

**Análisis de intervención a la serie remesas de los trabajadores en Colombia para el  
periodo 2000-2020**

**Andrés Jhovany Arias Gamboa**

**Trabajo de Grado para Optar al Título de  
Especialista en Estadística**

**Director**

**Carlos Alfonso Mantilla Duarte**

**M. Sc. en Estadística Aplicada**

**Universidad Industrial de Santander**

**Facultad de Ciencias**

**Escuela de Matemáticas**

**Especialización en Estadística**

**Bucaramanga**

**2020**

### Tabla de contenido

	<b>Pág.</b>
Introducción.....	8
1.Objetivos.....	11
1.1 Objetivo General.....	11
1.2 Objetivos Específicos.....	11
2. Justificación.....	12
3.Antecedentes.....	12
3.1 Modelamiento de remesas con modelos ARIMA o SARIMA.....	12
3.2 Comparación Modelos SARIMA y Modelos SARIMA con Intervención.....	14
3.3 Estudios de las Remesas Para el Caso Colombiano con Métodos Distintos al ARIMA.....	16
4. Marco Teórico.....	18
4.1 Ley de Okun.....	18
4.2 La Crisis del 2008.....	19
4.3 Series de Tiempo Estacionarias.....	20
4.3.1 Modelos Promedio de Medias Móviles de Orden Finito MA(q).....	21
4.3.2 Modelos Autoregresivos de Orden Finito AR(p) La representación habitual de este tipo de procesos es la siguiente (Montgomery et al., p.346).....	22
4.3.3 Procesos Mixtos Autorregresivos y de Medias Móviles ARMA(p,q).....	22
4.4 Identificación del Tipo de Proceso Estocástico.....	22
4.5 Procesos No Estacionarios.....	24
4.6 Procesos Estacionales.....	24
4.7 Análisis de Intervención.....	24

5. Metodología .....	26
6. Resultados .....	26
6.1 Descripción de los Datos .....	26
6.2 Descomposición de la Serie .....	28
6.3 Cambios Estructurales .....	29
6.3.1 Cambio Estructural en Nivel.....	30
6.3.2 Cambios Estructurales en Tendencia.....	31
6.4 Detección de Datos Atípicos.....	32
6.5 Reducción de la Variabilidad.....	33
6.6 Supresión de la Tendencia .....	34
6.7 Modelo SARIMA.....	34
6.8 Modelo SARIMA con Intervención.....	36
6.8.1 Preblanqueo.....	37
6.8.2 Modelo con Intervención.....	38
6.9 Comparación de Ajuste de los Modelos .....	41
7. Conclusiones .....	42
Referencias Bibliográficas.....	43

**Lista de Figuras**

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Serie remesas de los trabajadores.....	27
Figura 2. Correlogramas remesas de los trabajadores.....	27
Figura 3. Descomposición de la serie .....	29
Figura 4. Cambios estructurales en nivel .....	30
Figura 5. Cambio estructural en tendencia .....	31
Figura 6. Serie logaritmo de las remesas.....	33
Figura 7. Serie logaritmo de las remesas diferenciada.....	34
Figura 8. Correlogramas modelo SARIMA .....	36
Figura 9. Correlogramas modelo preblanqueo .....	38
Figura 10. Correlogramas modelo con intervención.....	40
Figura 11. Correlogramas intervención rezago 60.....	41

**Lista de Tablas**

	<b>Pág.</b>
Tabla 1 Identificación del modelo .....	23
Tabla 2 Estadísticos descriptivos .....	28
Tabla 3 Segmentos cambios estructurales en nivel.....	30
Tabla 4 Segmentos cambios estructurales en tendencia.....	31
Tabla 5 Valores atípicos .....	32
Tabla 6 Prueba Dickey-Fuller para la serie diferenciada en logaritmos .....	34
Tabla 7 Modelos SARIMA .....	35
Tabla 8 Modelos SARIMA - Diagnostico.....	35
Tabla 9 Significancia de los coeficientes SARIMA .....	36
Tabla 10 Modelos preblanqueo-Diagnostico.....	37
Tabla 11 Modelos preblanqueo.....	37
Tabla 12 Significancia de los coeficientes modelo preblanqueo .....	38
Tabla 13 Modelos con intervención.....	39
Tabla 14 Modelos con intervención-Diagnostico .....	39
Tabla 15 Significancia de los coeficientes modelo con intervención .....	40
Tabla 18 Parámetros de ajuste .....	41

**Resumen**

**Título:** Análisis de intervención de la serie remesas de los trabajadores en Colombia para el periodo 2000-2020\*.

**Autor:** Andrés Jhovany Arias Gamboa \*\*

**Palabras clave:** SARIMA, ARIMA, Análisis de intervención, Ley de Okun.

**Descripción:**

Los modelos ARIMA se presentan como una buena alternativa para el modelamiento de la serie Remesas de los trabajadores en Colombia, puesto que permite el trabajar tan solo con la serie y no requiere de una justificación de la teoría económica. Sin embargo, esta ateoricidad puede ser una debilidad ya que la teoría nos previene de posibles situaciones que los datos. En particular la Ley de Okun indicia que ante una baja de la actividad económica genera desempleo, lo que conlleva que ante una baja de la actividad económica en los países receptores de migrantes se generara desempleo disminuyendo el monto que un país recibe de remesas. Esta situación se vive en el 2020 debido a la pandemia generada por el Covid-19 y se vivió en el 2008 a causa de la crisis económica.

Para mostrar que la Ley de Okun previene de un efecto sobre la serie que un modelo SARIMA no puede captar, se modela la serie remesas de los trabajadores en Colombia entre el periodo 2000:1 a 2020:3 mediante un modelo SARIMA y un Modelo SARIMA con intervención. Se obtiene como resultado que el modelo ARIMA  $(0,1,1)(1,0,0)_{12}$  con deriva e intervención, el cual incorpora la crisis económica como un pulso en septiembre del 2008, ajusta mejor que el modelo ARIMA  $(1,1,2)(2,0,0)_{12}$ , de acuerdo con los criterios AIC y logaritmo de la verosimilitud. Esto implica que el modelo SARIMA no pudo captar el efecto que la baja en la actividad económica genero en septiembre del 2008 sobre la serie y no podría captar adecuadamente el efecto sobre la serie que la baja en la actividad está generando en el 2020.

---

\*\* Facultad de Ciencias, Escuela de Matemáticas. Director: Carlos Alfonso Mantilla Duarte. M. Sc. En Estadística Aplicada.

**Abstract**

**Title:** Analysis of intervention to the series of workers' remittances in Colombia for the period 2000-2020\*.

**Author:** Andrés Jhovany Arias Gamboa.\*\*

**Key words:** SARIMA, ARIMA, Intervention analysis, Okun's Law.

**Description:**

ARIMA models are presented as a good alternative for the modeling of the series Remittances of workers in Colombia, since it allows working only with the series and does not require justification from economic theory. However, this atheoricity can be a weakness since the theory warns us of possible situations that the data. In particular, Okun's Law indicates that in the face of a drop in economic activity, it generates unemployment, which means that in the face of a drop in economic activity in the countries that receive migrants, unemployment is generated, reducing the amount that a country receives from remittances. This situation is experienced in 2020 due to the pandemic generated by Covid-19 and it was experienced in 2008 due to the economic crisis.

To show that Okun's Law prevents an effect on the series that a SARIMA model cannot capture, the series of workers' remittances in Colombia between the period 2000: 1 to 2020: 3 is modeled using a SARIMA model and a SARIMA Model with intervention. As a result, the ARIMA (0,1,1) (1,0,0) 12 model with drift and intervention, which incorporates the economic crisis as a pulse in September 2008, fits better than the ARIMA model (1, 1,2) (2,0,0) 12, according to the AIC criteria and logarithm of the plausibility. This implies that the SARIMA model could not capture the effect that the decline in gender economic activity in September 2008 on the series and could not adequately capture the effect on the series that the decline in activity is generating in 2020.

---

\* Degree Work.

\*\* Faculty of Sciences, School of Mathematics. Director: Carlos Alfonso Mantilla Duarte. M. Sc. In Applied Statistics.

### **Introducción**

Las remesas de los trabajadores son dineros enviados por colombianos que viven en el exterior, los beneficiarios suelen ser familiares de estos los cuales las gastan principalmente en consumo de subsistencia y adquisición de activos fijos como vivienda. Su importancia es tal que representa el 2,1 % del PIB y el 3,1% del consumo de los hogares. Dicho rubro venía creciendo por el buen momento de los países receptores pero debido a la situación generada por el COVID-19 en la economía mundial, es de esperarse que los montos recibidos disminuyan (Asobancaria,2020)

El saber si las remesas disminuyen o aumentan es del interés de instituciones públicas y privadas para lo cual pueden recurrir a distintas herramientas. Entre ellas muy posiblemente estén los modelos ARIMA, puesto que han mostrado ser buenos prediciendo, permiten trabajar con una sola serie en este caso las remesas de los trabajadores y son atóricos. Esto permite que alguien pueda tener un buen modelo sin tener que buscar muchos datos ni tener que sustentar teóricamente el modelo.

El poder trabajar sin una teoría puede ser una ventaja, pero dada la situación de pandemia global, resulta en un problema. El que el analista ignore que una disminución en la producción con lleva a una pérdida de empleo y por lo tanto una disminución en las remesas, generara el mal empleo del modelo ARIMA. Esto debido a que los datos anteriores generaran un modelo que continúe prediciendo de acuerdo con la tendencia al alza con la cual venían las remesas.

Una situación de caída de las remesas, ligada a una pérdida de empleo por la baja en la producción de la economía ya se produjo en el año 2008. Puede demostrarse que dicha crisis tiene efectos sobre la serie y por lo tanto sobre el modelamiento y predicción de la misma. Esto se comprueba comparando un modelo ARIMA con un modelo de intervención.

