

Modelo ARIMA aplicado al tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017 mediante ventanas temporales deslizantes

Rey Francisco Ayala Castrejón

Universidad Autónoma del Estado de México, México

Christian Bucio Pacheco¹

Universidad Autónoma del Estado de México, México

Resumen

En este trabajo se genera un abanico de pronósticos del tipo de cambio peso-dólar a través de un modelo ARIMA(1,1,1) en el periodo 2016-2017, dicho modelo que se aplica al tipo de cambio peso-dólar se estima de diversas maneras mediante el uso de ventanas temporales deslizantes; asimismo, se identifica la limitante de problemas de cambio estructural y por ende se propone un ajuste óptimo al modelo ARIMA(1,1,1) propuesto, lo cual implica mejorar el pronóstico. La evidencia empírica resalta lo complejo que es realizar un pronóstico con datos que tienen un comportamiento cambiante a través del tiempo y que presentan además problemas de cambio estructural; en este sentido la recomendación y a su vez originalidad del trabajo recae en utilizar mecanismos que ayuden a perfeccionar el pronóstico como en este caso lo fue el uso de ventanas temporales deslizantes y la propuesta de cambio estructural. Se concluye que el pronóstico a 30 días, tanto de ventanas deslizantes como de ventanas deslizantes crecientes por la derecha, es viable, ya que con un intervalo de confianza del 95 % se tienen 12 registros de 30 dentro del rango del valor real del tipo de cambio peso-dólar.

Clasificación JEL: F31, F37, G17, C53, C58, C13

Palabras claves: Tipo de Cambio Peso-Dólar, Pronóstico, Modelos ARIMA, Cambio Estructural

ARIMA model from 2016 to 2017 term implemented to the peso/dollar exchange rate through temporary sliding windows

Abstract

A wide variety of forecasting in the peso/dollar exchange rate through ARIMA(1,1,1) model from 2016 to 2017 has been done in this work, such model was implemented on the peso/dollar exchange rate it is estimated in many different ways through temporary sliding windows. Also, problems of structural change are identified and an optimal adjustment is proposed to the ARIMA(1,1,1) model which allows to give a better forecasting. The empirical evidence highlights the complexity in giving a forecasting with data which specific characteristic is to change through the time, and also with structural change. In such way, the recommendation and the innovation of this research is located in the procedures that help to improve the forecasting like the one for the temporary sliding windows and the structural change proposition. As a conclusion, the 30-day obtained forecast through sliding windows and sliding growing right windows is viable, because with a 95 % confidence interval there are 12 out of 30 registers in the rank of real value of the peso/dollar exchange rate.

¹Dirección (Autor de Contacto): Marfagones 7, Col. Urbi Villa del Rey, C.P. 54680, Huehuetoca, Estado de México, E-mail: cbuciop@uaemex.mx, Celular: +521 55 1177 6381
Orcid.- <https://orcid.org/0000-0002-0860-199X>

*Sin fuente de financiamiento para el desarrollo de la investigación

Abstract

JEL Classification: F31, F37, G17, C53, C58, C13

Keywords: Peso/Dollar Exchange Rate, Forecasting, ARIMA Models, Structural Change

1. Introducción

Los países ejercen su autonomía al determinar la moneda que ha de usarse dentro de su territorio, sin embargo, las interacciones comerciales con otros países que cuentan con su propia divisa piden establecer acuerdos de valoración, es decir, dar una razón de cambio. Esto es sencillo cuando se trata de medidas y se requiere una conversión, pero, no es el caso de las unidades monetarias que presentan variaciones, las cuales son dadas de acuerdo a la situación del país en relación de cuanta inversión atrae del extranjero, niveles de inflación, capacidad de exportación, entre otros.

De este modo los países establecen su régimen cambiario con dos extremos definidos, régimen fijo y régimen flotante, que cuentan con puntos intermedios. Para su implementación se requiere de un punto de referencia que globalmente se ha establecido como el dólar (acuerdo de Bretton Woods), de ahí que las principales transacciones internacionales sean realizadas en dicha divisa.

El comercio entre naciones requiere de acuerdos en relación a la forma de pago, principalmente si este se efectúa entre diferentes divisas, por lo que la paridad está dada como un tipo de cambio. La definición económica del tipo de cambio dice que es la expresión del precio de una moneda con respecto a otra; y, en un momento dado, es el resultado de la interacción de la oferta y la demanda de la moneda en cuestión.

En sentido estricto puede entenderse como una razón de cambio entre divisas, por otro lado, una idea más amplia sobre el tipo de cambio es la siguiente:

El tipo de cambio es el precio al que se valúa la moneda nacional con relación a una moneda extranjera. Resulta de una importancia práctica directa para aquellos comprometidos en transacciones con el exterior, ya sea por comercio o por inversión. También ocupa una posición central en la política monetaria, en la que puede servir como un objetivo, un instrumento o simplemente un indicador (dependiendo del marco de referencia de la política monetaria que se haya escogido). (Latter, 1997).

La política monetaria hace referencia al conjunto de acciones realizadas por el banco central con el fin de mantener el control sobre la disponibilidad, costo del dinero y crédito. Debido a que el tipo de cambio es empleado comúnmente como un indicador de los países, este tiende a ser controlado; en sí, esto radica en el hecho de que el tipo de cambio es una relación de equivalencia entre monedas e influye en las transacciones comerciales, por ende no es conveniente tener indicadores que den una mala imagen del país, principalmente debido a que si se tiene un tipo de cambio subvaluado o sobrevaluado este trae consigo efectos sobre la economía del país.

A pesar de las implicaciones que tienen las decisiones de los países, estos son libres de elegir el tipo de cambio que se empleara para su moneda, dando lugar a una gran variedad en cuanto a tipo de cambio se refiere, con lo cual se deberán ajustar las transacciones respecto a otras divisas. Cabe mencionar que los países también son libres de migrar de un tipo de cambio a otro dependiendo de sus capacidades y necesidades, con el fin de mantener una estabilidad en el país.

En 2017 en México las importaciones fueron de 417.3 miles de millones de pesos, 37.22% del PIB, y las exportaciones fueron de 406.5 miles de millones de pesos, 35.26% del PIB. Lo anterior demuestra que la interacción internacional es incuestionable, ello nos lleva a que el conocimiento futuro del tipo de cambio

es de vital importancia dado que condiciona parte del devenir económico del país en términos comerciales. En este sentido, y no solo debido a la cercanía que se tiene con Estados Unidos de Norteamérica como país vecino, sino también por ser este el principal socio comercial de México, y tomando como referencia que la mayoría de las operaciones internacionales que realiza México se realizan en dólares, es que se realiza en este trabajo la estimación y análisis del pronóstico del tipo de cambio peso-dólar.

Asimismo, también es importante considerar a las remesas que las familias de nuestro país reciben de sus familiares que se encuentran en Estados Unidos, las cuales en 2017 ascendieron a 30,290.54 millones de dólares. Su importancia nos la expresa Castillo (2001):

Los resultados sugieren una elasticidad positiva de largo plazo de las remesas con respecto al PIB de Estados Unidos de casi tres puntos, una elasticidad negativa cercana a la unidad con respecto al PIB de México y una elasticidad negativa con respecto al tipo de cambio.

De igual manera, es de gran importancia el mercado de divisas también conocido como mercado Forex (Foreign Exchange), principalmente debido a que este mercado tiene el cometido de facilitar las operaciones y las inversiones entre países; cabe mencionar, este mercado tiene la característica de ser uno de los mercados más líquidos en donde se destaca que en promedio se tiene un volumen de transacciones de 5.1 billones de dólares diarios.

Por todo lo anterior, el objetivo del presente estudio se centra en generar un abanico de pronósticos del tipo de cambio pesos por dólar estadounidense, fecha de determinación FIX en el período 2016-2017. Cabe decir, para el caso particular de México a partir del 22 de diciembre de 1994 se adoptó el régimen de libre flotación, lo cual hace que nuestra moneda dependa del mercado de cambios. De ahí surge la necesidad de predecir su comportamiento, como medio para tener una visión a futuro en un aspecto general.

Para realizar el pronóstico, en este trabajo se utilizan modelos de series de tiempo ARIMA(p,d,q), los modelos ARIMA(p,d,q) son una representación matemática de una serie temporal que permite capturar las características de un fenómeno real a partir de la información contenida en los datos y posteriormente generar un pronóstico, basándose únicamente en los datos de entrada; ante tal circunstancia, en este trabajo se proponen en particular modelos ARIMA(1,1,1) con implementación de ventanas temporales deslizantes; i.e., se aplica a cada ventana un modelo ARIMA(1,1,1) capturando la información que proporciona y posteriormente con la conjunción de dicha información, generar el pronóstico. Asimismo, dadas las características del comportamiento de la serie temporal del tipo de cambio peso-dólar en el horizonte temporal bajo análisis 2016-2017, se identifican problemas de cambio estructural y se propone un ajuste óptimo que permite mejorar el pronóstico. En sí, lo novedoso del trabajo recae en el uso de mecanismos que ayuden a perfeccionar el pronóstico como en este caso lo es el uso de ventanas temporales deslizantes y el ajuste tomando en cuenta el cambio estructural.

El trabajo está conformado por cinco apartados; en el segundo, se presenta una revisión especializada de la literatura; en el tercero, se especifica la metodología utilizada; en el cuarto, se aplica la metodología y se genera el análisis de resultados; y por último en el quinto, se tienen las conclusiones de esta investigación.

2. Revisión de la literatura

En la actualidad se cuenta con diversas metodologías de pronóstico, las cuales son herramientas fundamentales para la toma de decisiones. Particularmente estas metodologías de pronóstico han tenido gran auge debido al desarrollo tecnológico. Cabe mencionar, se tiene un vasto número de variables que precisan tener conocimiento sobre su comportamiento futuro, por ende la importancia de las metodologías de pronóstico y su correcta aplicación. En lo que refiere a este trabajo de investigación solamente atenderemos el pronóstico

del tipo de cambio, en específico el tipo de cambio peso-dólar; y a la metodología de pronóstico de series temporales de modelos ARIMA. Al respecto se elabora una breve revisión de la literatura.

