.

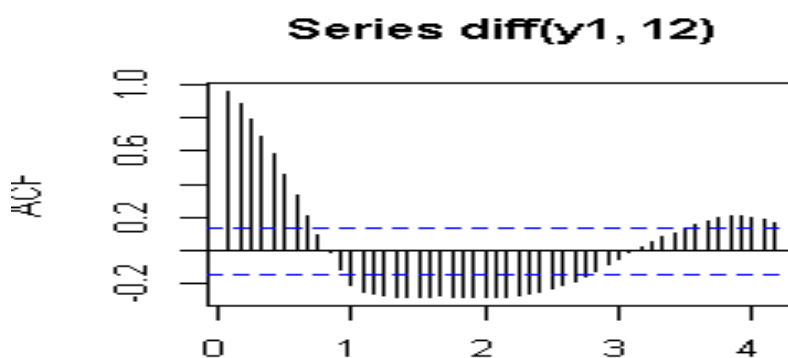


Figura 34: ACF diferenciada inflación con logaritmos.

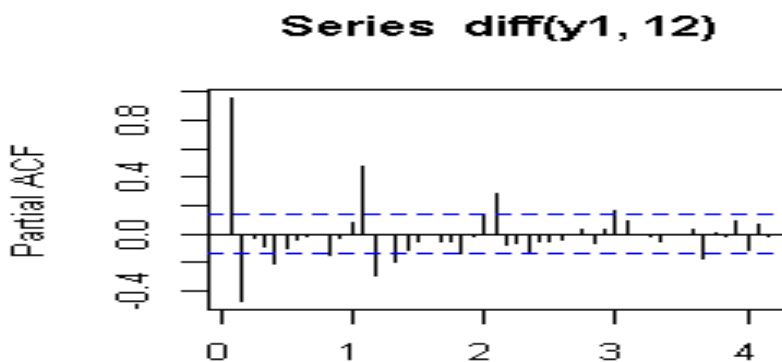


Figura 35: PACF diferenciada inflación con logaritmos.

3.9.1. Test de ADF Modelo 2 Inflación.

H0: la serie no es estacionaria

H1: la serie es estacionaria

Dickey-Fuller = -4.3243,

p-value = 0.01

Con una probabilidad menor a 0.05 se tiene pruebas suficientes para rechazar la hipótesis nula y aceptar la alterna, por lo tanto, no tiene raíz unitaria y la serie es estacionaria estacionaria no tiene raíz unitaria.

3.9.2. Estimación parámetros del modelo

Se realiza la estimación del modelo bajo el criterio BIC seleccionando el más negativo, la serie mejor ajustada es un modelo sarima (1, 1,0) (0, 0,1) con un BIC de -577.14.

Parámetro	Coefficients:	s.e.	Test-t
ar1	0.513	0.061	8.410
sma1	-0.6225	0.0671	-9.277

Tabla 9: Modelo con log sarima (1, 1,0) (0, 0,1)

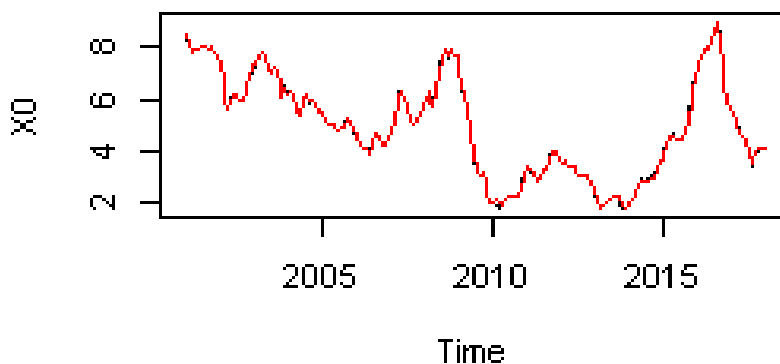


Figura 36: serie de valores ajustados diferenciada inflación con logaritmos. La grafica del color rojo muestra un ajuste adecuado de la serie en logaritmos.