Un modelo de intervención sigue la misma metodología que los modelos ARIMA, pero se adiciona un filtro llamado función de transferencia el cual refleja un cambio sobre la serie generado por un acontecimiento externo. Si al comparar los modelos obtenidos sobre la misma serie de datos, se muestra que el modelo con intervención ajusta mejor, se comprobaría que el evento externo es relevante y que situaciones similares a futuro generarían cambios en el nivel debidos a un efecto que un modelo ARIMA pasa por alto.

Encaminado a mostrar que un modelo ARIMA con estacionalidad o SARIMA no pudo captar el efecto económico de la crisis financiera del 2008 en la serie remesas de los trabajadores para el periodo 2000:01 a 2020:03 se sigue el siguiente procedimiento:

- Se presentan los antecedentes los cuales se dividen en tres grupos con una función específica cada uno. Primero se muestran trabajos que modelan las remesas usando modelos ARIMA y SARIMA, lo cual da a entender que es factible que alguien se plantee estimar las remesas con estos métodos. El segundo grupo muestra trabajos que se centran en la crisis del 2008 y comparan modelos SARIMA y SARIMA con intervención demostrando que la crisis tuvo un efecto sobre algunas series macroeconómicas y que los modelos SARIMA ignoran dicho efecto. Finalmente, un tercer grupo que muestra estudios sobre las remesas en Colombia con metodologías distintas al ARIMA, esto con el fin de mostrar que hay evidencia de que factores externos tienen influencia sobre la serie de remesas.

- Se presenta una justificación de la elaboración de este trabajo.
- Se establecen el objetivo específico y generales del trabajo.
- Se establece un Marco teórico, que por un lado muestra la teoría económica y por el otro los modelos estadísticos. Desde el punto de vista económico se expone la Ley de Okun, con el objetivo de mostrar que existe una relación según la cual una baja en la producción genera una

pérdida de empleo. También se expondrá una explicación de la crisis económica del 2008 con el fin de mostrar que la baja de la producción fue anterior a la pérdida de empleo como establece la Ley de Okun.

- Desde la estadística se expondrán los modelos teóricos que se aplicarán a la serie remesas de los trabajadores. Primero los modelos ARMA, junto con los procesos de diferenciación y modelaje de la estacionalidad que llevan a los modelos ARIMA estacionales o SARIMA. Posteriormente el análisis de intervención mostrando la estructura teórica bajo la cual se modelará la serie para capturar el efecto de la crisis económica del 2008.

- Se presenta la metodología bajo la cual se construyen y comparan los modelos

- Se presenta los resultados del trabajo los cuales consisten en un análisis inicial de la serie, del cual se extrae información para la elaboración de los modelos, pues indica como transformar la serie y cambios en la estructura de esta que deben ser tenidos en cuenta. Desarrollados los modelos se realiza un diagnóstico sobre los residuos de los mismo para comprobar la serie es estacionaria. Una vez se tengan los modelos se compara su ajuste mediante el criterio AIC y el logaritmo de la verosimilitud. Todo esto se hace usando el software R en su versión 3.5.1.

- Finalmente se presentan las conclusiones del trabajo

## **1.Objetivos**

### **1.1 Objetivo General**

Evaluar la incidencia del desempeño económico de los países receptores de migrantes sobre la serie de remesas de los trabajadores en Colombia para el periodo 2000:01-2020:03.

### **1.2 Objetivos Específicos**

- Identificar desde los antecedentes de investigación la técnica más adecuada para el análisis de este tipo de situaciones.
- Justificar teóricamente el uso de un modelo de intervención.
- Determinar cuál es el mejor modelo de la serie de acuerdo con criterios estadísticos.

## 2. Justificación

La metodología ARIMA ha mostrado ser efectiva en la predicción, además al ser atórica y permitir trabajar con tan solo una serie de datos, requiriendo menor esfuerzo de recolección. Puede resultar atractiva para encargados de manejo de datos en entidades que se relacionen con las personas receptoras de las remesas. Este trabajo sirve para prevenir a los analistas sobre la existencia de factores externos que afectan a la serie y que podrían ser ignorados pues la metodología ARIMA no exige conocimientos en economía ni análisis del contexto.

Específicamente se trata la disminución de la actividad económica en los países receptores de migrantes, situación que se vivió en el 2008 con la crisis económica y que se vive actualmente como reacción al Covid 19. Esta condición generó cambios de nivel en la serie y se espera que los genere ahora, por lo cual intentar predecir usando un modelo ARIMA conllevará a un error, del cual la teoría y el contexto nos previenen.

## 3. Antecedentes

### 3.1 Modelamiento de remesas con modelos ARIMA o SARIMA

- El trabajo Modeling and forecasting remittances in Bangladesh using The Box-Jenkins ARIMA methodology (Nyhoni, 2019) se planteó como objetivo principal el modelar y predecir el flujo de remesas para Bangladesh haciendo uso de los modelos ARIMA. Los datos que se usaron fueron las remesas como porcentaje del PIB con una periodicidad anual para el intervalo 1976 – 2017. El criterio para la selección del modelo fue el AIC obteniendo como resultado un ARIMA (2,2,0). Con las predicciones obtenidas, remesas descendentes, el autor sugiere acciones de política pública para revertir la situación.

- El estudio Forecasting the remittances of the overseas Filipino workers in the Philippines (Manayaga y Ceballos,2019) tiene como objetivo modelar mediante la metodología Box-Jenkins las remesas mensuales en filipinas y hacer predicciones para los años 2018 y 2019. Para esto cuenta con 108 observaciones, de las cuales 96,2009-2016, son usadas para la construcción del modelo y los 12 restantes,2017, para la evaluación del pronóstico. Se obtuvo como resultado un modelo  $SARIMA (2, 1, 0) \times (0, 0, 2)_{12}$ .

- En Pronostico de las Remesas Familiares de México 2017. Aplicación empírica Mediante Modelos ARIMA y Alisado Exponencial (Rojas et al.,2017) busca comparar dos metodologías para el modelamiento y predicción de series de tiempo, los modelos ARIMA y el alisado exponencial. Esto para los datos que van de enero de 1995 a febrero de 2017 y se predice para los siguientes 10 meses del año. La metodología Box Jenkins dio como resultado  $SARIMA (2,1,0) (2,0,0)_{12}$ , este modelo tuvo un desempeño peor que el alisado exponencial, esto podría explicarse porque los modelos ARIMA funcionan bien si los procesos son lineales y estocásticos, mientras el alisado exponencial modelo mejor ante la falta de estas características.

De la aplicación de las técnicas ARIMA y SARIMA sobre series de tiempo de remesas, se observa la obtención de resultados que cumplen con los supuestos de estacionariedad débil. Sin embargo, se debe tener en cuenta que en el caso del trabajo para filipinas se trabaja en el periodo de tiempo 2009- 2016 posiblemente para que el modelo no se vea afectado por la crisis del 2008. El trabajo para Bangladesh pudo haberse aminorado el efecto debido a que efectos como la crisis del 2008 se pueden corregir en un tiempo menor al año.

El trabajo presentado para México incluye en su rango temporal la crisis del 2008 y se hace clara dado que maneja una periodicidad mensual. Como ya se dijo el modelo SARIMA cumple con los supuestos que debe cumplir, por lo que parece ser un buen modelo, pero al compararlo con

los modelos de alisado exponencial los cuales pueden capturar y modelar mejores efectos que rompen con la linealidad y estacionariedad, se ven las falencias de la metodología SARIMA.

De lo anterior se extrae que el fijarse en el mero cumplimiento de los supuestos de estacionalidad débil es engañoso. Pues a pesar de ello el efecto continúa afectando la serie como lo demuestra el mejor ajuste de otra metodología con supuestos menos restrictivos. Se debe resaltar que la influencia de la crisis del 2008 disminuye con el tiempo, si este evento fuese más próximo al tiempo presente resulta más complicado el modelamiento y predicción mediante modelos del tipo SARIMA.

### **3.2 Comparación Modelos SARIMA y Modelos SARIMA con Intervención**

- El trabajo *An ARIMA-Intervention analysis model for the financial crisis in China's manufacturing industry* (Chung, Ip y Chan,2009) tiene como objetivo modelar y analizar el impacto de la crisis financiera del 2008 sobre la industria manufacturera China, para ello usa datos que van de marzo del 2005 a Noviembre del 2008. La metodología consiste en la elaboración de dos modelos mediante la metodología box Jenkins, el primero un ARIMA, el segundo un ARIMA con intervención, el cual incorpora la crisis económica.

El primero modelo fue un ARIMA  $(1,1,1)(0,1,2)_{12}$ , el segundo consistió en un ARIMA  $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$  con intervención. Del segundo modelo se extrajo que el impacto de la intervención fue de un 27,74% este fue inmediato empezando en septiembre del 2008 y con un patrón que decae, pero con efecto también en el 2009. La intervención permitió una mejor representación de acuerdo con los criterios SC, AIC Y  $R^2$  ajustado

- El trabajo *The analysis of the 2008 US financial crisis: an intervention approach*(Makatjane,Molefe y Bertrum,2018) estudia el impacto de la crisis financiera de Estados

Unidos en el 2008 tiene en la tasa de cambio real en Sudáfrica. Para ello se usaron datos de enero de 2000 a junio de 2017, los cuales se modelaron de dos formas un modelo ARIMA y un modelo ARIMA con intervención. Dicha intervención se realizó en marzo del 2008.