En Galán (2014) se examina la paridad peso-dólar y se formula su respectivo pronóstico a través de un modelo ARIMA, se comprueba que la volatilidad observada en la paridad cambiaria se debe a factores externos de tipo financiero, como la crisis subprime, las decisiones de política monetaria de la Reserva Federal de Estados Unidos, así como la inestabilidad financiera provocada por otros factores; se establece que el pronóstico realizado a partir del modelo ARIMA que se propuso se debe interpretar como una tendencia que está condicionada a los diferentes factores estocásticos que ocurren tanto a nivel real como a nivel financiero tanto de la economía mexicana como del entorno internacional. En De la Oliva et al. (2016) se aplica un conjunto de modelos autorregresivos para pronosticar el tipo de cambio EUR/USD basándose en la metodología Box- Jenkins; el principal resultado del estudio es que, tanto para datos fuera como dentro de la muestra, las especificaciones MA y ARIMA resultan buenas para predecir la trayectoria futura de la tasa de cambio EUR/USD. Por su parte, en Guzmán (2006) se construye un modelo para predecir el comportamiento del tipo de cambio spot para la economía mexicana, planteando un modelo de corto plazo y largo plazo, sustentado económicamente por cointegración, causalidad, y vectores autorregresivos; el resultado encontrado en el pronóstico destaca que se tienen un buen desempeño tanto dentro de la muestra como fuera de ella. En otro estudio similar, tomando en cuenta el corto y el largo plazo, Salazar (2011) indaga la variable tipo de cambio peso/dólar a través de modelos series de tiempo de memoria corta y memoria larga, comparando los resultados para determinar cuál es la mejor alternativa, donde realiza modelos de memoria corta ARIMA y GARCH, y modelos de memoria larga ARFIMA o FARIMA y FIGARCH; en dicho análisis se concluye que los modelos que mejores resultados arrojan, son los modelos que aceptan la varianza no constante en el tiempo, i.e, los modelos GARCH y FIGARCH. Asimismo, en Salazar y Venegas (2015) se analiza la dinámica del tipo de cambio con respecto al dólar para varias economías con el propósito de encontrar evidencia de memoria larga utilizando tres métodos de detección de memoria larga conjuntamente a un modelo ARFIMA; se concluye que el tipo de cambio de los países China, Chile, Islandia, Israel, México y Turquía fue el que mostro consistencia en todas las pruebas de memoria larga.

Referente a modelos de series de tiempo con aplicaciones de ventanas deslizantes y cambios estructurales los cuales se asemejan a la metodología propuesta en este trabajo tenemos los siguientes: en Noriega y Medina (2003) se indaga si el tipo de cambio real peso/dólar se revierte a un valor de equilibrio de largo plazo mediante un modelo de Diferencia Estacionaria (DS) con la inclusión de cambios estructurales en la serie de tipo de cambio que se analiza; se concluye que el tipo de cambio real peso/dólar fluctúa estacionariamente alrededor de un nivel de largo plazo durante 70 años. Por su parte en Açık, Sağlam, y Tepe (2019) se investiga la relación causal variante a través del tiempo entre el tonelaje de contenedores manejados en los puertos turcos y los principales tipos de cambio de la moneda turca (USD/TL y Euro/TL), para ello se hace uso de un conjunto de submuestras establecidas por un proceso de ventanas deslizantes y un proceso de remuestreo, y previo al análisis de causalidad se determina el modelo ARIMA que es más apropiado a través del criterio de información de Akaike; se concluye que en algunos períodos de la muestra se tienen la identificación de relaciones causales significativas de los tipos de cambio hacia el volumen de contenedor manejado en los puertos turcos y que particularmente, existe una causalidad significativa en el tonelaje de contenedores manejado por el aumento excesivo del tipo de cambio en los últimos períodos. Asimismo, en Lozinskaia y Saltykova (2019) se estudia cómo influyen diversos factores fundamentales (índices de los mercados bursátiles extranjeros, precio del petróleo, tipo de cambio y tasas de interés en Rusia y EE. UU.) al mercado bursátil ruso, para ello se estima un conjunto de modelos ARIMA-GARCH (1,1) implementados con ventanas móviles y con análisis de inestabilidad estructural en las series (pruebas de cambio estructural, Quandt-Andrews y Bai-Perron); se concluye que existen múltiples rupturas asociadas con caídas dramáticas

en el índice bursátil ruso y se establece que los resultados de los modelos varían notablemente dependiendo del horizonte temporal y de las rupturas estructurales encontradas.

También existen estudios complementarios a los modelos de series temporales, ejemplo de ellos es el de Andrada et al. (2004) en donde se realiza un análisis de predicción del tipo de cambio dólar-euro a través de predictores no lineales denominados predictores por analogías; en su análisis se resalta que el pronóstico que se obtiene se comporta marginalmente mejor que los predictores lineales como el generado a través del modelo ARIMA o del modelo de paseo aleatorio. Por su parte, en Vásquez (2018) se estima un modelo mediante la metodología de Box y Jenkins y Redes Neuronales Artificiales para pronosticar el precio del tipo de cambio del sol peruano versus el dólar; se deduce que el uso conjunto de los modelos ARIMA y los modelos de Redes Neuronales Artificiales es factible en la obtención de un buen pronóstico.

Asimismo, se tienen estudios sobre que induce al tipo de cambio peso-dólar y que induce el tipo de cambio peso-dólar, en este sentido en Ibarra et al. (2017) se realiza una investigación en donde se determina la influencia del diferencial de las tasas de interés MX-USA y la cuenta financiera de la balanza de pagos, sobre el tipo de cambio nominal, y se identifica la existencia de cambio estructural durante el horizonte temporal que se propone; en dicho estudio se encuentra evidencia parcial de que el diferencial de tasas de interés y la cuenta financiera explican las fluctuaciones del tipo de cambio nominal, se concluye que los flujos de capitales internacionales y la evolución de tipo de cambio, ha sufrido un cambio estructural a partir de la crisis subprime. Por su parte, en López-Herrera, Cabello y Ortiz (2019) a través de un modelo de retrasos distribuidos autorregresivos (Autoregressive Distributed Lag Model, ADRL) se destaca la relevancia de un conjunto de variables financieras con respecto a la actividad económica mexicana; se concluye que existe una relación de largo plazo entre un grupo del conjunto de variables financieras que seleccionaron y la actividad económica mexicana, cabe decir, una de las variables de relevancia es el tipo de cambio peso-dólar. Asimismo, en García, López-Herrera y Cruz (2018) se indaga sobre la incidencia que tiene un grupo de variables macroeconómicas hacia el mercado crediticio, en dicho estudio se analizan ciclos de Kitchin y Juglar en México vía la implementación econométrica de causalidad, cointegración y la sincronización de frecuencias, cabe mencionar que los ciclos económicos que se analizan son de corto y largo plazo; se destaca que el tipo de cambio peso-dólar tiene ciclos de corto plazo de 3.5 años sobre el PIB.

A través de esta breve revisión de literatura se deduce la relevante importancia que tiene el pronóstico del tipo de cambio, asimismo se resalta la importancia que tiene el tipo de cambio con respecto a otras variables, al inducir o ser inducido por otras variables. Cabe decir, en este trabajo solo nos enfocamos en el pronóstico del tipo de cambio peso-dólar, para ello hacemos uso del modelo ARIMA con la característica de un ajuste de cambio estructural debido a las características del tipo de cambio peso-dólar.

3. Metodología

3.1. Series de tiempo

Las características de nuestro objeto de estudio parten de un proceso estocástico el cual Rincón (2012) lo define como: “Un proceso estocástico es una colección de variables aleatorias $X_t : t \in T$ parametrizada por un conjunto T , llamado espacio parametral, en donde las variables toman valores en un conjunto S llamado espacio de estados.”

Ahora bien si registramos las observaciones de dicho proceso tendríamos entonces una serie parametrizada por el tiempo, a lo que comúnmente se le conoce como serie de tiempo. Una serie de tiempo observada, es decir, el conjunto de sus valores o datos conocidos, se acostumbra llamar una realización del proceso estocástico. Esto es, la realización es una de todo el conjunto de posibles secuencias o resultados del proceso. Se le llama

de esta forma porque, si el fenómeno pudiera ocurrir de nuevo (lo cual en la mayoría de los casos reales es imposible), se supone que se obtendrían resultados diferentes, es decir, una realización distinta.

Por su parte en Box y Jenkins (1976) se describe a una serie de tiempo como:

Una serie de tiempo es un conjunto de observaciones generadas secuencialmente en el tiempo. Si el conjunto es continuo, se dice que la serie de tiempo es continua. Si el conjunto es discreto, se dice que la serie de tiempo es discreta. Por lo tanto, las observaciones de una serie temporal discreta realizada en el tiempo $T_1, T_2, T_3, \dots, T_N$ se pueden denotar mediante $Z(T_1), Z(T_2), Z(T_3), \dots, Z(T_N)$.

Manteniendo estas ideas en González Videgaray (2011) se concibe a la serie de tiempo como:

Una colección de observaciones cronológicas, es decir, generadas en forma secuencial a través del tiempo. Los datos recabados se ordenan con respecto al tiempo y las observaciones sucesivas suelen ser independientes entre sí, en sí como un proceso estocástico con espacio de estados S continuo o discreto y espacio paramétrico T que también puede ser continuo o discreto.

El objeto del análisis de series de tiempo es entonces describir el proceso teórico que subyace a la serie de tiempo, en forma de un modelo matemático que contenga propiedades similares al proceso real. Esto nos permite entender mejor dichas propiedades y, sobre todo, elaborar pronósticos con alto grado de precisión y confiabilidad.

De aquí en adelante la serie de tiempo la denotaremos como Y_t . El valor particular Y_t representa la t -ésima observación, es decir, el valor que presentará la serie de tiempo en el momento t .

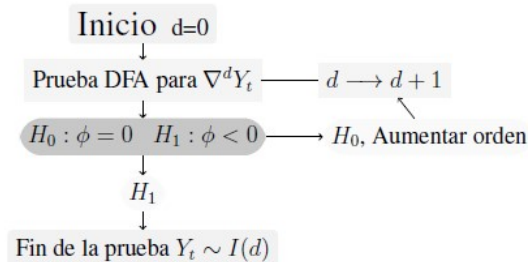
3.2. Modelo autorregresivo integrado y de medias móviles (ARIMA)

Los modelos Autorregresivos Integrados y de Medias Móviles (ARIMA) pueden ser vistos como una generalización de los modelos ARMA (Autorregresivos y de Medias Móviles). Se agrega un elemento diferenciador dado por la letra I basado en un estudio realizado por Yaglom (1958), quien sugirió que un tipo de no estacionariedad mostrado por algunas series de tiempo, podía representarse mediante la toma sucesiva de diferencias de la serie original. Esto le otorga gran flexibilidad de representación a los modelos ARMA, puesto que en realidad lo que se hace al aplicar el operador diferencia ∇^d es eliminar una posible tendencia polinomial de orden d , que está presente en la serie a analizar.

Si se tiene un proceso \bar{Y}_t el cual no presenta estacionariedad debido a una tendencia polinomial no determinista (a la que se le denomina no estacionariedad homogénea) es posible construir el proceso estacionario X_t .

$$X_t = \nabla^d \bar{Y}_t \quad \forall t \quad (1)$$

La gráfica 1 muestra el proceso que se realiza para encontrar el valor d que ayude a estacionarizar la serie.



Gráfica 1. Proceso simple de búsqueda de estacionariedad

Fuente: Sabau (2011).

Dentro del modelo ARIMA el término integrado se refiere a que Y_t se obtiene de la relación (1) por inversión del operador ∇^d , dando como resultado una suma infinita (o una integración) de términos X_t .