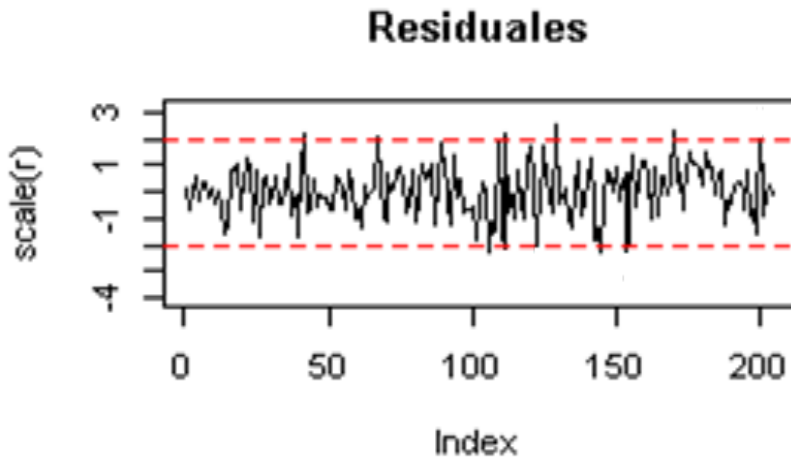


Figura 37: Residuales modelo sarima (1, 1,0) (0, 0,1)

Se evidencia que los residuales oscilan en una misma media y su varianza es constante.

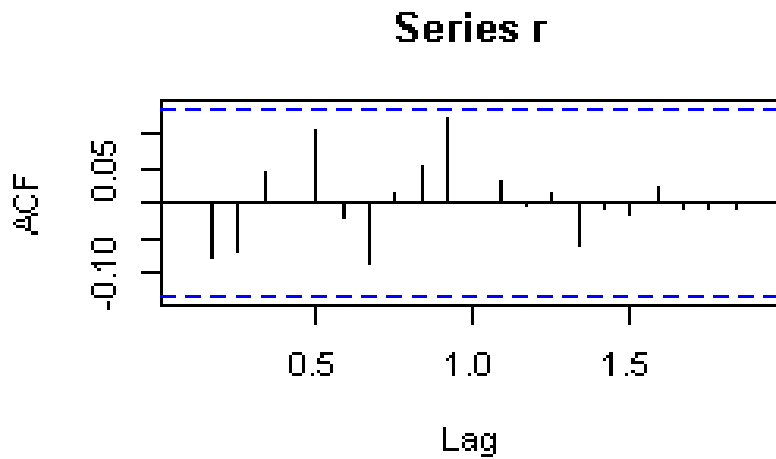


Figura 38: ACF Residuales modelo sarima (1, 1,0) (0, 0,1)

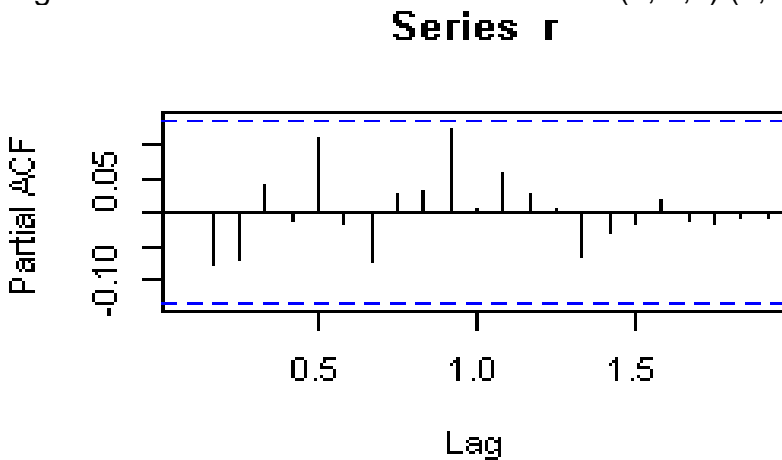


Figura 39: PACF Residuales modelo sarima (1, 1,0) (0, 0,1)