El modelo ARIMA seleccionado fue un ARIMA (2,1,0)(2,1,0)<sub>12</sub> el cual cumplía con todos los supuestos, pero resulto ser peor que el modelo con intervención el cual tuvo mejores indicadores SC,AIC,ME,MAE,MPE,MAPE. Se estimo que la intervención genero una caída del 17% en el tipo de cambio en Sudáfrica, este efecto fue inmediato y fue disminuyendo hasta estabilizarse en 2009.

En estos trabajos se parte de la idea de que la crisis del 2008 genera un cambio sobre las series macroeconómicas. Dado esto buscan modelar el impacto de la crisis, para lo cual se usan los modelos SARIMA y SARIMA con intervención como herramientas complementarias para alcanzar un mismo objetivo. Detrás de esto se encuentra implícita la idea de que es correcto el uso de modelos SARIMA bajo condiciones de estacionariedad, pero existe una limitación de la metodología para captar eventos que rompen con la estacionariedad.

Si bien el uso de los dos tipos de modelo es complementario para alcanzar un objetivo, la validez del ejercicio depende de la comparación de los dos tipos de modelo y la superioridad del modelo con intervención. Una vez se ha demostrado que el modelo con intervención ajusta mejor se puede extraer el efecto de intervención, como el efecto que genero la crisis en las series macroeconómicas. Esto también podría interpretarse como el efecto que el modelo SARIMA no puede captar.

### **3.3 Estudios de las Remesas Para el Caso Colombiano con Métodos Distintos al ARIMA**

- El trabajo Migración internacional y determinantes de las remesas de trabajadores en Colombia (Garavito et al.,2019), busca identificar, caracterizar y modelar los determinantes de las remesas de los trabajadores. Para esto utiliza datos de 1994: 1 a 2017:4 de las remesas de los trabajadores en dólares corrientes, una aproximación del stock de capital de los migrantes, el PIB nacional, el PIB de los principales países receptores de colombianos, la inflación externa y la tasa de cambio respecto a monedas extranjeras.

Con estos datos se elaboró un modelo VEC con las series en logaritmo, el cual mostro: aumento de las remesas si crece el PIB de países receptores y el stock de capital de los migrantes, disminución ante el aumento del PIB colombiano, no significancia de la apreciación del peso colombiano, disminución ante el aumento en la inflación en los países receptores.

El 70% de la variabilidad del modelo fue explicada en el corto plazo por el PIB colombiano, El PIB de países receptores y el stock de capital de los migrantes, estos mismos explican el 90% de la variabilidad en el largo plazo. Este trabajo también aclara que los choques se ven reflejados unos meses después y que la serie de remesas tiene un comportamiento estable y creciente en el tiempo.

- El trabajo Dinámica económica de las remesas enviadas desde España y Estados Unidos a Colombia entre 2005- 2013: un análisis de cointegración (Sánchez y Gutierrez,2014) construye dos modelos uno para estados unidos y otro para España usando el PIB nacional, PIB del país de origen de los envíos, tipo de cambio, nivel de desempleo, número de inmigrantes. Esto a precios constantes, datos trimestrales, con las series en logaritmos, para el periodo 2005:1 a 2013:2.

Para el caso estados unidos un aumento del 1% de cada variable genero los siguientes aumentos en las remesas: PIB de Estados Unidos aumento del 4,4%, Numero de inmigrantes

aumento del 1%, Desempleo en Colombia aumento del 0,39%, PIB de Colombia disminución del 1%, la tasa de cambio no fue significativa. El modelo de corrección de errores mostro una discrepancia del 81,3% que se ajusta después de un trimestre.

Para el caso España un aumento del 1% de cada variable genero los siguientes aumentos en las remesas: PIB de España aumento del 0,76%, Numero de inmigrantes aumento del 0,91%, Desempleo en Colombia aumento del 1%, PIB de Colombia disminución del 1%, Tasa de Cambio aumento del 0,5%. El modelo de corrección de errores mostro una discrepancia del 91,7% que se ajusta después de un trimestre.

- El trabajo Choques externos y remesas internacionales en las regiones de Colombia (Bonilla,2016), busca entender la influencia que tienen los choques externos sobre la calidad de vida de las personas parceladas de acuerdo con el país al que migran sus habitantes. Para esto se usan datos de la Gran Encuesta Integrada de Hogares en el periodo de tiempo 2007-2015.

El modelo planteado trabajo fue una estimación por diferencias, calculada mediante un MCO, a su vez para entender el efecto de las remesas sobre la calidad de vida de los hogares, aplica un modelo tobit que permita ver el efecto condicionado de choques externos sobre las remesas. Esto se realizó de dos formas: con la totalidad de los datos y con una submuestra del 2011 a 2015.

Para los dos casos los resultados fueron distintos, se mostró un efecto mayor sobre las remesas de parte del choque externo economía del país receptor para la submuestra, aumentando el monto de remesas. Lo que muestra que el periodo de crisis económica afecto negativamente el monto de las remesas recibidos por los hogares de las distintas regiones.

En el caso colombiano el estudio de las remesas de los trabajadores se hizo a partir de otras series y en un periodo de tiempo que incluía la crisis económica del 2008. Los enfoques fueron distintos desde una agregación total de las remesas, pasando por modelos separados para los países

receptores más importantes, hasta un enfoque regional que estudia el impacto sobre los hogares. De igual manera también hubo variedad en los modelos desde el uso de la metodología de cointegración y corrección de errores a la aplicación de un modelo Tobit.

En todos estos las series que representaban la situación económica de los países receptores de migrantes fueron significativas y tuvieron mayor importancia que otros factores tenidos en cuenta. En general se puede decir que si la economía de los países receptores de migrantes se ve afectada las remesas lo harán en el mismo sentido.

## 4. Marco Teórico

### 4.1 Ley de Okun

Existe una relación macroeconómica entre el desempleo y el crecimiento económico, llamada la Ley de Okun, esta relación puede expresarse de dos formas haciendo uso de distintos supuestos. Bajo los supuestos de variación al unisonó de producción y desempleo, junto con variaciones del empleo traducidas de forma contraria en la tasa de desempleo (Blanchard, Amighini y Giavazzi, 2012, p.228) se tiene la siguiente representación.

$$u_t - u_{t-1} = -g_{yt} \quad (1)$$

Donde  $u_t$  es la tasa de desempleo en el año  $t$ ,  $u_{t-1}$  es la tasa de desempleo en el año  $t-1$  y  $g_{yt}$  es la tasa de crecimiento de la producción entre los años  $t$  y  $t-1$ . De esta ecuación se tiene que el cambio en la tasa de desempleo en un año es igual al valor negativo de la tasa de crecimiento de la producción.

Cuando se tiene en cuenta el crecimiento de la población económicamente activa y de la productividad del trabajo (Blanchard et al., p.229). Se tiene obtiene la siguiente representación.

$$u_t - u_{t-1} = B (g_{yt} - g_y) \quad (2)$$

Donde  $g_y$  es la tasa normal de crecimiento, que mantiene constante el de desempleo, B es el efecto que produce una tasa de crecimiento mayor a la normal sobre la tasa de desempleo. De esta ecuación se deduce un crecimiento mayor a la tasa normal de crecimiento reduce el desempleo, en caso contrario el desempleo incrementa.

#### 4.2 La Crisis del 2008

La crisis de ocurrida entre 2007 y 2010, acentuada entre septiembre del 2008, tuvo como una de sus consecuencias el desempleo. Puede mostrarse que se cumplió la ley de Okun, pues también hubo una caída de la producción que explicaría el desempleo.

El origen de la crisis puede decirse fue una política monetaria de bajos tipos de interés, la cual permitió a muchas personas acceder a préstamos para vivienda, esto acompañado de una euforia irracional de los mercados elevó los precios de las viviendas. Posteriormente estas perdieron valor llegando a ser menor al monto de la deuda adquirida. Hubo prestatarios incapaces de hacer frente a la deuda lo cual generó pérdidas a los bancos. (Blanchard et al., p.465)

Esta situación fue amplificada debido al apalancamiento de los bancos. Por apalancamiento se entiende el cociente entre activos y capital, activos/capital. Un alto apalancamiento trae más ganancias, pero si los activos pierden valor los bancos se hacen insolventes y pueden quebrar. Debido al impago de los créditos, que son un activo, muchos bancos se enfrentaron a problemas de insolvencia.

Algunos bancos quebraron y otros quedaron fuertemente debilitados. Estos últimos para hacer frente a esta situación redujeron la cantidad de préstamos y vendieron sus activos más

líquidos, las acciones, lo que conlleva a una reducción de la inversión y el consumo (Blanchard et al., p.467)

Más formalmente esto puede ser explicado mediante la prima de financiación externa  $x$ , que es un aumento de del valor del préstamo  $p$ , este se obtiene sumando  $x$  al valor del interés que se paga a los clientes del banco  $i$ . (Blanchard et al., p.469)

$$p = i + x \quad (3)$$

La prima de financiación externa tiene una relación de dependencia negativa con el capital de las empresas  $A^F$  el cual perdió valor con la caída de la bolsa debido a la liquidación de acciones y el capital de los bancos  $A^B$  que disminuyó con el impago de los préstamos para vivienda. (Blanchard et al., p.470)

$$x = x(A^F, A^B) \quad (4)$$

Se generó un aumento de  $x$  y por lo tanto un aumento del coste de préstamo  $p$ . La inversión al depender de  $p$  de forma negativa disminuyó. Haciendo un análisis desde la relación LS se concluye que el aumento del coste de los préstamos, conlleva a una disminución de la inversión, lo cual reduce la producción. Esto, aunque ocurrió en los Estados Unidos se transmitió al resto del mundo vía comercio, pues Estados Unidos es un importante importador (Blanchard et al., p.473)

Entendiendo el encadenamiento de hechos que van de los bajos tipos de interés a la disminución de la producción, se infiere que la pérdida de empleo fue posterior a la baja de la producción como indica la Ley de Okun.