La estructura general de los modelos ARIMA(p,d,q) está dada por p, elementos autorregresivos, d, el término de diferenciación, y q+1, número de elementos dados por errores aleatorios, y su representación se muestra en la siguiente ecuación,

$$\nabla^d Y_t = \phi_1 \nabla^d Y_{t-1} + \phi_2 \nabla^d Y_{t-2} + \dots + \phi_p \nabla^d Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

3.2.1. Modelo ARIMA(1,1,1)

Consideremos el caso particular del modelo ARIMA(1,1,1), el cuál se muestra a continuación,

$$\nabla Y_t = \phi_1 \nabla Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

haciendo un cambio de variable dado por $\nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1} = X_t$, se tendría como resultado un proceso ARMA(1,1), dado por la ecuación,

$$\nabla Y_t = \phi_1 \nabla Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$Y_t - Y_{t-1} = \phi_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

de este modo se tendrían las consideraciones de estacionariedad del modelo ARMA(1,1) para un modelo ARIMA(1,1,1), como caso particular.

3.3. Cambio estructural

Las series temporales son una mezcla de factores o componentes, los cuales al ser identificados ayudan en gran medida a la modelación de la serie. Los componentes son: tendencia, cambio sistemático en el patrón de los datos; variación estacional, patrón de comportamiento que se repite en periodos menores o iguales a un año; ciclo, patrón repetitivo con periodo mayor a un año y fluctuación aleatoria.

En ocasiones las series presentan cambios abruptos en sus componentes, lo que genera complicaciones al momento de tratar de ajustar un modelo que las describa. Ésta condición en las series temporales es conocido como cambio estructural, sobre el cual Pérez (1995) nos dice: “El cambio de estructura es un fenómeno temporal, es decir, recoge la evolución del fenómeno económico a través del tiempo mediante las alteraciones en las relaciones de las variables que lo integran.”

La forma en que se da tratamiento al cambio estructural es muy variado, Pérez (1995) lo aborda sobre modelos de regresión, mientras Sánchez (2008) sobre series de tiempo.

3.3.1. Variable ficticia

Bajo el planteamiento tradicional el efecto de un cambio en una serie temporal representado por $g(t)$ puede ser capturado por una variable ficticia explicativa $I_d(t)$ que refleja la persistencia o transitoriedad del evento, con w_0 que equivale al impacto inicial de la perturbación y β_t como parámetro que acompaña a la variable explicativa y determina la forma dinámica de dicha perturbación, Box y Tiao (1975).

$$g(t) = w_0 * \beta_t * I_d(t)$$

Partiendo de esto, un evento transitorio puede ser modelado del tipo pulso, representando entonces un cambio en un instante de tiempo d desapareciendo sin alterar el comportamiento de la serie. Para este caso tendríamos:

$$I_d(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t = d \\ 0 & \text{si } t \neq d \end{cases}$$

Por otro lado un evento permanente se modela mediante una variable explicativa del tipo escalón o salto, que es usada para representar cambios en un instante del tiempo cuyo efecto ejerce una influencia sostenida sobre la serie, modificando su comportamiento y ahora se tendría:

$$I_d(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \geq d \\ 0 & \text{si } t < d \end{cases}$$

3.3.2. Cambio estructural sobre el modelo ARIMA(1,1,1)

Tomando estas consideraciones, bajo la idea que el cambio estructural se presenta sobre la serie con las consideraciones de Pérez (1995), la aplicación en el modelo ARIMA(1,1,1) afecta a la parte autorregresiva (con $w_0 = \nabla Y_{t-1}$) como se muestra en la siguiente ecuación,

$$\nabla Y_t = \phi_1 \nabla Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_1 I_d(t-1) \nabla Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

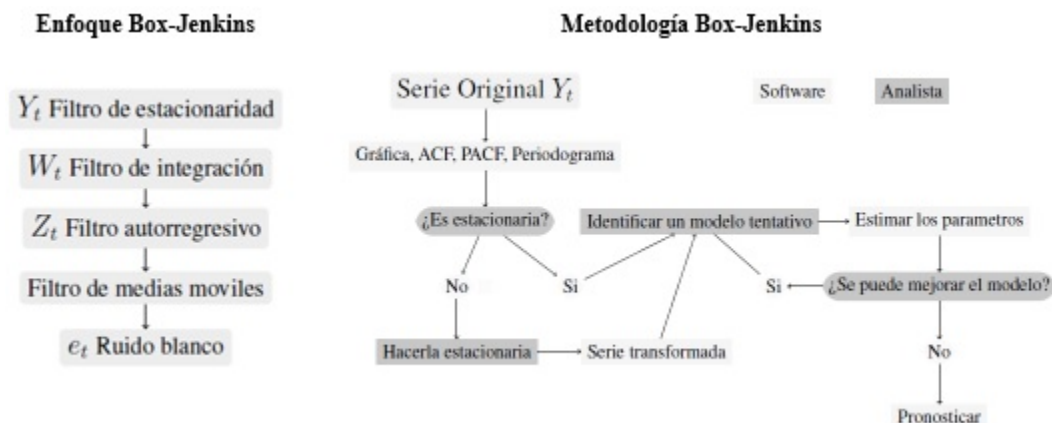
La tendencia de una serie es el componente usual sobre el cual se presenta el cambio estructural, ante tal situación Pérez (1995) propone agregar una variable tendencial (t) que recoja el transcurso del tiempo. Por cuestiones prácticas y dado que la variable ficticia es endógena, sustituimos $\beta_1 = \phi_1'$ y tenemos,

$$\nabla Y_t = \phi_1 \nabla Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_1' I_d(t-1) \nabla Y_{t-1} (t-1) + \varepsilon_t \quad (5)$$

3.4. Metodología Box-Jenkins

La metodología Box-Jenkins radica en la extracción de movimientos predecibles de los datos observados y separarlos de la parte que no es predecible o que resulta aleatoria. La serie de tiempo está integrada por varios componentes, en ocasiones también llamados filtros, debido a que la esencia de este método consiste en detectar los distintos componentes y separarlos usando los “filtros” que corresponden, hasta obtener residuales no predecibles que presentan un comportamiento con poca influencia en el resultado y con semejanza al ruido blanco, $N \sim (0, 1)$.

El enfoque Box-Jenkins hace principalmente uso de tres filtros lineales: el autoregresivo, el de integración y el de medias móviles, y la metodología Box-Jenkins recae en el uso de ese enfoque, principalmente tomando en cuenta una serie de pasos: 1. Identificación del modelo ARIMA(p,d,q); 2. Estimación de los parámetros involucrados en el modelo; 3. Verificación de la optimalidad del modelo; y 4. Uso del modelo (realización del pronóstico). Se puede observar el enfoque y la metodología Box-Jenkins en la gráfica 2.



Gráfica 2. Enfoque y Metodología Box-Jenkins

Fuente: González Videgaray (2011).

3.5. Ventanas temporales deslizantes

En este estudio se trabaja con una entrada que es fragmento definido de nuestro proceso inicial, el cual tiene una dimensión establecida y constante de modo que pueda ser un proceso *ceteris paribus*, siendo así que lo único que va cambiando será la entrada.

El esfuerzo de cálculo se puede limitar fijando una distancia máxima $w \geq t - t_i$. Si a esta distancia se le asigna un valor constante, se dice que se está utilizando una ventana temporal deslizante de longitud $w : Y_r(t|t-w), Y_r(t+1|t+1-w)$, Armengol, Vehí, Sainz y Herrero (2002).

Teniendo una serie de tiempo Y_t , con $t = 1, 2, \dots, m, \dots, N$, una ventana temporal de la serie Y'_t es una sub-serie que cuenta con m observaciones, por ejemplo, Y'_t con $t = 1, 2, \dots, m$.

El método de ventanas temporales deslizantes está dado por la implementación de un modelo temporal realizado sobre las ventanas temporales de un numero constante de observaciones m , dadas por $(Y'_t : t = 1, 2, \dots, m), (Y''_t : t = 2, 3, \dots, m+1), (Y'''_t : t = 3, 4, \dots, m+2), \dots, (Y_t^{n-1'} : t = N-m, N-m+1, \dots, N-1), (Y_t^{n'} : t = N-m+1, N-m+2, \dots, N)$, sub-series de la serie principal $(Y_t : t = 1, 2, \dots, m, \dots, N)$, con $n = N - m + 1$ número de ventanas posibles de m elementos, de modo que nos permite tener un registro de los resultados del modelo aplicado a diferentes valores de entrada, dados por fragmentos en una secuencia ordenada, de una serie temporal principal.

3.5.1. Ventanas temporales deslizantes crecientes

Otra forma de hacer uso de ventanas temporales en un proceso iterativo será mediante la amplitud de la misma, es decir se toma una ventana inicial Y'_t , estableciendo uno de sus extremos como fijo se comienza el proceso agregando el dato próximo al extremo de la ventana que no hemos establecido fijo y así sucesivamente; de este modo podemos hacer una ventana temporal creciente por la derecha o la izquierda.

Ventanas temporales deslizantes crecientes por la derecha

El método de ventanas temporales crecientes por la derecha está dado por la implementación de un modelo temporal realizado sobre las ventanas temporales de un número inicial de observaciones m , dadas por $(Y'_t : t = 1, 2, \dots, m), (Y''_t : t = 1, 2, \dots, m+1), (Y'''_t : t = 1, 2, \dots, m+2), \dots, (Y_t^{n-1'} : t = 1, 2, \dots, N-1), (Y_t^{n'} : t = 1, 2, \dots, N)$, sub-series de la serie principal $(Y_t : t = 1, 2, \dots, m, \dots, N)$, con $n = N - m + 1$ número de ventanas posibles de m elementos en la ventana inicial que aumentan hasta la última ventana

con N elementos, es decir, aplicado a la serie principal. De este modo, nos permite tener un registro de los resultados del modelo aplicado a diferentes valores de entrada, crecientes por la derecha, dados por fragmentos en una secuencia ordenada que se mueve sobre la serie temporal principal.

Ventanas temporales deslizantes crecientes por la izquierda

De manera similar podemos establecer el método de ventanas temporales crecientes por la izquierda. Bajo la idea de movernos sobre toda la serie principal tomamos como punto de anclaje el final de nuestra serie principal, de este modo tenemos las ventanas con un número inicial de observaciones m , dadas por $(Y'_t : t = N - m + 1, N - m + 2, \dots, N)$, $(Y''_t : t = N - m, N - m + 1, \dots, N)$, $(Y'''_t : t = N - m - 1, N - m, \dots, N)$, \dots , $(Y_t^{n-1} : t = 2, 3, \dots, N)$, $(Y_t^{n'} : t = 1, 2, \dots, N)$, sub-series de la serie principal $(Y_t : t = 1, 2, \dots, m, \dots, N)$, con $n = N - m + 1$ número de ventanas posibles de m elementos en la ventana inicial que aumentan hasta la última ventana con N elementos.

4. Análisis de resultados

La serie de tiempo en cuestión corresponde a los registros de los valores que toma el tipo de cambio peso-dólar, cuyos datos fueron obtenidos de Banxico, con observaciones diarias, no son considerados los fines de semana ni días festivos por lo que los registros correspondientes a un año cuentan con 251 observaciones. Solo se considera un periodo de 2 años, iniciando en enero de 2016 y terminando en diciembre de 2017, de modo que la serie de tiempo cuenta con 503 observaciones, $Y_t : t = 1, 2, \dots, 503$. La representación gráfica de esta serie se muestra en la gráfica 3.