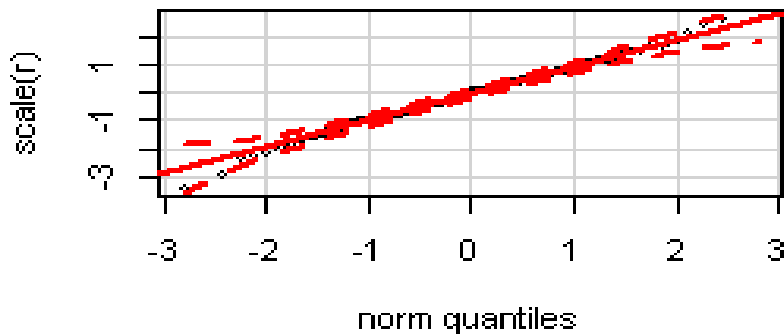


Figura 40:QQ Plot Residuales modelo sarima (1, 1,0) (0, 0,1)

Las gráficas de ACF Y PACF representan la normalidad de los residuales del modelo el qq plot no indica ningún problema de normalidad.

3.9.3. Prueba Ljung-Box (LB) Modelo 2.

Hipótesis de la Prueba

$H_0: \epsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$

$H_1: \epsilon_t$ no son ruido blanco.

X-squared = 30.862, df = 35, p-value = 0.6682

Con p value < a 0.05 tengo evidencia estadísticamente significativa para rechazar H_1 los residuales de lo modelo tienen un comportamiento ruido blanco.

La prueba de Ljung-Box para los residuales es satisfactoria el p-valor es mayor de 0.05 con 0.6682% indicando que no hay auto correlación entre los componentes de los residuales.

3.9.4. Pronóstico Inflación para el año 2018

MES	PRONÓSTICO	LO	
		95	HI 95
ene-18	3.80296	3.4306565	4.375262
feb-18	3.75651	2.9696808	4.743337
mar-18	3.964008	2.6500701	5.197945
abr-18	3.911836	2.2753545	5.528319
may-18	3.996778	2.0509065	5.94262
jun-18	4.07546	1.839373	6.311537
jul-18	4.256399	1.7448566	6.747941
ago-18	4.331748	1.4855462	6.97795
sept-18	4.380785	1.4183809	7.36519
oct-18	4.596674	1.3107868	7.682562
nov-18	4.589884	1.1140188	7.885748
dic-18	4.573042	0.9279195	8.078164

Tabla 10: Pronóstico Modelo con log sarima (1, 1,0) (0, 0,1)

El pronóstico de la serie suavizada con logaritmos muestra una disminución de la inflación dentro de los primeros meses del año y de igual manera se mantiene en la meta establecida por el banco de la república.