### 4.3 Series de Tiempo Estacionarias

Una serie estacionaria puede ser representada de la siguiente manera

$$y_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \varepsilon_{t-i} \quad (5)$$

Donde  $\varepsilon_{t-i}$  es ruido blanco gaussiano.

Otra forma de representarla es la siguiente

$$y_t = \mu + \Psi(B)\varepsilon_t \quad (6)$$

Esto es conocido como el promedio infinito de medias móviles y de acuerdo con el Teorema de Wold, cualquier serie débilmente estacionaria no determinística puede ser representada de esta forma. Esto bajo el supuesto que  $\sum_{i=0}^{\infty} \psi_i^2 < \infty$ . Esta representación no es muy útil excepto cuando se hacen ciertos cambios sobre las misma como los siguientes (Montgomery, Jennings y Kaluchi, 2015 p.331-332)

- Modelos promedio medias móviles de orden finito (MA), en el cual solo algunos pesos  $\psi_i$  son distintos de cero.
- Modelos autorregresivos de orden finito (AR) donde los pesos  $\psi_i$  se generan a partir de un número finito de variables.
- Una mezcla de orden finito-autorregresiva y de medias móviles (ARMA).

Estos modelos por ser débilmente estacionarios como plantea el teorema de Wold deben cumplir las siguientes características (Gujarati y Porter, 2010, p.740)

$$E(Y_t) = \mu \quad (7)$$

$$\text{Var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (8)$$

$$\gamma_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)] \quad (9)$$

**4.3.1 Modelos Promedio de Medias Móviles de Orden Finito MA(q).** La representación habitual de este tipo de modelos es la siguiente (Montgomery et al., p.469)

$$y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (10)$$

Los valores  $\theta$  deben ser menores que 1 en valor absoluto, usando el operador de retardo el proceso MA(q) se representa de la siguiente manera:

$$y_t = \mu + \Theta(B) \varepsilon_t \quad (11)$$

**4.3.2 Modelos Autoregresivos de Orden Finito AR(p)** La representación habitual de este tipo de procesos es la siguiente (Montgomery et al., p.346)

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Los valores  $\phi$  deben ser menores que 1 en valor absoluto, usando el operador de retardo el proceso AR(p) se representa de la siguiente manera

$$\Phi(B)y_t = \delta + \varepsilon_t \quad (12)$$

**4.3.3 Procesos Mixtos Autorregresivos y de Medias Móviles ARMA(p,q)** . Un proceso mixto autorregresivo y de medias móviles puede representarse así (Montgomery et al., p.354)

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (13)$$

Los valores  $\theta$  y  $\phi$  deben ser menores que 1 en valor absoluto, usando el operador de retardo el proceso ARMA(p,q) se representa de la siguiente manera

$$\Phi(B)y_t = \delta + \Theta(B)\varepsilon_t \quad (14)$$

#### 4.4 Identificación del Tipo de Proceso Estocástico

Para decidir como modelar un proceso estocástico estacionario, se utilizan dos herramientas la función de autocorrelación FAC y la función de autocorrelación parcial FACP. La FAC consiste

en la correlación  $\rho_k$  entre dos valores  $y_k$  e  $y_{t-k}$ , mientras que FACP ajusta esta autocorrelación por los retardos intermedios  $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k+1}$  (Novales, 1993, p.416-417)

La FAC y FACP se representan gráficamente donde los valores de las funciones se prueban usando como límites  $\frac{2}{\sqrt{N}}$ , los rezagos que superen los límites y la forma de la función nos permiten identificar el orden de los procesos y el modelo que se debe usar, a continuación, se muestra un resumen de la elección del modelo

*Tabla 1*

Identificación del modelo

<b>Modelo</b>	<b>FAC</b>	<b>FACP</b>
MA(q)	Corta después del rezago q.	Decaimiento exponencial y/o expresión sinusoidal amortiguada.
AR(p)	Decaimiento exponencial y/o expresión sinusoidal amortiguada.	Corta después del rezago p.
ARMA(p,q)	Decaimiento exponencial y/o expresión sinusoidal amortiguada.	Decaimiento exponencial y/o expresión sinusoidal amortiguada.

Adaptado de Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). Introduction to time series analysis and forecasting. Nueva Jersey: Wiley. p.357.

#### 4.5 Procesos No Estacionarios

Existen procesos que no tienen un comportamiento estable en la media o en la pendiente, por lo cual debe arreglarse la serie aplicando diferencias. Para el primer orden  $w_t = y_t - y_{t-1} = (1-B)y_t$  o de orden  $d$   $w_t = (1-B)^d y_t$ . El proceso ARIMA(p,d,q) puede representarse como sigue (Montgomery et al., p.363)

$$\Phi(B)(1-B)^d y_t = \delta + \Theta(B)\varepsilon_t \quad (15)$$

#### 4.6 Procesos Estacionales

Cuando las series están dadas en intervalos de tiempo como semanas, meses o años, se requiere modelar este componente estacional. Este se modela mediante modelos ARIMA y se incorpora a la parte aleatoria que también se modela de igual forma. Este tipo de modelos ARIMA con estacionalidad o SARIMA, ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)<sub>s</sub> (Montgomery et al., p.388) se representan de la siguiente forma.

$$\Phi^*(B^s)\Phi(B)(1-B)^d(1-B^s)^D y_t = \delta + \Theta^*(B^s)\Theta(B)\varepsilon_t \quad (16)$$

En esta representación el uso de mayúsculas y el símbolo \* indican que se hace referencia a la parte estacional, mientras  $s$  indica el tipo periodo.

#### 4.7 Análisis de Intervención

En algunas ocasiones la serie  $y_t$  se ve afectada por algún evento que genera cambios en el nivel de la serie y rompen con el supuesto implícito de unas mismas condiciones bajo las que se generan los datos. En un modelo esta intervención puede ser introducida mediante una variable dummy. Esta variable Junto con la función de transferencia y una representación del ruido recibe el nombre de modelo de intervención. (Montgomery et al., p.462)

$$y_t = \frac{w(B)}{\delta(B)} \xi_t^{(T)} + \frac{\theta(B)}{\varphi(B)} + \varepsilon_t \quad (17)$$

$$y_t = v(B) \xi_t^{(T)} + N_t \quad (18)$$

En esta ecuación  $v(B)$  es el filtro función de transferencia el cual puede modelarse como un ARIMA siendo  $\delta(B)$  la parte autorregresiva mientras  $w(B)$  representa las medias móviles. (Montgomery et al., p.430)

$$v(B) = \sum_{i=0}^{\infty} v_i B^i = \frac{w(B)}{\delta(B)} \quad (19)$$

$$v(B) = \frac{w_0 - w_1 B - \dots - w_s B^s}{1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r} \quad (20)$$

$\xi_t^{(T)}$  es una variable dummy que solo toma valores 0 o 1 para indicar la ocurrencia de un evento. Por su parte el  $N_t$  es el ruido que no puede ser captado por la parte determinista, es decir, la función de transferencia, el ruido se modela de acuerdo con su patrón con la metodología ARIMA.

La variable dummy de intervención puede ser un impulso  $P_t^{(T)}$  la cual se presenta en un instante específico o un escalón  $S_t^{(T)}$  que la cual influye a la serie después de un instante de tiempo.

$$P_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & \text{si } t \neq T \\ 1 & \text{si } t = T \end{cases} \quad (21)$$

y

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & \text{si } t < T \\ 1 & \text{si } t \geq T \end{cases} \quad (22)$$

## 5. Metodología

En este trabajo se utiliza la metodología de comparación y elaboración de modelos que se utilizó en los trabajos presentados en la sección 1.2 Comparación Modelos SARIMA y Modelos SARIMA con Intervención, esta consiste en:

- Se modela la serie como un Modelo SARIMA ordinario, sin tener en cuenta la crisis del 2008.

- Se hace un estudio de la serie a través de pruebas de quiebre estructural y valores atípicos para determinar si la intervención es un impulso o un escalón.

- Se modela la serie como un modelo SARIMA con intervención, para esto primero se realiza un preblanqueo de la serie hasta el dato anterior en la intervención. Esto consiste en modelar los primeros 104 datos mediante un modelo SARIMA, este modelo es válido para las secciones de la serie distintas a la intervención, tanto antes como después de la misma. En la observación 105 se introduce la intervención y es en este donde cambian los parámetros de la serie.

- Una vez se tengan los dos modelos de la serie se comparan mediante los estadísticos AIC y el logaritmo de la verosimilitud.

- Si el modelo con intervención tiene un mejor ajuste indicaría que el modelo SARIMA ordinario no pudo captar adecuadamente el efecto generado por la crisis del 2008.

## 6. Resultados

### 6.1 Descripción de los Datos

Para este trabajo se cuenta con una base de datos mensual de las Remesas de los trabajadores en Colombia, presentadas en millones de dólares. El periodo de tiempo cubierto va desde Enero

del 2000 a Marzo del 2020 para un total de 243 datos. Dichos datos son presentados por el Banco de la Republica.