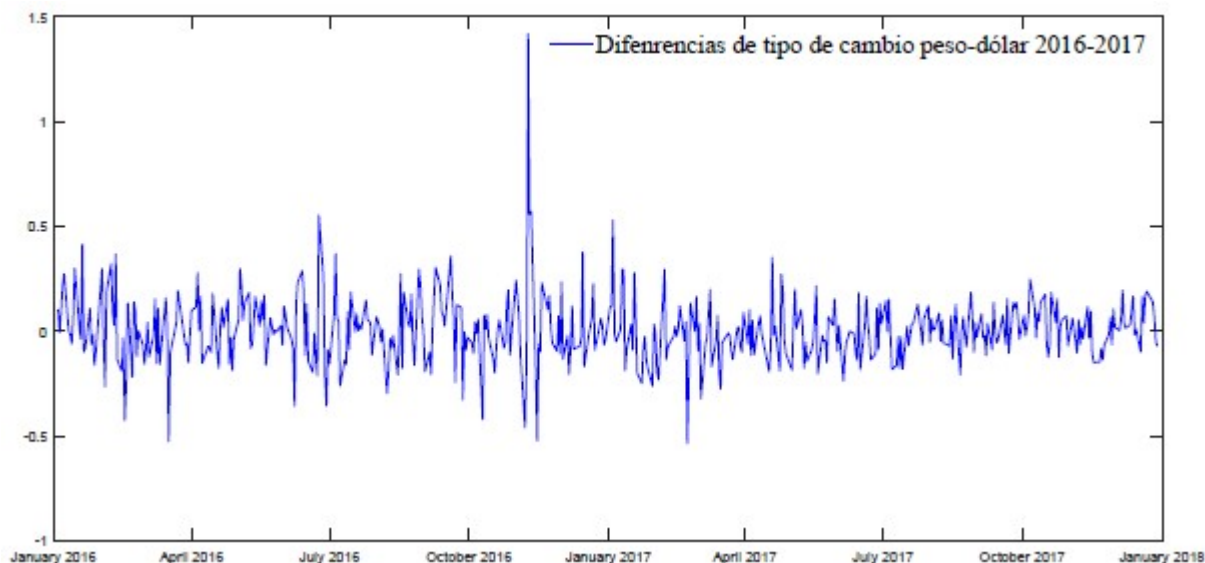


Gráfica 3. Tipo de cambio peso-dólar, en el periodo 2016-2017

Fuente: Elaboración propia con datos de Banxico.

Puede identificarse en la gráfica un gran salto en noviembre de 2016, para ser más específicos el 09 de noviembre de 2016, que se ubica en $Y_{217} = 19,925$. Cabe señalar que resulta ser un caso atípico, ya que si

lo vemos mediante el efecto de diferencias (∇), es decir la variación neta que presenta un punto respecto a su antecesor inmediato, en particular para la observación 217 este valor es de 1.4161, lo cual casi triplica el segundo valor máximo de estas diferencias (0.5699). Por esta razón es conveniente dar tratamiento a la serie, una vez identificada la observación 217 que es un valor atípico dentro de la serie. La gráfica 4 da cuenta de lo anterior, mostrando el comportamiento en primera diferencia del tipo de cambio peso-dólar.



Gráfica 4. Primera diferencia del tipo de cambio peso-dólar 2016-2017

Fuente: Elaboración propia.

Una vez identificado el problema de cambio estructural se opta por elegir un modelo ARIMA(p,d,q) con la consideración de cambio estructural de efecto en tendencia, como se muestra en la siguiente ecuación,

$$\nabla^d Y_t = \phi_1 \nabla^d Y_{t-1} + \dots + \phi_p \nabla^d Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \phi'_1 I_d(t-1) \nabla Y_{t-1}(t-1) + \varepsilon_t \quad (6)$$

Una vez elegido el modelo se procede a delimitar el valor de sus componentes², es decir los valores para p, d, y q.

Como primer paso, siguiendo la metodología Box-Jenkins, en la búsqueda de los valores para los parámetros, se busca inicialmente el valor que corresponde a la serie en el parámetro d, recordando que para la estimación óptima de un modelo ARIMA la serie temporal debe ser estacionaria. Para ello se aplican pruebas de raíces unitarias para comprobar en qué nivel del parámetro d la serie cumple con estacionariedad. La Tabla 1 muestra las pruebas de raíces unitarias que ayudan a la determinación del parámetro d.

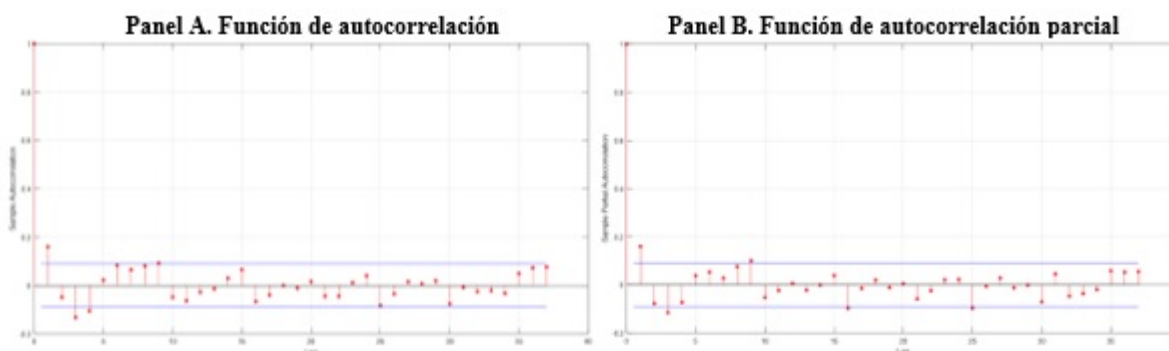
Tabla 1. Pruebas de Raíces Unitarias al tipo de cambio peso-dólar 2016-2017.

Prueba	Tipo de cambio 2016-2017, d = 0		Tipo de cambio 2016-2017, d = 1	
	ADF	PP	ADF	PP
Orden p	0.8317699	0.8317699	0.001	0.001
Con intercepto	0.3096665	0.3096665	0.001	0.001
Con tendencia	0.6173272	0.6173272	0.001	0.001

Fuente: Elaboración propia.

²Salazar y Venegas (2015) ofrecen un punto de referencia, dado que realizan un estudio sobre los valores óptimos para el parámetro d sobre la serie del tipo de cambio.

Y para la determinación de los valores p y q hacemos uso de las funciones de autocorrelación y de autocorrelación parcial. La función de autocorrelación (ACF) se trunca en el punto que corresponde a $k = q$, para la parte MA del modelo; en cambio, para el caso de la función de autocorrelación parcial (PACF) se trunca en $k = p$, correspondiente a la parte AR. Éstas funciones se aplican a la serie en diferencia del tipo de cambio peso-dólar 2016-2017, la gráfica 5 da cuenta de ello. En la gráfica 5 Panel A destaca el punto $k = 1$ en la ACF, por lo tanto esto nos indica un valor de $q = 1$; para el caso de la PACF en la gráfica 5 Panel B sobresale el punto $k = 1$, con una magnitud similar que la de $k = 1$ de ACF e indica un valor de $p = 1$.



Gráfica 5. Función de autocorrelación y función de autocorrelación parcial de la serie en diferencia del tipo de cambio peso-dólar 2016-2017

Fuente: Elaboración propia.

Con estos resultados se puede argumentar que el modelo que se ajusta a la serie es del tipo ARIMA(1,1,1). Quedando así la estructura del modelo como se muestra en la ecuación 7.

Al valorar a $I_d(t)$ del tipo pulso se tiene cierta restricción en esta técnica, ya que en particular ahora se consideraría a la serie en dos secciones, antes del cambio y después del cambio. Al igual que para los parámetros p , d y q , del modelo, se identifica el valor d que nos indicará el punto del tiempo en el que sucede y/o inicia el cambio estructural, que en este caso ya se ha mencionado y corresponde a el punto 217.

$$\nabla Y_t = \phi_1 \nabla Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \phi'_1 I_d(t-1) \nabla Y_{t-1}(t-1) + \varepsilon_t \quad (7)$$

Para el caso del valor t , éste es más intuitivo y directo, por lo que para cualquier valor Y_t corresponde el mismo t , ejemplos de esto es que para el valor inicial t sera igual a 1, en el caso del punto de cambio estructural le corresponde el valor $t = 217$, tanto en la serie original como en la serie en diferencia y para el último valor corresponde $t = 503$.

El método de ventanas temporales permitirá tener un registro histórico de los parámetros estimados, $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'_1$, que proporciona al modelo una descripción de la serie en cuestión. En este trabajo se hace uso del software MATLAB, el cual ofrece una función para la implementación de modelos ARIMA(p,d,q), estimando los parámetros por el método de máxima verosimilitud.

4.1. Modelo aplicado a la serie principal

El objetivo de este trabajo se basa en un análisis de los parámetros $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'_1$, por lo que es preciso tener un punto de referencia y comparación para los procesos siguientes. Siendo así, como primer acercamiento se aplica el modelo, ya elegido y generalizado para este estudio, sobre la serie principal, es decir, sobre el periodo 2016-2017.

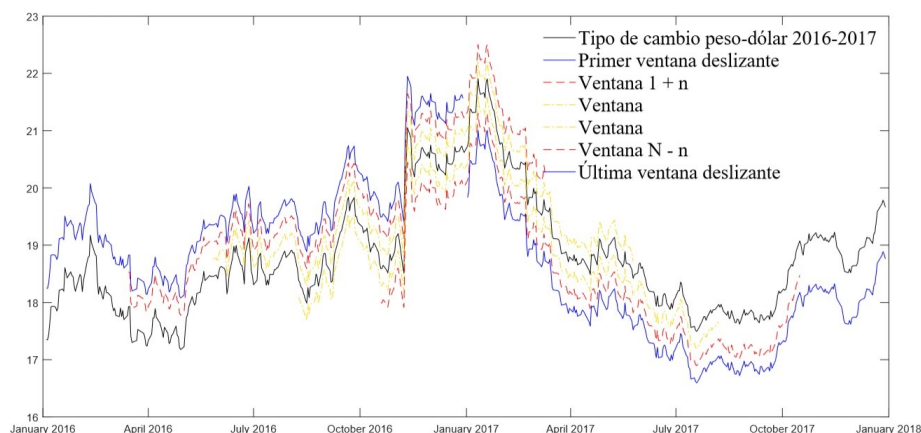
$$\nabla Y_t = (-0,10106) \nabla Y_{t-1} + (0,30464) \varepsilon_{t-1} + (-0,00021) I_d(t-1) \nabla Y_{t-1}(t-1) + \varepsilon_t \quad (8)$$

Es así como se tiene el punto de partida dado por la ecuación 8, donde se espera que dentro de la metodología descrita en éste trabajo sea un punto recurrente. En un análisis *a priori*, si se ajusta para el caso general, se tiene alta probabilidad de que ajuste también para los casos particulares de una serie.