3.1. Cointegración Inflación – Desempleo

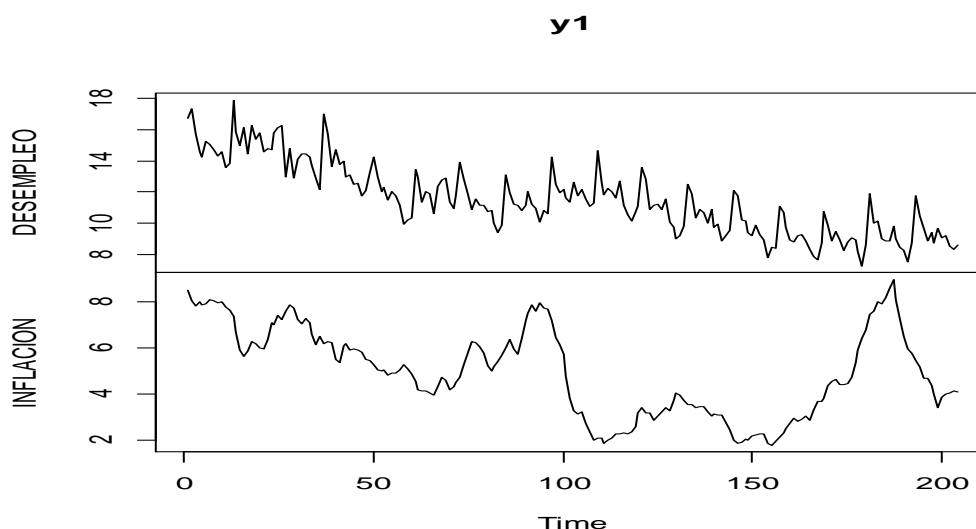


Figura 41; series desempleo e inflación.
Luego sacamos la primera diferencia

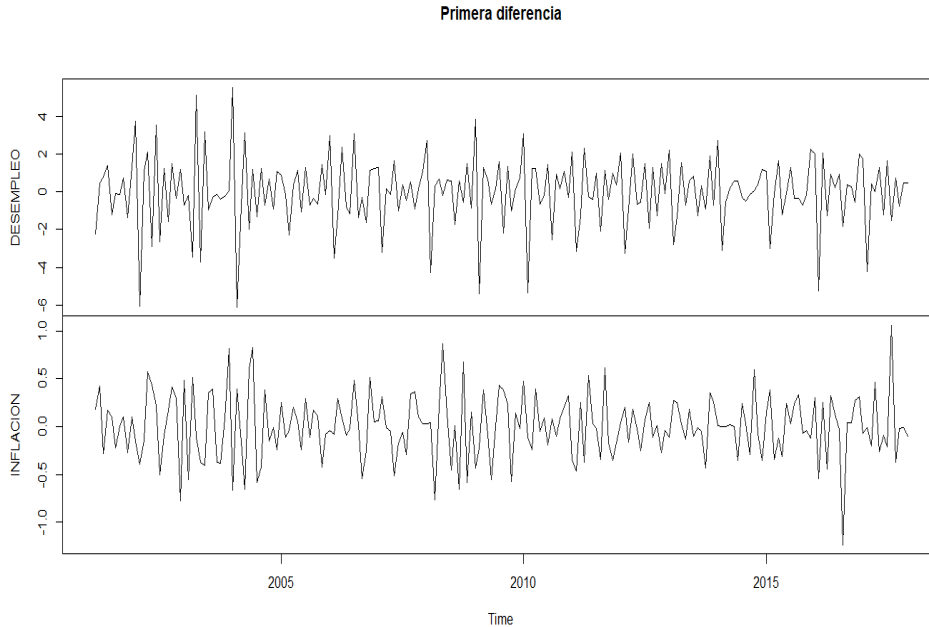


Figura 42: serie diferenciada empleo e inflación.

Como se observa en las dos graficas de primera y segunda diferencias, podemos evidenciar series estacionarias aspecto importante a tener en cuenta para realizar el análisis de cointegración.

Para seguir con la metodología de Engle-Granger, en primer lugar, se estima la función Desempleo para poder revisar que tanto influye la inflación en la variable.

Construimos la función Desempleo para probar cointegración tipo Engle y Granger.

Coefficients:

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	8.98590	0.40067	22.427 < 2e-16 ***
INFLACION	0.51273	0.07558	6.784 1.27e-10 ***

Tabla11: Modelo Desempleo ~ Inflación

R2 =18.15%

Los resultados muestran que la constante y la variable inflación son altamente significativos, Al obtener el modelo se procede a analizar los residuos ε_t para ver si cumple la condición de estacionaridad para probar cointegración entre las variables exógenas y la variable explicada.