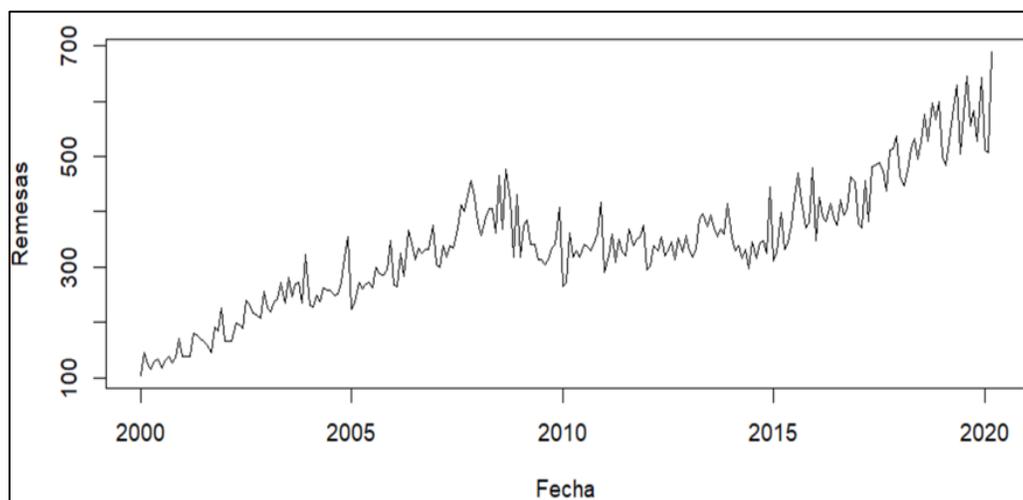


Figura 1. Serie remesas de los trabajadores

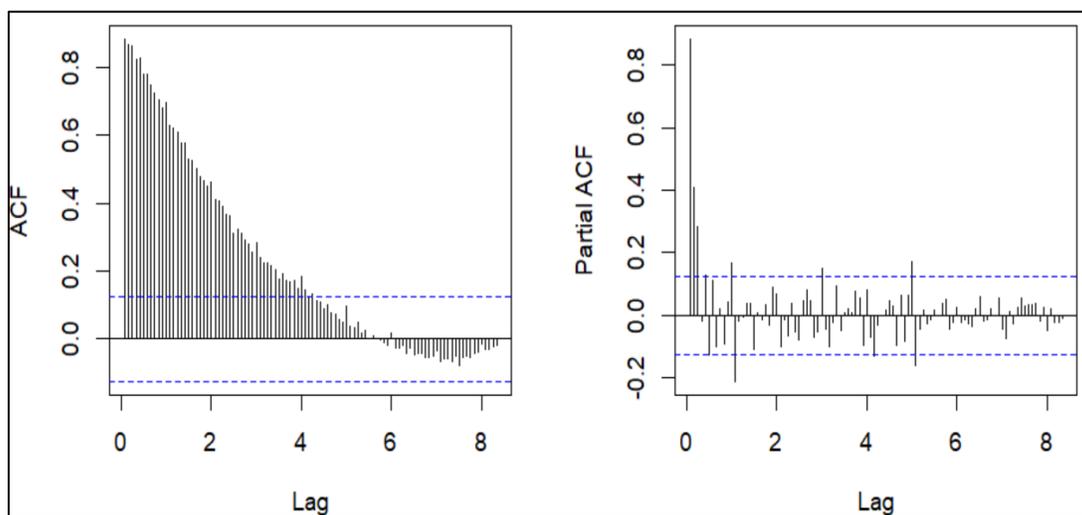


Figura 2. Correlogramas remesas de los trabajadores

El correlograma de la serie presenta un comportamiento no estacionario, también cabe notar que en la FAC se puede observar un comportamiento estacional, cada 12 rezagos o un

periodo el valor es un poco más alto a los valores inmediatamente posteriores e inferiores. Producto de esto debe tenerse en cuenta la estacionalidad en el modelamiento y una posible diferenciación de esta parte.

Tabla 2

Estadísticos descriptivos

<b>Estadístico</b>	<b>Monto</b>
Mínimo	103,8
Cuartil inferior	270,9
Media	338,5
Mediana	341,9
Cuartil Superior	399,4
Máximo	687,7

Cabe notar que el valor mínimo y máximo también son los primeros y últimos datos, lo cual contribuye con la tendencia creciente que se observa en la representación gráfica de la serie. Además, la gráfica muestra una variabilidad creciente.

## 6.2 Descomposición de la Serie

En la representación gráfica de la serie se ve una tendencia creciente y el que sea anual indica que esta tiene una periodicidad anual que debe ser modelada. Para comprobar esto resulta conveniente realizar una descomposición de la serie en sus componentes de tendencia, estacional y aleatorio.

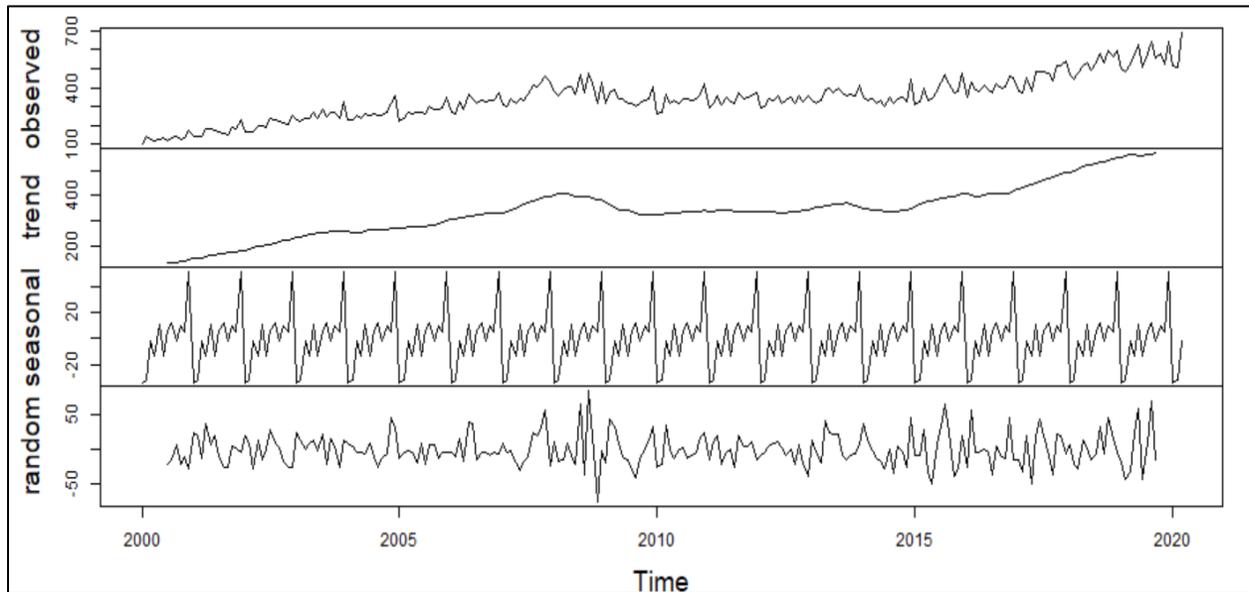


Figura 3. Descomposición de la serie

Al observar el componente tendencial no se ve una línea recta creciente, se presencia un crecimiento inicial seguido de un segmento llano y posteriormente una tercera parte de la serie presenta de nuevo un comportamiento ascendente. Por su parte el componente estacional es observable, lo cual se corresponde con tener datos mensuales con periodicidad anual. Finalmente, el componente aleatorio se muestra creciente a lo largo del tiempo, lo cual indica una creciente variabilidad en la serie.

### 6.3 Cambios Estructurales

Ante lo encontrado en el componente tendencia, resulta conveniente revisar graficas de puntos de quiebre, los cuales indican tramos en los que los parámetros que modelan la serie cambian. Acá se presentan dos tipos de gráficas, una en la cual para ciertos tramos cambia el nivel de la serie, en la otra se observan tramos en los que cambia la tendencia de la serie (Garziano, 2017).

### 6.3.1 Cambio Estructural en Nivel

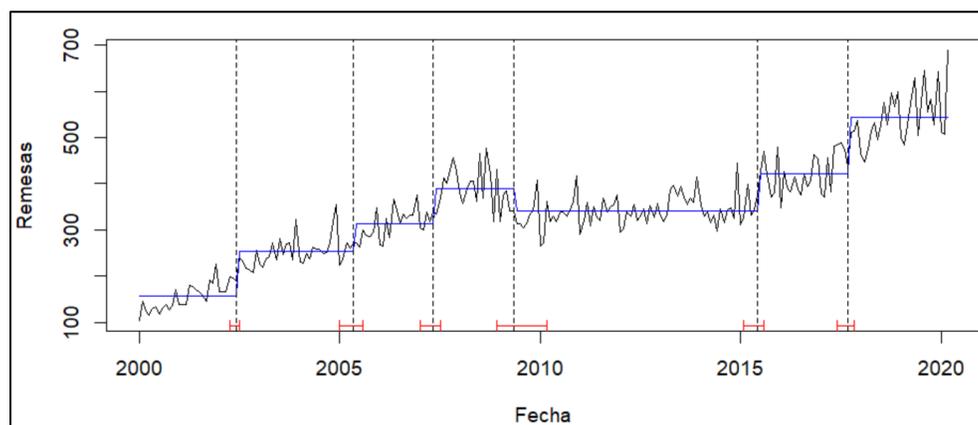


Figura 4. Cambios estructurales en nivel

En esta grafica se presentan seis puntos de quiebre, que a su vez generan siete segmentos de la serie en los cuales hay distinto nivel.

Tabla 3

Segmentos cambios estructurales en nivel

Límite inferior	Límite superior
(2000,1)	(2002,6)
(2002,7)	(2005,5)
(2005,6)	(2007,5)
(2007,6)	(2009,5)
(2009,6)	(2015,6)
(2015,7)	(2017,9)
(2017,10)	(2020,3)

El que no exista un nivel constante y que los parámetros no se mantengan constante, rompe con el supuesto de estacionariedad de media constante y no se corresponde con el filtro lineal de parámetro constante que se desarrolla mediante los modelos tipo ARIMA.