La motivación de este estudio es probar y en su defecto encontrar evidencia sobre esta particularidad de las series; en base a las condiciones de estacionariedad débil, donde la media y la varianza son constantes en el tiempo, se busca que los parámetros de un modelo que describe la serie principal sean constantes para sus sub-series.

4.2. Modelo por ventanas temporales deslizantes

La implementación del método de ventanas temporales deslizantes ya descrito, donde, tomando las condiciones establecidas se tiene, una amplitud de $m = 251$ para todas las ventanas, teniendo así un total de 253 ventanas, por consiguiente 253 registros de los parámetros de interés $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'1$.



Gráfica 6. Representación de las ventanas temporales deslizantes, en la serie tipo de cambio

Fuente: Elaboración propia.

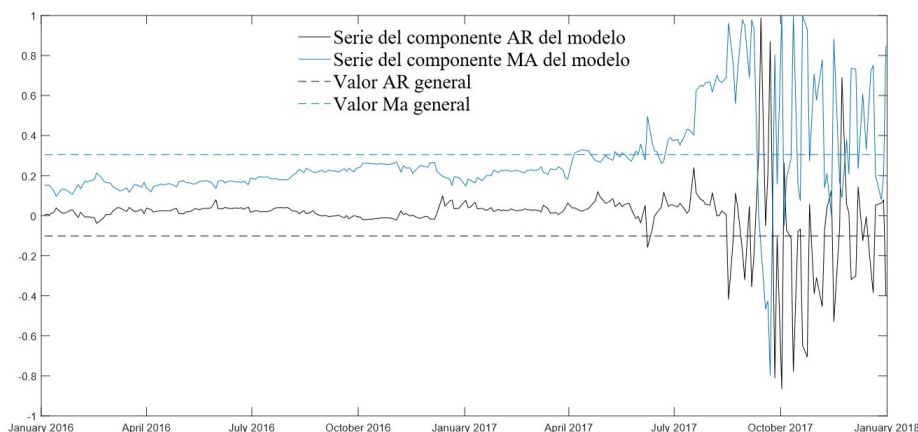
En la gráfica 6 se muestra una representación del método de ventanas temporales deslizantes del que se hace uso para la aplicación del modelo donde destaca que la primer ventana $Y^t : t = 1, 2, \dots, 251$ y la última $Y_t^{n'} : t = 253, 254, \dots, 503$ no comparten datos. Señalando que el método no realiza ningún cambio sobre los datos de la serie, el cambio de nivel que se muestra es para fines ilustrativos.

4.2.1. Análisis de los parámetros $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'1$, ventanas deslizantes

Con las particularidades del modelo ya planteado en la ecuación 7, se realiza un proceso iterativo, donde iniciando con la primera ventana se estiman los parámetros correspondientes realizando además una captura de ellos, terminado esta acción se avanza a la siguiente ventana repitiendo el procedimiento señalado, agrupando los parámetros en un arreglo cada uno con sus pares, y así hasta llegar a la última ventana, donde se termina el proceso.

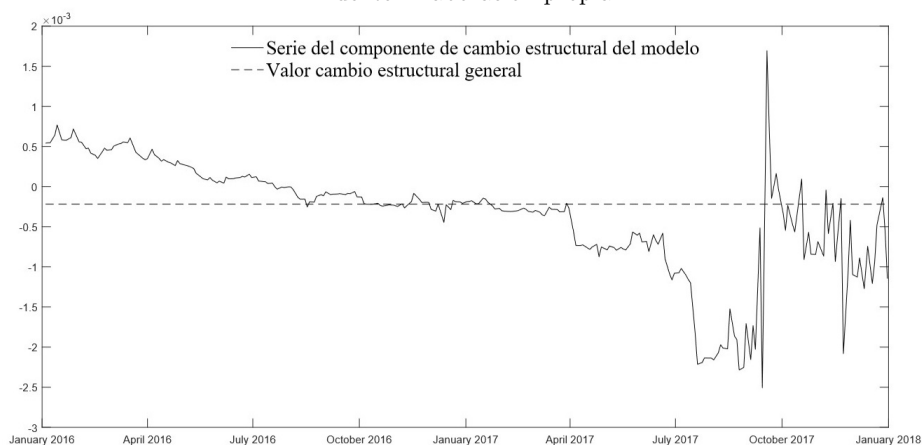
Como resultado tenemos un registro temporal, que se puede considerar también como serie, en donde se muestra la evolución que tienen estos parámetros a través del tiempo, el valor t para los parámetros será el perteneciente a su último dato de entrada, con el fin de que la serie de parámetros termine en el mismo punto que la serie principal. En la gráfica 7 se muestra el registro obtenido para los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, se agrega también el valor de los parámetros obtenidos al aplicar el modelo a la serie principal, en forma de una recta.

De manera similar se muestra el comportamiento que tiene $\hat{\phi}'_1$ en la gráfica 8, se observa su reducido rango (-0.003, 0.002), mientras que los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$ oscilan entre (-1, 1), esto por las condiciones de estacionaridad e invertibilidad del modelo.



Gráfica 7. Comportamiento histórico de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, ventanas deslizantes

Fuente: Elaboración propia.

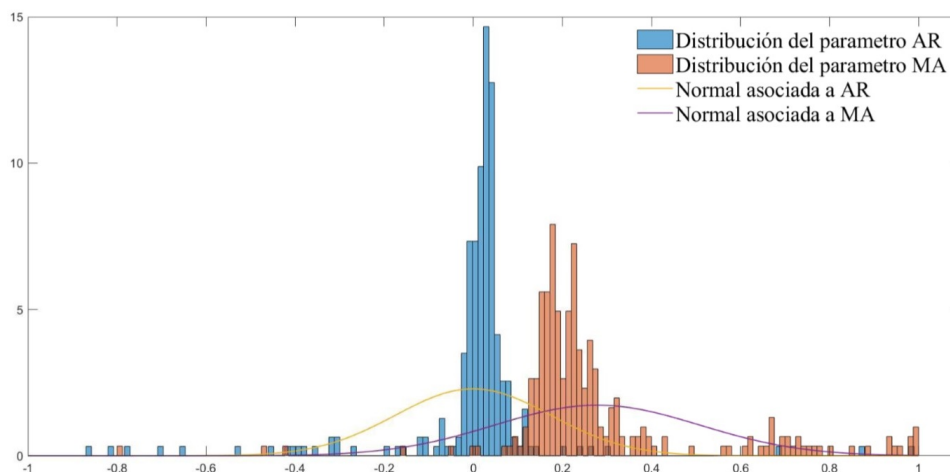


Gráfica 8. Comportamiento histórico del parámetro $\hat{\phi}'_1$, ventanas deslizantes

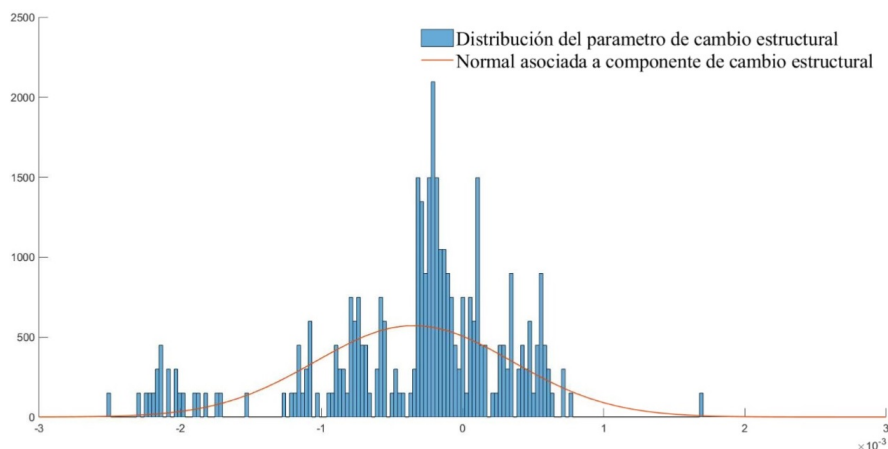
Fuente: Elaboración propia.

Para los tres parámetros se observa que su comportamiento se vuelve más abrupto mientras las ventanas se acercan al final de la serie principal, dada la evidencia mostrada por el parámetro $\hat{\phi}'_1$, (parámetro dependiente de la tendencia) este efecto es causado por un cambio estructural adicional, el cual afecta aproximadamente a una octava parte de los registros, mas, no por ello la propuesta planteada en este estudio deja de ser relevante.

Una representación gráfica de la distribución de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$ se muestra en la gráfica 9 y para $\hat{\phi}'_1$ en la gráfica 10; cabe mencionar se muestra una aparente concentración sobre un punto medio en los tres casos, lo cual sirve de evidencia aunque no en sentido estricto.



Gráfica 9. Histograma de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, ventanas deslizantes
 Fuente: Elaboración propia.



Gráfica 10. Histograma del parámetro $\hat{\phi}'_1$, ventanas deslizantes
 Fuente: Elaboración propia.

A partir de lo que se muestra en los histogramas es posible construir el modelo, planteado en este estudio, pero en lugar de estimar los parámetros serán considerados los valores promedios de sus respectivos históricos construidos mediante las ventanas deslizantes, por lo que el modelo después de la filtración estadística para ventanas temporales deslizantes queda con las características que se muestran en la ecuación 9.

$$\nabla Y_t = (-0,00053) \nabla Y_{t-1} + (0,27819) \varepsilon_{t-1} + (-0,00034) I_d(t-1) \nabla Y_{t-1}(t-1) + \varepsilon_t \quad (9)$$

4.3. Modelo por ventanas temporales crecientes, derecha

Con el fin de mantener criterios homogéneos, al igual que para ventanas deslizantes se considera una ventana inicial con amplitud de $m = 251$, y con un proceso iterativo similar al anterior, con la diferencia de tener el punto inicial, Y_1 , fijo y agregando el dato consecutivo por la derecha para la implementación del modelo.

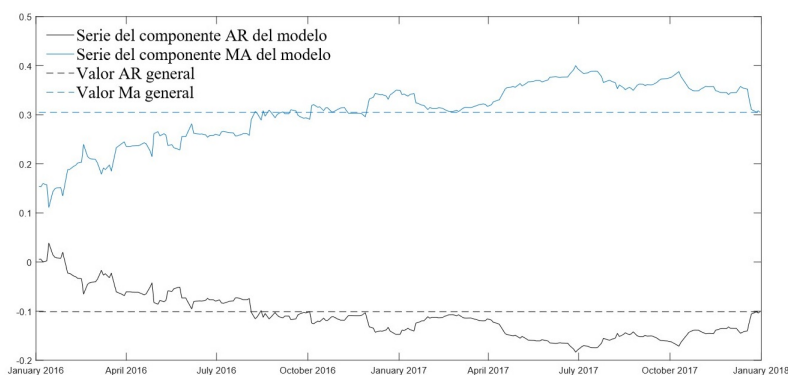
Este método tiene la particularidad de converger, por la derecha, hacia la serie principal, por lo que se tendrá para el último registro de los parámetros los encontrados para la serie principal, además, se espera que los parámetros sean más persistentes que los encontrados por ventanas deslizantes, ya que estas ventanas

presentan mayores datos en común ventana a ventana.