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-4.9922	-1.441	0.1319	1.4673	5.1053

Tabla12: Residuales Cointegración

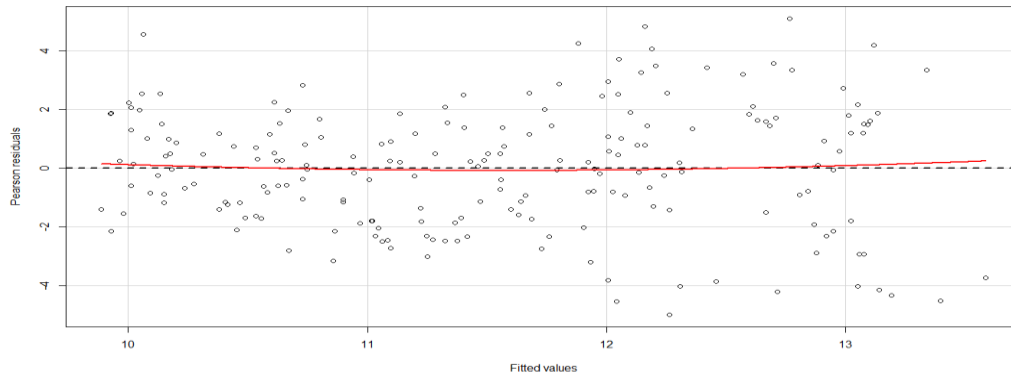


Figura 43: Residuales de cointegración

La grafica de los residuales muestra un comportamiento de tendencia con pendiente casi cero o sin comportamiento definido, lo cual es importante para el cumplimiento de estacionariedad.

3.1.1. Prueba de raíz unitaria a los residuales

Prueba de ADF para cointegración tipo Granger, para la primera prueba se considera tendencia y constante.

3.1.2. Modelo de cointegración a largo plazo.

Regresión

$lm(formula = z.diff \sim z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)$

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.8626	-0.6393	-0.1805	0.3788	4.2706

Coefficients:					
Estimate	Std.	Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	0.583265	0.241048	2.42	0.016465	*
	-				
z.lag.1	0.239829	0.069941	-3.429	0.000741	***
	-				
tt	0.006044	0.002194	-2.755	0.006431	**
	-				
z.diff.lag1	0.164676	0.085021	-1.937	0.054226	.
	-				
z.diff.lag2	0.163593	0.080454	-2.033	0.043391	*
z.diff.lag3	-0.16251	0.075718	-2.146	0.033108	*
	-				
z.diff.lag4	0.114588	0.071122	-1.611	0.108788	

Tabla12: Residuales Cointegración a largo plazo

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Value of test-statistic is: -3.429 4.0406 5.8812

Valores críticos para las estadísticas de prueba:

	1pct	5pct	10pct
tau3	-3.99	-3.43	-3.13
phi2	6.22	4.75	4.07
phi3	8.43	6.49	5.47

Tabla 13: valores criticos

R2=17.93%

La primera prueba ADF considera la tendencia y constante, y los resultados muestran que el valor del estadístico (-3.429) es mayor en valor absoluto a valor crítico a l 10 por ciento (- 3.13), por lo que los residuales no tienen raíz por lo que se concluye que el desempleo y la inflación están cointegradas.

Contrastamos que el error del modelo a largo plazo es estacionario en orden de integración cero, esto nos permite concluir que existe cointegración entre la variable inflación y el desempleo. Basados en esto podemos construir la ecuación de corrección de error.