### 6.3.2 Cambios Estructurales en Tendencia

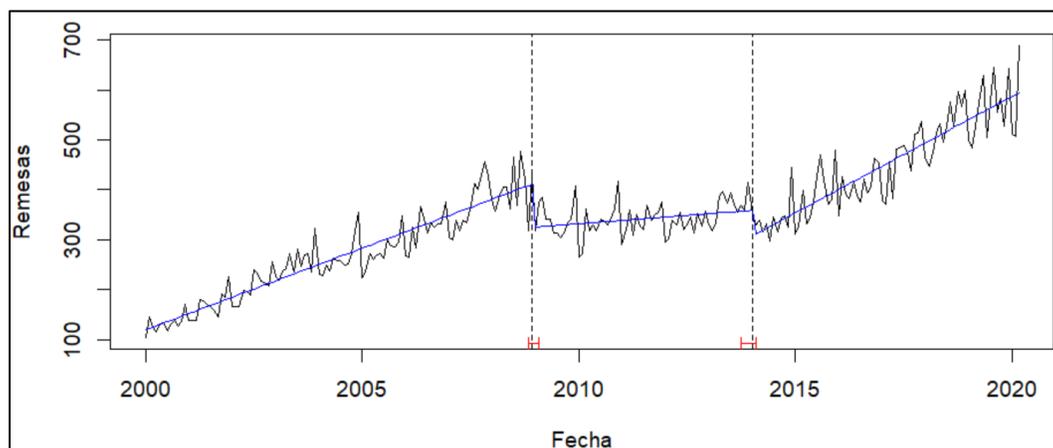


Figura 5. Cambio estructural en tendencia

En esta grafica se presentan dos puntos de quiebre, que a su vez generan tres segmentos de la serie en los cuales hay distinta tendencia.

Tabla 4

Segmentos cambios estructurales en tendencia

Límite inferior	Límite superior
(2000,1)	(2008,12)
(2009,1)	(2014,1)
(2014,2)	(2020,3)

La existencia de tres segmentos que se modelan con distintas tendencias también es contraria a los modelos ARIMA, los cuales generan un filtro lineal con parámetros constantes.

#### 6.4 Detección de Datos Atípicos

Haciendo uso de la función `tso` de la librería `tsutiliers`, se pueden detectar los valores atípicos de la serie. Estos pueden ser del tipo valores atípico-innovadores (IO) los cuales tienen relación con la serie y su efecto y duración dependerá de las características de la misma. También pueden ser independientes de la serie, meros factores exógenos en este caso se clasificarían en: cambios temporales (TC) los cuales tienen un efecto inicial que desaparece gradualmente en el tiempo, valores atípicos aditivos (AO) que generan un efecto inmediato y único en la serie observada, cambios de nivel (LS) producen un cambio tipo escalón tipo abrupto y permanente en la serie (Chen y Liu,1993,p.285) cambios de nivel estacionales (SLS) que generan un tipo de cambio a nivel estacional que no puede ser modelado por los demás tipos descritos(Kaiser y Maravall,1999,p.2).

Tabla 5

Valores atípicos

	<b>Tipo</b>	<b>Dato</b>	<b>Fecha</b>	<b>Estimado</b>	<b>Valor t</b>
1	LS	92	2007:2	68,00	4,408
2	AO	95	2007:11	104,29	4,447
3	AO	105	2008:09	98,91	4,476
4	TC	115	2009:07	-74,30	-3,893
5	TC	160	2013:04	82,78	4,402
6	TC	187	2015:07	87,39	4,598
7	AO	243	2020:3	149,83	5,253

Se obtienen 7 valores atípicos los cuales generan efectos que distorsionan la serie y pueden generar cambios en los parámetros del modelo. Entre ellos está el dato 105 correspondiente al 9 de septiembre del 2008 fecha de la crisis económica, se clasifica como un valor atípico aditivo (AO), lo que sugiere que su efecto sobre la serie es único e inmediato.

### 6.5 Reducción de la Variabilidad

Ante la existencia de una variabilidad creciente en el componente aleatorio, se puede aplicar logaritmo a la serie reduciendo su variabilidad. Gráficamente se observa que la serie en logaritmos tienen una menor variabilidad.

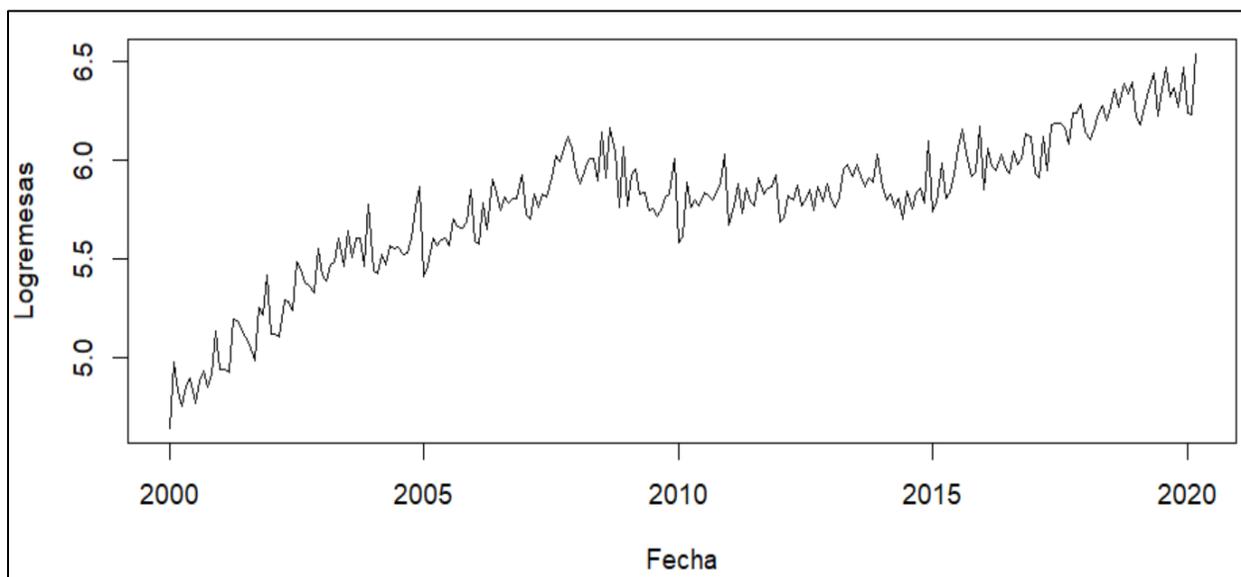


Figura 6. Serie logaritmo de las remesas

## 6.6 Supresión de la Tendencia

Una vez disminuida la variabilidad se suprime la tendencia de la serie de logaritmos de las remesas mediante la diferenciación de esta. La prueba Dickey - Fuller para esta serie tiene un valor  $p$  de 0,01 que indica que es suficiente diferenciar una vez para suprimir la tendencia.

Tabla 6

Prueba Dickey-Fuller para la serie diferenciada en logaritmos

Datos: Primeras diferencias del logaritmo de las remesas		
Dickey-Fuller	Orden rezago	Valor $p$
-8,0837	6	0,01

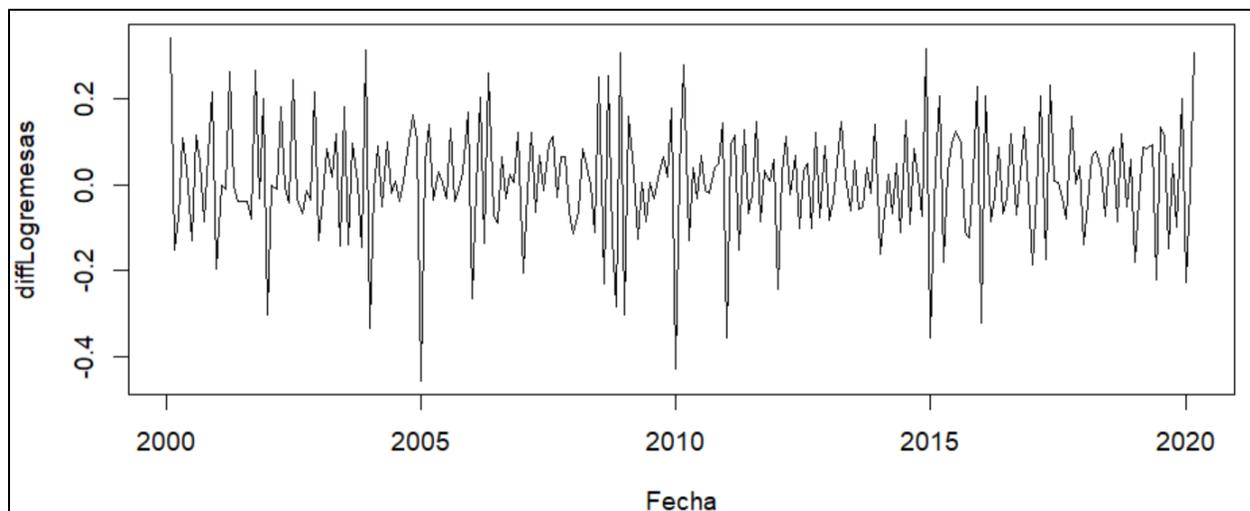


Figura 7. Serie logaritmo de las remesas diferenciada

## 6.7 Modelo SARIMA

Para el modelamiento de la serie mediante un modelo SARIMA se tuvo en cuenta características de la serie descritas anteriormente. Se debe trabajar en con la serie en logaritmos para reducir la variabilidad, la serie tiene tendencia por lo cual debe aplicarse primeras diferencias y existe un patrón estacional que indicaría la necesidad de diferenciar la parte estacional. Sin

embargo, la diferenciación de la parte estacional mostro un empeoramiento en los test de diagnóstico, por lo que se optó como mejor modelo por uno sin diferenciación estacional  $ARIMA(1,1,2)(2,0,0)_{12}$ .