4.3.1. Análisis de los parámetros $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'_1$, ventanas crecientes por la derecha

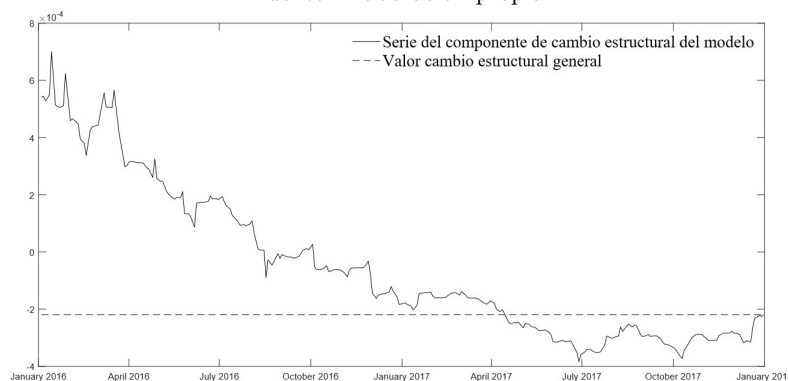
En la gráfica 11 se muestra el registro obtenido para los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, mientras que el registro del componente de cambio estructural, 1, se presenta en la gráfica 12. A pesar de que los valores son cambiantes en el tiempo estos no tienen gran variación, es decir para $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$ en conjunto tienen un rango de $(-0.2, 0.5)$, el cual es inferior al de los mismos parámetros, pero, por ventanas deslizantes que es de $(-1, 1)$; pasa algo similar para $\hat{\phi}'_1$.

Como se puede observar, el comportamiento de la serie tanto para $\hat{\phi}_1$ como para $\hat{\theta}_1$, resulta en movimientos alrededor de la línea que indica el valor de los parámetros encontrados en el modelo aplicado a la serie principal, sin embargo, este no es el caso del parámetro $\hat{\phi}'_1$, pues éste, como ya se ha comentado previamente, depende de la tendencia de la serie.



Gráfica 11. Comportamiento histórico de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, ventanas crecientes por la derecha

Fuente: Elaboración propia.

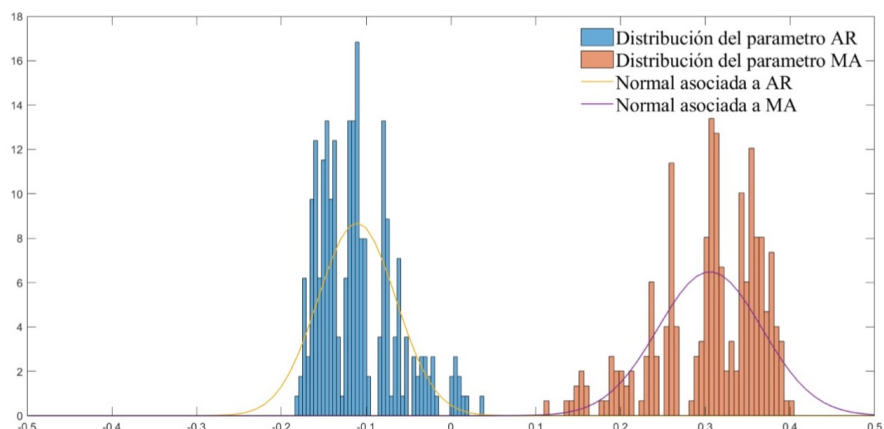


Gráfica 12. Comportamiento histórico del parámetro $\hat{\phi}'_1$, ventanas crecientes por la derecha

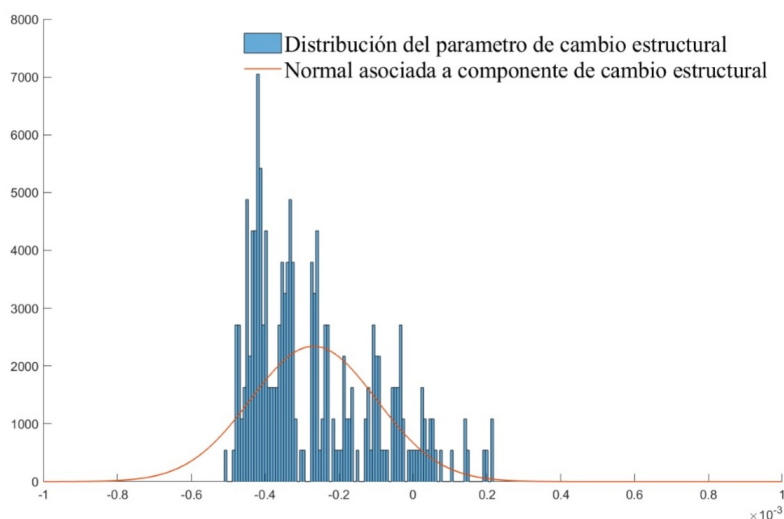
Fuente: Elaboración propia.

En las gráficas 13 y 14 se muestran las distribuciones de los parámetros, se observa que la distribución normal asociada, marcada como una línea, logra capturar la mayoría de los registros, por esta razón al igual que con el método de ventanas deslizantes se toman los valores promedio de los parámetros para definir un tercer que integre cambio estructural, el cual se presenta en la ecuación 10.

$$\nabla Y_t = (-0,11071) \nabla Y_{t-1} + (0,30577) \varepsilon_{t-1} + (-0,00004) I_d(t-1) \nabla Y_{t-1}(t-1) + \varepsilon_t \quad (10)$$



Gráfica 13. Histograma de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, ventanas crecientes por la derecha
 Fuente: Elaboración propia.



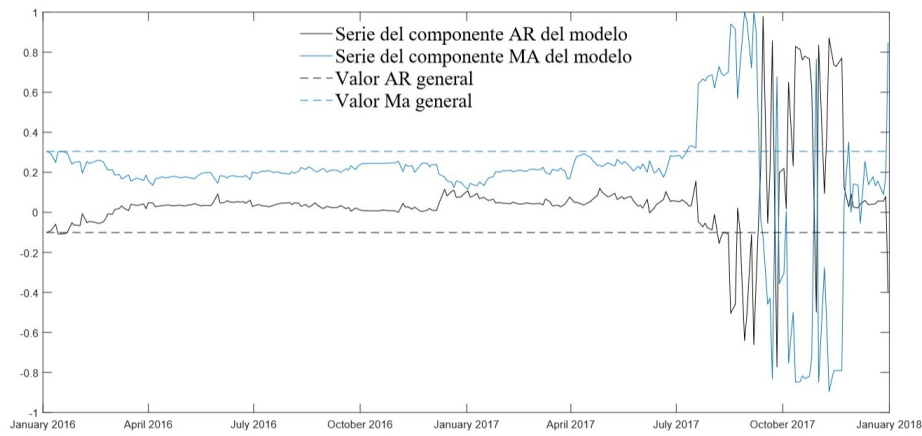
Gráfica 14. Histograma del parámetro $\hat{\phi}'_1$, ventanas crecientes por la derecha
 Fuente: Elaboración propia.

4.4. Modelo por ventanas temporales crecientes, izquierda

Para abordar los tres escenarios de acción con ventanas temporales descritos, ahora será abordado el de ventanas temporales crecientes por la izquierda, haciendo con esto un uso variado de las ventanas temporales. Al igual que para los casos de ventanas deslizantes anteriores se considera una ventana inicial con amplitud de $m = 251$, y con un proceso iterativo similar al anterior, con la diferencia de tener el punto inicial, Y_{503} , fijo y agregando el dato consecutivo por la izquierda para la implementación del modelo.

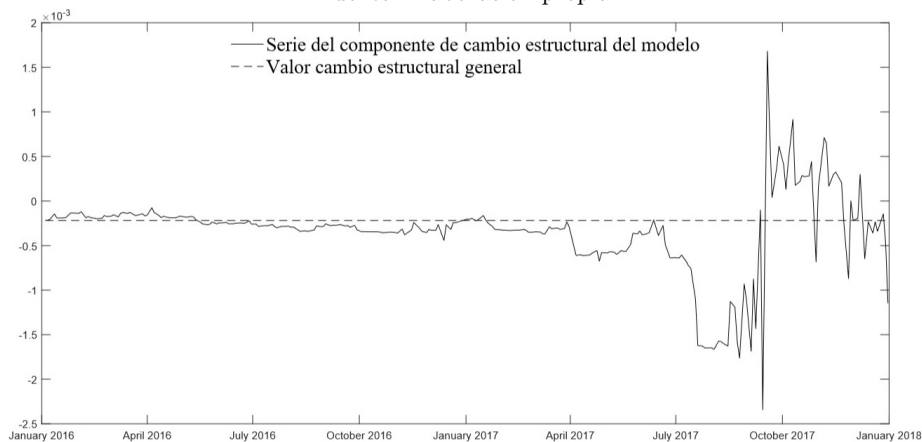
Este método tiene la particularidad de converger, por la izquierda, hacia la serie principal, por lo que se tendrá para el último registro de los parámetros los encontrados para la serie principal. Análisis de los parámetros $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'_1$, ventanas crecientes por la izquierda. El registro de los parámetros se muestra en la gráfica 15 para el caso de $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, mientras que en la gráfica 16 está el correspondiente a $\hat{\phi}'_1$. Se muestra persistencia en los datos hasta un poco más de la mitad de la serie, esto en los tres registros, para después, presentar grandes saltos. Recordemos que este comportamiento también se presentó durante el proceso de las ventanas deslizantes reafirmando lo antes mencionado.

En las gráficas 17 y 18 se presenta la distribución de los tres parámetros, en las cuales, al analizarlas se observa que se rechaza la normalidad, a pesar de no cumplir normalidad, se realizan las adecuaciones al modelo general con base al método de ventanas crecientes por la izquierda, y esto por dos razones, la primera la generalidad ya antes mencionada, de modo que asimilando procesos similares para los métodos en cuestión se puedan encontrar filtraciones que permitan dar robustez, sin pérdida de simplicidad, a un modelo como el elegido en este trabajo; la segunda razón parte de la persistencia observada en el registro de los parámetros, la cual justifica la leptocurtosis y no permitirá gran sesgo en la media, a pesar del comportamiento visto al final de las series de los parámetros.



Gráfica 15. Comportamiento histórico de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, ventanas crecientes por la izquierda

Fuente: Elaboración propia.