4. Conclusiones y Recomendaciones.

En este trabajo se aplicaron técnicas de series de tiempo para evaluar y pronosticar el desempleo y la inflación en Colombia Observando los resultados del análisis se pueden concluir:

- Que para el año 2018 el desempleo mantiene los ciclos de los años anteriores siendo enero y febrero los meses que más presenta una alta tasa de desocupación y diciembre el mes con menos desempleo.
- Respecto a la inflación tendrá un rango entre 3.8 y 4.5% para el presente año esto sin tener en cuenta posibles fenómenos naturales que alteren el pronóstico
- Se recomienda realizar un contraste una vez el banco de la república y el DANE como entidades encargadas revelen las cifras en las que se van situando el empleo y la inflación para el año 2018.
- Se realizaron diferentes modelos con el fin de verificar cual estimación se ajusta más a la realidad económica del país encontrando que los modelos SARIMA son los que mejor ajustan este tipo de variables macroeconómicas.
- Se encuentra que los efectos a largo plazo de las variables independientes inflaciones, logran explicar el comportamiento a corto plazo de la variable dependiente desempleo, debido a que se comprobó, que existe Cointegración entre estas.

5. Bibliografía

- Arango , L. E., & Hamann, F. (2012). El mercado de trabajo en Colombia hechos, tendencias e instituciones. *Banco De La Republica* .
- Argandoña, A. (2013). Irving Fisher : Un gran economista . 10.
- carlos, M. (1976). *El capital tomo 1*. Mexico : Fondo de cultura económica.
- Chatfield. (1989). *The Analysis of time series : An introduction 4 ed* . Chapman & Hell .
- Chávez Quisbert, N. (1997). MODELOS ARIMA. *Revista Ciencia y Cultura*, 10.
- Colombia, B. d. (2015). *nco de la republica de Colombia* . Obtenido de <http://www.banrep.gov.co/>
- CONSUEGRA HIGGINS, J. (s.f.). *Un Nuevo Enfoque de la teoria de la inflacion* . bogotá:, Plaza & Janés, 7ª edición.
- Dolado, J., & Jun , J. (1997). The causes of Spanish unemployment: A structural VAR approach. *European Economic Review*, 1281.
- El economista.es . (20 de 10 de 2015). Suiza o como la deflación es compatible con una salud económica de hierro. *El Economista* .
- Estrada, J. A. (2005). Principales teorías económicas de la inflación. 3.
- Ettlin, F. y. (2001). *Die 90er Jahre in der Schweiz: Eine wettbewerbsfähige Wirtschaft braucht eine stabilisierende Geldpolitik*", en J. Furrer y B. Gehrig (eds.), *Aspekte derschweizerischen Wirtschaftspolitik: Festschrift für Franz Jäger, Zürich, Rüegger*.
- Frederic, B. (1970). *Curso superior de economía*. Mexico .
- Garcia, K. C. (s.f.). *Analisis de la inflacion rn el Peru 1980- 2012*.
- Gujarati, D. (2009). Econometria. En D. Gujarati, & d. Porter, *Econometria* (págs. 773- 786).
- Hansen , H., & Warne, A. (2001). The cause of Danish unemployment:Demand or supply shocks. *Empirical Economics*, 461 .

- López Enciso , E., & Misas Arango , M. (2006). Las fuentes del desempleo en Colombia: un examen a partir de un modelo SVEC. *Borradores de Economía, Banco de la republica* , 33.
- Parada Corrales, J., & Baca Mejia, W. (2009). Apertura y crecimiento: Una visión de la política económica en Colombia, 1950-2007. *Serie Documentos IIEC*, 29.
- Q, G. S. (09 de 2010). <https://tmacroeconomica.files.wordpress.com>. Obtenido de <https://tmacroeconomica.files.wordpress.com>
- Sáenz Castro, J. E., Herrera Saavdra, J. P., & Guzmán Silva, O. E. (2003). Contracciones leves y profundas: Efectos Asimétricos sobre la Pobreza, El caso colombiano: 1984 - 2000. *colaboracion.dnp.gov.co*, 31.
- Santandre TradelPortal . (s.f.). *Santandre TradelPortal* . Obtenido de <https://es.santandertrade.com/analizar-mercados/suiza/politica-y-economia>
- Santiago, B. C. (2011). Estructura económica y desempleo en Colombia: un análisis VEC. *Scielo*, 10.