Tabla 7

## Modelos SARIMA

Modelo	AIC	Log. Verosimilitud	Coef. significativos
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	-419,16	212,58	Si
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	-449,27	227,64	Si
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	-444	226	Si
$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	-447,32	227,66	Si
$ARIMA(1,1,2)(2,0,0)_{12}$	-437,43	224,89	Si

Tabla 8

## Modelos SARIMA - Diagnostico

Modelo	Ljung-Box valor p	Shapiro-Wilks valor p
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	6.416e-09	0.003609
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	0.004587	0.01217
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	0.0128	0,0311
$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	0.00543	0.01184
$ARIMA(1,1,2)(2,0,0)_{12}$	0.258	0.0697

Dicho modelo paso la prueba de autocorrelación Ljung-Box con veinte rezagos y de normalidad Shapiro-Wilks. Esto es corroborado por los correlogramas los cuales tienen el comportamiento propio de una serie estacionaria.

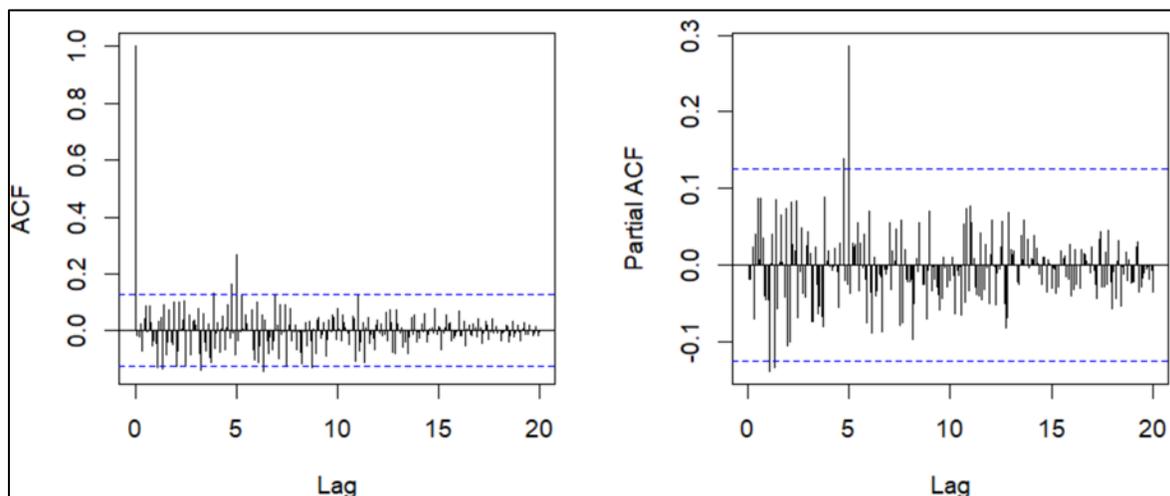


Figura 8. Correlogramas modelo SARIMA

Tabla 9

Significancia de los coeficientes SARIMA

	Estimado	DE	Valor z	Valor p
ar1	-0,825280	0,121747	-6,7787	1,213e-11
ma1	0,214482	0,109343	1,9615	0,04981
ma2	-0,624950	0,069430	-9,0000	<2,2e-16
sar1	0,377700	0,066260	5,7003	1,196e-08
sar2	0,217748	0,067892	3,2072	0,00134

## 6.8 Modelo SARIMA con Intervención

Este modelo consta de un modelo de preblanqueo que consiste en modelar los primeros 104 datos previos a la intervención, una vez se tenga este se realiza el modelo con intervención usando la totalidad de datos.

**6.8.1 Preblanqueo.** Para la elaboración del preblanqueo es decir modelar mediante un modelo SARIMA los primeros 104 datos, se tienen en cuenta los mismos tópicos que en la totalidad de la serie: se trabaja con la serie en logaritmos para reducir la variabilidad, se aplica primeras diferencias para eliminar la tendencia y de igual manera con la parte estacional pues existe un patrón estacional notable. Sin embargo se obtiene que el modelo que mejor permitió modelar la serie no era estacional en la tendencia y tenía deriva,  $ARIMA(0,1,1)(1,0,0)_{12}$  con deriva, este tuvo mejores resultados en los estadísticos AIC y el logaritmo de la verosimilitud que los otros modelos probados.

Tabla 10

Modelos preblanqueo-Diagnostico

Modelo	AIC	Log. Verosimilitud	Coef. significativos
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	-139,21	72,61	Si
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	-153,68	79,84	Si
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	-148,04	78,02	Si
$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	-145,29	77,64	Si
$ARIMA(0,1,1)(1,0,0)_{12}$ con deriva	-176,18	92,09	Si

Tabla 11

Modelos preblanqueo

Modelo	Ljung-Box valor p	Shapiro-Wilks valor p
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	0,00831	0,0155
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	0,3274	0,08435
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	0,1347	0,08663
$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	0,3662	0,00152
$ARIMA(0,1,1)(1,0,0)_{12}$ con deriva	0,9392	0,06644

Dicho modelo paso la prueba de autocorrelación Ljung-Box con veinte rezagos y de normalidad Shapiro-Wilks. Esto es corroborado por los correlogramas los cuales tienen el comportamiento propio de una serie estacionaria.

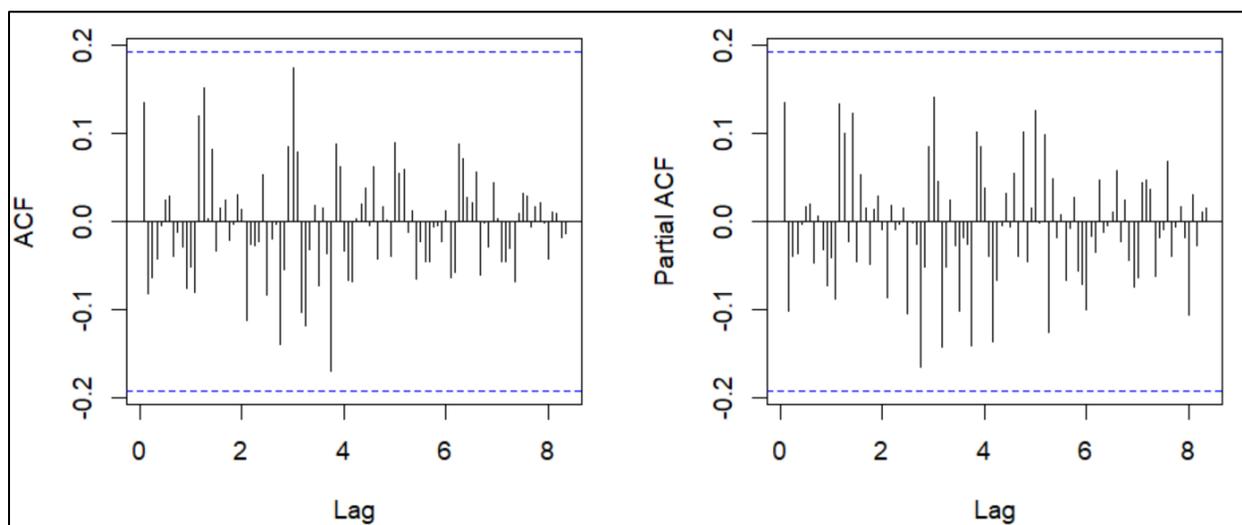


Figura 9. Correlogramas modelo preblanqueo

Se agregan las pruebas de significancia de los parámetros del modelo

Tabla 12

Significancia de los coeficientes modelo preblanqueo

	Estimado	DE	Valor z	Valor p
mal	-0,7923314	0,0713510	-11,1047	<2,2e-16
sar1	0,4444581	0,0910118	4,8835	1,042e-06
deriva	0,0122791	0,0034048	3,6064	0,0003105

**6.8.2 Modelo con Intervención.** Para realizar la intervención se cuenta con el conocimiento de la fecha del acontecimiento septiembre del 2008, lo cual se ve corroborado con el hecho de que este dato fue clasificado como un valor atípico aditivo (AO). Sin embargo, la situación que genero

la crisis tuvo impacto mayor a un mes, en este sentido el quiebre estructural en tendencia, el cual implica un cambio en la tendencia después de un punto, puede hacer una mejor representación. Dado que se obtuvo un cambio en tendencia hasta enero del 2009 se hace necesario el uso de rezagos en la intervención.

A partir de lo anteriormente expuesto se probaron dos modelos con intervención tipo impulso, uno con solo la intervención en el valor atípico aditivo (AO) y otro al que se le adicionaron cuatro rezagos teniendo el segundo mejor desempeño.

Tabla 13

Modelos con intervención

Modelo	AIC	Log. Verosimilitud	Coef. significativos
Valor atípico (AO)	-436,89	221,4	Si
Cuatro rezagos	-444,5	229,5	Si

Tabla 14

Modelos con intervención-Diagnostico

Modelo	Ljung-Box valor p	Shapiro-Wilks valor p
Valor atípico (AO)	0,2116	0,1234
Cuatro rezagos	0,6236	0,1628

Entre los dos modelos el que mejor se ajusta a la serie es el que incorpora cuatro rezagos, indicando que se genera un cambio en la tendencia cuatro meses después de septiembre del 2008. Dado que pasa la prueba de autocorrelación Ljung-Box con 20 rezagos, la prueba de normalidad Shapiro-Wilks y todos los coeficientes significativos puede considerarse un buen modelo.