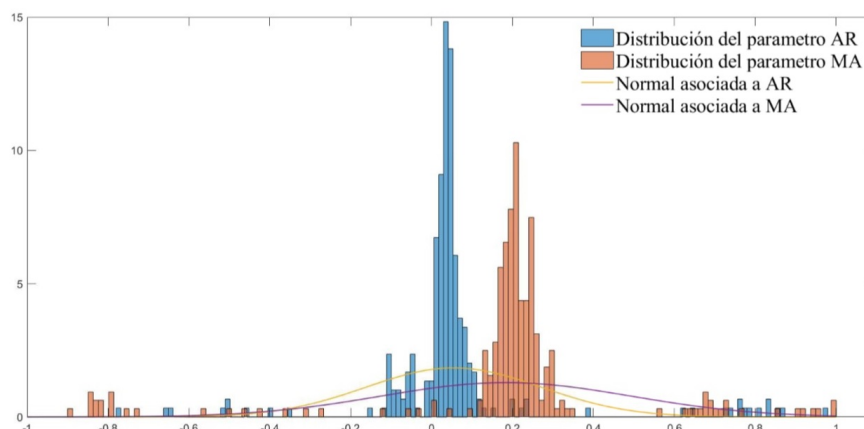


Gráfica 16. Comportamiento histórico del parámetro $\hat{\phi}'_1$, ventanas crecientes por la izquierda

Fuente: Elaboración propia.

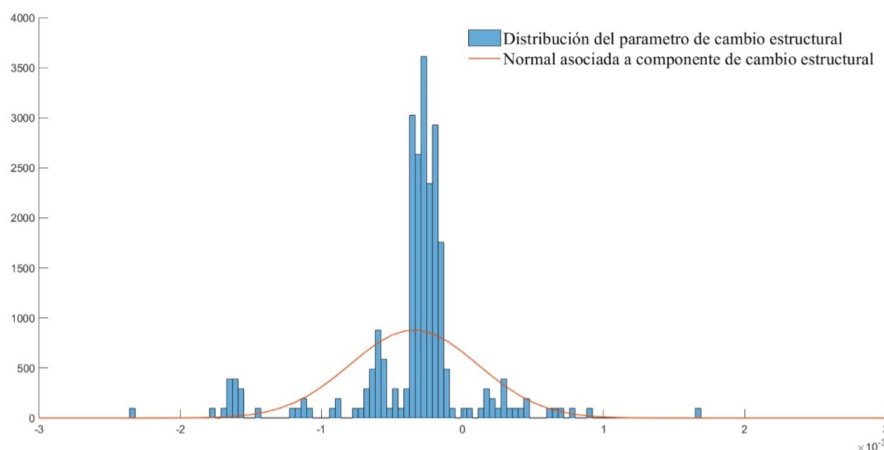
Por esta razón, al igual que con los métodos de ventanas deslizantes anteriores se toman los valores promedio de los parámetros para definir un tercer que integre cambio estructural, el cual se presenta en la ecuación 11 la cual muestra la adecuación dada al modelo por el método de ventanas temporales crecientes por la izquierda.

$$\nabla Y_t = (-0,05444) \nabla Y_{t-1} + (0,18383) \varepsilon_{t-1} + (-0,00034) I_d(t-1) \nabla Y_{t-1}(t-1) + \varepsilon_t \quad (11)$$



Gráfica 17. Histograma de los parámetros $\hat{\phi}_1$ y $\hat{\theta}_1$, ventanas crecientes por la izquierda

Fuente: Elaboración propia.



Gráfica 18. Histograma del parámetro $\hat{\phi}'_1$, ventanas crecientes por la izquierda

Fuente: Elaboración propia.

4.5. Construcción del pronóstico

Cabe mencionar, la utilidad de la metodología Box-Jenkins es la de emplearse como herramienta de pronóstico, más allá de poder describir el comportamiento de una serie, por tal motivo el objetivo del trabajo consiste en obtener un abanico de pronósticos del tipo de cambio peso-dólar al aplicar una sola metodología, modelos ARIMA(p,d,q), en este trabajo específicamente modelos ARIMA(1,1,1) lo cual fue previamente determinado estadísticamente, estos modelos ARIMA(1,1,1) son estimados bajo tres criterios diferentes apoyados en el método de ventanas temporales y el tratamiento de cambio estructural, además de la estimación a la serie sin la adecuación de ventanas deslizantes propuesta en este trabajo. Los criterios utilizados son: i) serie principal (modelo ARIMA(1,1,1) sin adecuación de ventanas deslizantes), ii) ventanas deslizantes, iii) ventanas crecientes por la derecha, y iv) ventanas crecientes por la izquierda.

Los pronósticos desarrollados se basan en el supuesto de que Y_{503} es la última observación con que se cuenta sobre el tipo de cambio peso-dólar. No se tiene problema para pronosticar \hat{Y}_{504} , ya que hacemos uso de Y_{502} y Y_{503} , la restricción entra en juego cuando queremos pronosticar \hat{Y}_{505} , esta condición se soluciona al tomar Y_{503} y \hat{Y}_{504} , para tal propósito. De manera similar para encontrar \hat{Y}_{506} tomamos \hat{Y}_{504} y \hat{Y}_{505} , continuando con este supuesto para obtener \hat{Y}_{507} .

Recordemos también que para el caso de la parte de medias móviles se tiene que establecer otro supuesto ya que asumimos que no hay valores reales para comparar se asume para \hat{Y}_{504} que él mismo es el valor real, por lo que $\hat{\varepsilon}_{504}$ es igual a cero, y así con los demás valores de $\hat{\varepsilon}_t$. Los supuestos planteados son generalidades de la metodología Box-Jenkins.

4.6. Resultado del pronóstico (comparación métodos)

En la tabla 2 se presentan los modelos desarrollados con sus respectivos resultados. Se presentan los valores correspondientes a los parámetros $\hat{\phi}_1$, $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\phi}'1$, es notorio que se presentan ligeras tendencias entre los parámetros: para todos los modelos $\hat{\phi}_1$ es mayor que 0.18 por lo que, en general, se le da mayor peso a la parte de medias móviles; De manera similar en todos los modelos se considera a $\hat{\phi}'1$ con signo negativo, de modo que se entiende la presencia de una tendencia positiva que los modelos ajustan al disminuirla con un parámetro de valor negativo; caso similar ocurre con $\hat{\theta}_1$ solo que aquí no hay una generalidad ya que para ventanas crecientes por la izquierda (4) este valor es positivo, mientras para los demás modelos es negativo.

Es interesante la similitud entre las características de los parámetros a pesar de ser identificados mediante distintos métodos. Al respecto, cada diferente combinación de parámetros repercute sobre la suma de los errores al cuadrado, pero, al igual que con los parámetros, es notoria la tendencia que éste presenta, a pesar de que no es mínima la variación entre la combinación de los parámetros, por ejemplo, entre ventanas deslizantes (2) y crecientes por la derecha (3) el primer valor varía en más de 0.11, el segundo en 0.22 y el tercero en 0.0003, mientras sus demás valores en la tabla son similares.

Tabla 2. Comparación general de modelos ARIMA(1,1,1), bajo condiciones descritas

Método	Serie principal (1)	Ventanas deslizantes (2)	Ventanas crecientes	
			Derecha (3)	Izquierda (4)
$\hat{\phi}_1$	-0.10106247	-0.00053792	-0.110715314	0.054448178
$\hat{\theta}_1$	0.03046463	0.27819233	0.305771941	0.183830969
$\hat{\phi}'1$	-0.00021894	-0.00034531	-0.000049932	-0.00034442
SEC	12.8191352	12.8858811	12.83312532	12.84305975
ECM	0.02548535	0.02561805	0.025513172	0.025532922
90 %	153	163	161	155
Aciertos 0.01	31	31	36	31
29/12/2017	19.7295919	19.7289724	19.724859	19.7315097
02/01/2018	19.6578939	19.657151	19.6538024	19.6589
03/01/2018	19.6663114	19.6696539	19.6565978	19.6712863
04/01/2018	19.66453	19.6674669	19.6562178	19.6698063
05/01/2018	19.6649074	19.6678502	19.6562695	19.6699836

Fuente: Elaboración propia.

La suma de los errores al cuadrado (SEC) puede ser considerado como una medida de ajuste, ya que entre menor sea la SEC, mayor será el acercamiento que tiene, en general, el modelo a los valores reales. Sobre éste punto podemos decir que el modelo ARIMA(1,1,1) a la serie principal (1) tiene la menor SEC, esto por su condición de ser estimados directamente por el método de máxima verosimilitud, cumpliendo así con su condición de óptimo seguido, por ventanas crecientes por la derecha (3).

El error cuadrado medio ECM está dado por la razón de SEC/503, el cual nos sirve para encontrar el llamado acercamiento relativo, es decir, en base a los criterios propios de cada modelo, por lo que los resultados pueden no ofrecer generalidades. Este proceso se basa en encontrar aquellas observaciones que tienen como variación, respecto a la serie real, el producto de ECM*1.9622 (normal al 90 % de confianza) donde se cuenta como acierto si el valor real se encuentra entre $\hat{Y}_t \pm ECM * 1,96$, de aquí tenemos al modelo

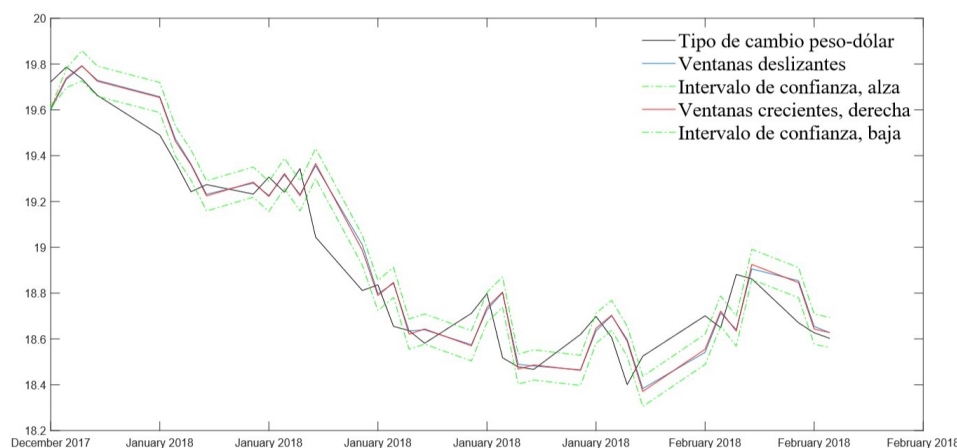
de ventanas deslizantes (2) con 163 aciertos siendo el mayor (era de esperarse pues tiene el mayor SEC), seguido de ventanas crecientes por la derecha (3) con 161.

Dado que el acercamiento relativo depende del SEC, no resulta un buen indicador para considerarle como general, ya que el mayor registro concuerda con el modelo con mayor SEC. Ante esta situación se presenta el llamado acercamiento absoluto que se diferencia del anterior al considerar un valor fijo para todos los modelos, siendo de 1 centavo de peso, en proporción a los niveles de la serie sería de 0.01, de tal manera que es general para todos los modelos y además es relativamente pequeño, con esto los resultados indican al modelo de ventanas crecientes por la derecha (3) como el mejor con 36 aciertos, después están los otros tres modelos descritos presentando 31 aciertos.