Tabla 15

Significancia de los coeficientes modelo con intervención

	<b>Estimado</b>	<b>DE</b>	<b>Valor z</b>	<b>Valor p</b>
ma1	-0.639969	0.049589	-12.9054	< 2.2e-16
sar1	0.503552	0.057748	8.7198	< 2.2e-16
T1-AR1	0.084077	0.027561	3.0506	0.002284
T1-AR2	-0.566203	0.024505	-23.1058	< 2.2e-16
T1-AR3	0.121977	0.027767	4.3929	1.119e-05
T1-AR4	-0.927006	0.055895	-16.5847	< 2.2e-16
T1-MA0	0.134493	0.051238	2.6249	0.008668

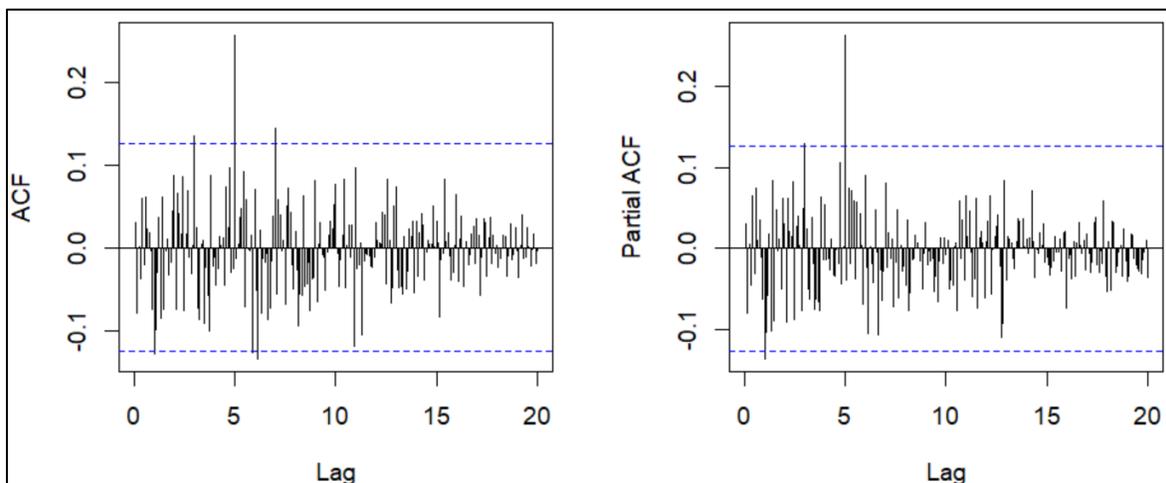


Figura 10. Correlogramas modelo con intervención

En los correlogramas sobresale el rezago 60, de la misma forma que en el modelo SARIMA ordinario, sin embargo, esto no ocurre cuando se modela una parte de la serie como se hizo al modelar los primeros 104 datos. Podría decirse que se trata de un valor atípico el cual afecta el modelamiento de la serie, pero al realizar la intervención, mediante el modelo

ARIMA(0,1,1)(1,0,0)<sub>12</sub> con deriva e intervención, de este rezago sigue destacando en los correlogramas. De lo anterior se extrae que dicho dato no se comporta como un valor atípico por lo cual no tiene el efecto pernicioso que tienen este tipo de datos sobre la serie.

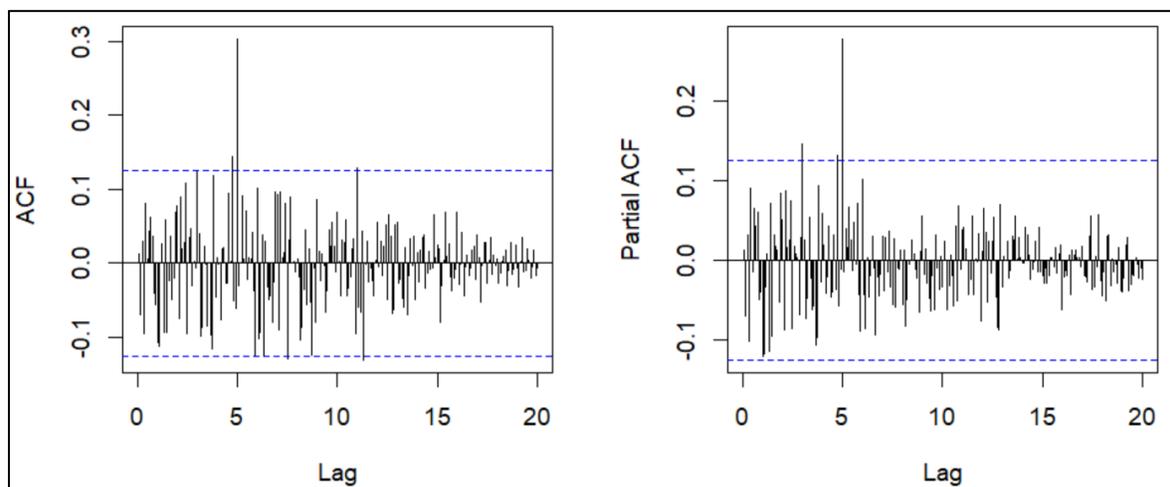


Figura 11. Correlogramas intervención rezago 60

## 6.9 Comparación de Ajuste de los Modelos

Tabla 16

Parámetros de ajuste

Modelo	AIC	Log. Verosimilitud
ARIMA (1,1,2) (2,0,0) <sub>12</sub>	-437,79	224,89
ARIMA (0,1,1) (1,0,0) <sub>12</sub> con deriva e intervención	-444,5	229,25

Los criterios AIC y el logaritmo de la verosimilitud muestran que los datos se ajustan mejor al modelo con intervención, el cual toma en cuenta la crisis económica del 2008.

## 7. Conclusiones

El modelo con intervención presentó un mejor ajuste de acuerdo con los criterios AIC y logaritmo de la verosimilitud, de ahí se infiere que un modelo SARIMA ordinario no puede incorporar adecuadamente el efecto causado por eventos exógenos como la crisis económica del 2008.

El modelamiento de la intervención requirió cuatro rezagos, lo cual hizo que este coincidiera con el segundo segmento de la gráfica de cambio estructural en tendencia. Esta gráfica presenta dos puntos de quiebre y tres segmentos, de lo que se infiere la existencia de otro acontecimiento a inicios del 2014 que genera efectos sobre la serie y debería ser estudiado.

Se mostró la existencia de otros valores atípicos, por lo que estos deberían estudiarse, pues es de esperarse que estos tengan algún tipo de influencia distorsiva en el modelamiento de la serie.

El resultado obtenido se ajusta a la teoría planteada, una baja en la actividad económica conlleva a un aumento en el desempleo de acuerdo con la Ley de Okun, lo cual a su vez reduce el monto de las remesas.

Los eventos exógenos rompen con la estacionariedad bajo la cual deben trabajar los modelos SARIMA, de ahí que cuando se realiza una intervención el modelo ajusta mejor, como se hizo en este trabajo. Esto corrobora la incapacidad de un modelo SARIMA de predecir eventos exógenos como la aparición del Covid-19, el cual al igual que la crisis económica del 2008 implicarían una baja en las remesas como consecuencia de una baja en la actividad económica en los países receptores de migrantes colombianos.

**Referencias Bibliográficas**

- Asobancaria. (2020). *Caracterización de las remesas en Colombia: evolución y perspectivas bajo el nuevo panorama mundial*. Bogotá. Obtenido de <https://www.asobancaria.com/wp-content/uploads/1228VF.pdf>
- Blanchard, O., Amighini, A., & Giavazzi, F. (2012). *Macroeconomía*. Madrid: Pearson.
- Bonilla Mejia, L. (2016). *Choques externos y remesas internacionales en las regiones de Colombia*. Cartagena: Documentos de trabajo sobre economía regional.
- Chen, C., & Liu, L.-M. (1993). Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, 88(421).
- Chung, R. C., Ip, W., & Chan, S. (2009). An ARIMA-Intervention Analysis Model for the Financial Crisis in China's Manufacturing Industry. *International Journal of Engineering Business Management*, 15-18.
- Garavito Acosta , A. L., Collazos Gaitan , M. M., Hernandez Bejarano, M. D., & Montes Uribe, E. (2019). *Migración internacional y determinantes de las remesas de trabajadores en Colombia*. Bogotá: Borradores de Economía.
- Garziano, G. (2017). *Structural Changes in Global Warming*. Obtenido de <https://datascienceplus.com/structural-changes-in-global-warming/>
- Gomez Sanchez, A. M., & Ramirez Gutierrez, Z. (2014). Dinámica económica de las remesas enviadas desde España y Estados Unidos a Colombia entre 2005- 2013. *Apuntes del CENES*, 33(58), 45-82.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometría*. México D.F: McGraw-Hill.
- Kaiser, R., & Marvall, A. (1999). *Seasonal outliers in time series*. Madrid: Banco de España.

- Makatjane, K. D., Molefe, E. K., & Wyk, R. B. (2018). The Analysis of the 2008 US Financial Crisis: An Intervention Approach. *Journal of Economics and Behavioral Studies*, 10(1), 59-68.
- Manayaga, M. C., & Ceballos, R. F. (2019). Forecasting the Remittances of the Overseas Filipino Workers in the Philippines. *International Journal of Statistics and Economics*, 20(3).
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting*. Nueva Jersey: Wiley.
- Novalés, A. (1993). *Econometría*. Aravaca: McGraw-Hill/Interamericana de España, S.A.U.
- Nyoni, T. (2019). *Modeling and Forecasting Remittances in Bangladesh Using The Box-Jenkins ARIMA Methodology*. Harare.
- Rosas Rojas, E., Gámez Arroyo, J., Pérez Ramírez, R., & Baltazar Escalona, J. C. (2017). *Pronóstico de las Remesas Familiares de México 2017. Aplicación empírica mediante Modelos*. Bucaramanga: Universidad Pontificia Bolivariana.