Al final de la tabla se presentan cinco valores que corresponden a los pronósticos generados mediante los modelos presentados, de los cuales el primero correspondiente al último valor de la serie tipo de cambio peso-dólar 2016-2017, los otros cuatro son el pronóstico para \hat{Y}_{504} , \hat{Y}_{505} , \hat{Y}_{506} y \hat{Y}_{507} , respectivamente. Sin embargo, con los supuestos planteados para todos los modelos, se tiene que a partir de \hat{Y}_{505} el pronóstico deja de variar en un decimal respecto \hat{Y}_{504} y a partir de ese punto la variación está dada en menos de ± 0.003 . Los valores reales de la serie son $Y_{503} = 19,6629$, $Y_{504} = 19,4899$, $Y_{505} = 19,3717$, $Y_{506} = 19,2427$ y $Y_{507} = 19,2737$.

Una vez que se obtuvieron los pronósticos de corto plazo se presentan también resultados con un plazo mayor (30 registros adelante del último correspondiente a la serie principal), para tal propósito se descartan los supuestos previamente mencionados, para lo cual consideramos entonces los registros reales de la serie tipo de cambio peso-dólar del año 2018, solo para la solución de las ecuaciones de los modelos, mas no para la estimación de parámetros. Ya que en la representación gráfica los modelos resultan parecidos, solo se toman los dos con mejor ajuste a la serie según los criterios planteados, siendo entonces considerados los modelos de ventanas crecientes por la derecha (3) y ventanas temporales deslizantes (2).

Se presentan en la gráfica 19 los resultados del pronóstico a mayor plazo, además se incluyen intervalos de confianza al 95%; podemos observar la certeza del pronóstico tomando en cuenta su intervalo de confianza para ventanas crecientes por la derecha y para ventanas deslizantes, cabe resaltar se tienen 12 registros para ambos modelos, diferenciando solo la fecha en dos registros.



Gráfica 19. Pronósticos que se generan para un periodo de 30 días

Fuente: Elaboración propia.

5. Conclusiones

El objetivo planteado en este trabajo se logró, se generó un abanico de pronósticos para la serie temporal del tipo de cambio peso-dólar estadounidense mediante el uso de modelos ARIMA(1,1,1) aplicando el método de ventanas deslizantes e incluyendo además un tratamiento de cambio estructural.

Se destaca se presentan mejorías en el ajuste del modelo dadas las características de la serie temporal del tipo de cambio peso-dólar y de su horizonte temporal bajo análisis, dichas mejorías repercuten en el perfeccionamiento del pronóstico del tipo de cambio peso-dólar. Cabe decir, se realizaron modificaciones a la implementación convencional de un modelo sencillo, como lo es el modelo ARIMA(1,1,1), tratando además de que su condición de fácil implementación no se comprometiera, por lo que es posible considerarlo como un buen modelo aún frente aquellos más robustos, destacando su simplicidad. Asimismo, el tratamiento que se le dio al cambio estructural y la implementación del método de ventanas temporales deslizantes fue coherente y correcto; en general, a pesar de que el cambio estructural presente en la serie tiene influencia sobre el modelo aplicado de forma convencional, este también debe tener influencia en los modelos de ventanas temporales deslizantes, por ende la propuesta generada en este trabajo es idónea. Se resalta se mantuvo la condición de un modelo sencillo, de este modo el método de ventanas temporales deslizantes resultó ser una buena opción al momento de mejorar el modelo ARIMA(1,1,1) con cambio estructural, para el pronóstico del tipo de cambio peso-dólar. En síntesis, se destaca el uso de mecanismos que ayuden a perfeccionar el pronóstico como en este caso lo fue el uso de ventanas temporales deslizantes y el ajuste tomando en cuenta el cambio estructural.

Se desarrolló un modelo ARIMA(1,1,1) para el tipo de cambio peso-dólar, bajo tres criterios diferentes basados en el método de ventanas temporales, distinguiéndose dos de ellos, los cuales demostraron mayor ajuste al modelo, estos modelos son el modelo ARIMA(1,1,1) que considera cambio estructural filtrado mediante ventanas temporales deslizantes y el modelo ARIMA(1,1,1) que considera cambio estructural filtrado mediante ventanas temporales crecientes por la derecha. Sobre los modelos seleccionados como mejores, ventanas deslizantes y ventanas crecientes por la derecha, se puede agregar que en cuanto a la técnica del uso de ventanas temporales para estos casos se tiene la bondad de crecer el registro, es decir, para las ventanas crecientes por la derecha sería cuestión de ir creciendo la ventana con registros hacia adelante, ya que el punto de anclaje se encontrará al inicio de la serie; mientras que para las ventanas deslizantes el proceso consistiría en seguir avanzando en tanto se continúe alimentando a la serie de registros (siguiendo con la idea de longitud fija), destacando que este método tiene la ventaja de tener además de longitud de ventana fija también la longitud de la serie principal fija, permitiendo descartar registros que se encuentren más distantes en el tiempo, bajo un proceso visto bajo la idea de una ventana de ventanas deslizantes.

El pronóstico generado a través del modelo ARIMA(1,1,1) con ventanas deslizantes y cambio estructural para el tipo de cambio peso-dólar es viable, los resultados lo comprueban; la certeza del pronóstico tomando en cuenta un intervalo de confianza del 95% para ventanas crecientes por la derecha y para ventanas deslizantes fue bueno, siendo 12 registros de 30 los que estuvieron dentro del rango del valor real del tipo de cambio peso-dólar. Aunque es prudente resaltar lo complejo que es realizar un pronóstico con datos que tienen un comportamiento en extremo cambiante a través del tiempo y que presentan además problemas de cambio estructural. Se puede concluir, este trabajo ofrece una alternativa más dentro de la gama de hacer pronósticos, en específico sobre el tipo de cambio, destacándose por su simplicidad.

Referencias

- [1] Açık, A., Sağlam, B. B., y Tepe, R. (2019). Time varying causality between exchange rate and container handling volume in Turkish ports. *Transport Logistics: The International Journal*, 19 (46). 1-11.
- [2] Andrada Félix, J., Sosvilla Rivero, S. y Fernández Rodríguez, F. (2004). Predicción del tipo de cambio dólar/euro: un enfoque no lineal. *Información Comercial Española - Revista de Economía*, 814 (2004). 141-150.
- [3] Armengol, J., Vehí, J., Sainz, M. Á. y Herrero, P. (2002). Detección de los fallos en procesos reales basada en modelos intervalares y múltiples ventanas temporales deslizantes. *Computación y Sistemas*, 6 (2). 94-102.
- [4] Box, G. E. y Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: forecasting and control*. Michigan, Estados Unidos de America: Holden-Day.
- [5] Box, G. E. y Tiao, G. C. (1975). Intervention analysis with applications to economic and environmental problems. *Journal of the American Statistical Association*, 70 (349), 70-79. DOI: <https://doi.org/10.1080/01621459.1975.10480264>
- [6] Castillo, R. A. (2001). Remesas: un análisis de cointegración para el caso de México. *Frontera Norte*, 13 (26). 31-50.
- [7] De la Oliva de Con, F., Jimeno Liens, R. y Díaz de Villegas Jordán, L. (2016). Aproximación a la metodología Box-Jenkins para la predicción de la tasa de cambio EUR/USD. *Cofin Habana*, 10 (1). 57-75. DOI: <https://doi.org/10.35537/10915/48600>
- [8] Galán Figueroa, J. (2014). México: análisis empírico de la relación peso-dólar, 2000-2014. *Otros Artificios*, (3). 7-13.
- [9] García Ruiz, R. S., López-Herrera, F., y Cruz Aké, S. (2018). Mecanismos de transmisión de las condiciones macroeconómicas al mercado crediticio. *Panorama Económico*, 13 (26). 81-110. DOI: <https://doi.org/10.29201/pe-ipn.v13i26.199>.
- [10] González Videgaray, M. C. (2011). *Pronósticos: Metodología de Box-Jenkins*. Ciudad de México, México: Ediciones Acatlán. <https://es.scribd.com/document/47280443/Pronosticos-Box-Jenkins>
- [11] Guzmán Plata, M. (2006). Un modelo de predicción del tipo de cambio spot para la economía Mexicana. *Análisis Económico*, 21 (47). 95-129. DOI: <https://doi.org/10.20983/noesis.2015.1.10>
- [12] Ibarra Salazar, J., de Jesús Salazar, J. y Navarro Aguirre, R. (2017). Estimación de modelos estructurales y la evolución del tipo de cambio Peso-Dólar después de la crisis subprime. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, 12 (4). 405-429. DOI: <https://doi.org/10.21919/remef.v12i4.241>
- [13] Latter, T. (1997). *La elección del régimen de tipo de cambio*. Ciudad de México, México: Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos. DOI: <https://doi.org/10.4000/books.cemca.2889>
- [14] López-Herrera, F., Cabello Rosales, A., y Ortiz Calisto, E. (2019). Economic activity and financial variables in Mexico. *Panorama Económico*, 14 (28). 9-34. DOI: <https://doi.org/10.29201/pe-ipn.v14i27.215>
- [15] Lozinskaia, A. M. y Saltykova, A. D. (2019). Fundamental factors affecting the MOEX Russia Index: structural break detection in a long-term time series. Working Paper, National Research University Higher School of Economics (HSE). DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3467592>
- [16] Noriega, A. E. y Medina L. (2003). Quasi purchasing power parity: Structural change in the Mexican peso/US dollar real exchange rate. *Estudios Económicos*, 18 (2). 227-236. DOI: <https://doi.org/10.24201/ee.v18i2.183>
- [17] Pérez García, J. (1995). *Tratamiento econométrico del cambio estructural: el método de estimación paramétrica ponderada*. Tesis de Doctorado. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Autónoma de Madrid. España. DOI: <https://doi.org/10.20937/rica.2019.35.01.15>
- [18] Rincón, L. (2012). *Introducción a los procesos estocásticos*. Ciudad de México, México: Las prensas de ciencias - UNAM.
- [19] Sabau García, H. (2011). *Análisis econométrico dinámico: una exploración para series de tiempo con el método econométrico*. Ciudad de México, México: Universidad Iberoamericana.

- [20] Salazar Núñez, H. F. (2011). Estimación y evaluación de modelos series de tiempo del comportamiento tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2000-2010. Tesis de Maestría. Escuela Superior de Economía, Instituto Politécnico Nacional. México. DOI: <https://doi.org/10.18381/eq.v7i2.117>
- [21] Salazar Núñez, H. F. y Venegas Martínez, F. (2015). Memoria larga en el tipo de cambio nominal: evidencia internacional. *Contaduría y Administración*, 60 (3). 615-630. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cya.2015.05.007>
- [22] Sánchez, P. A. (2008). Cambios estructurales en series de tiempo: una revisión del estado del arte. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 7 (12). 115-140.
- [23] Vásquez Mejía, F. M. (2018). Modelo de Box y Jenkins y Redes Neuronales para Pronosticar el Precio del Dólar del Sistema Bancario en Moneda Nacional Año 2015. Tesis de Licenciatura. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo. Perú. DOI: <https://doi.org/10.26495/rhe185.27010>
- [24] Yaglom, A. M. (1958). Correlation theory of processes with random stationary nth increments. *AMS Translation*, 2 (8), 87-141.