



**UNIVERSIDAD DE PANAMÁ
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES, EXACTAS Y TECNOLOGÍA
ESCUELA DE ESTADÍSTICA**

**ANÁLISIS Y MODELIZADO DE LA SERIE ÍNDICE DE PRECIOS AL
CONSUMIDOR NACIONAL URBANO EN PANAMÁ. ENERO 2015 – JUNIO 2022**

Autor

Alvaro L. Arrocha Miranda

Asesorado por:

Dra. Mitzi Cubilla Montilla

Proyecto de Tesis presentado
para optar por el título de
Licenciado de Ingeniería en
Estadística.

II Semestre 2022



UNIVERSIDAD DE PANAMÁ
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES, EXACTAS Y TECNOLOGÍA
ESCUELA DE ESTADÍSTICA
LICENCIATURA EN INGENIERÍA ESTADÍSTICA

Tribunal Examinador del Trabajo de Graduación

Los profesores miembros del Tribunal Examinador del Trabajo de Graduación, del estudiante Alvaro L. Arrocha Miranda, participaron como revisores y evaluadores.

Titulada: **ANÁLISIS Y MODELIZADO DE LA SERIE INDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO EN PANAMÁ. ENERO 2015 – JUNIO 2022.**

Mitzi Cubilla Montilla
Profesora Asesora

Clara Cruz
Profesora Jurado

Aurora Mejía
Profesora Jurado

Dedicatoria

Este trabajo va dedicado a Dios, quien como guía estuvo presente en el caminar de mi vida, bendiciéndome y dándome las fuerzas necesarias para continuar con las metas trazadas sin desfallecer. A mi madre Gladys Miranda por ser el pilar fundamental en mi educación y me brindó su apoyo incondicional, amor y confianza. A mis hermanos Gladys Arrocha y Luis Arrocha quien sin importar nuestras diferencias de opiniones, me ofrecieron su apoyo incondicional y sé que están orgullosos de mí por este logro alcanzado. A los profesores que en el proceso de enseñanza aprendizaje me ayudaron en mi formación académica. En fin a todas esas personas que de una u otra manera se vieron involucradas en el desarrollo de esta etapa tan importante para mí como profesional y ser humano.

Alvaro Luis Arrocha Miranda

Agradecimiento

Quiero agradecer en primera instancia a Dios, por ser mi guía y darme la sabiduría para culminar con éxito esta gran meta, agradecer a mi familia en especial aquellos que me motivaron a culminar mis estudios. Agradecer infinitamente a mi exjefe el Sr. Carlos Becerra, por su comprensión y apoyo en la jornada laboral para poder asistir a clases, de igual forma agradecer mi gran amiga Mikelda Martínez por sus regaños y enseñarme que todo tiene su tiempo te quiero mucho, agradecer a la Licda. Cecilia Marrugo quien con su orientación me permitió permanecer con empeño y dedicación para llegar a completar esta fase de mi vida.

Agradecer profundamente a mi profesora asesora de tesis, Dra. Mitzi Cubilla quien con sus conocimientos, motivación y experiencia me oriento para concluir con éxitos este trabajo de grado, también agradecer a la profesora Clara Cruz por sus consejos y enseñanzas sobre el tema tratado en esta investigación.

Agradezco en general a todos los docentes y administrativos de la escuela de estadística que con su sabiduría y apoyo contribuyeron a mi formación como profesional.

Alvaro Luis Arrocha Miranda

Índice General

Dedicatoria	iiiiv
Agradecimiento.....	vi
Índice de Cuadros	ix
Índice de Gráficas y Figuras.....	x
Resumen	xii
Introducción.....	1
Capítulo 1. Aspectos Generales	3
1. Aspectos Generales	4
1.1 Planteamiento del Problema:.....	4
1.2 Objetivos	5
1.2.1 Objetivos Generales:	5
1.2.2 Objetivos Específicos:	5
1.3 Hipótesis	6
1.4 Alcance del Trabajo	6
1.5 Limitaciones	6
Capítulo 2. Marco Teórico	8
2. Marco Teórico.....	9
2.1 Instituto Nacional de Estadísticas y Censos “INEC”	9
2.2 Índice del Precio al Consumidor “IPC”	9
2.2.1 ¿Cómo se elabora el Índice del Precio al Consumidor?.....	10
2.2.2 ¿Cómo se interpreta el IPC?	11
2.3 Canasta Básica.....	12
2.3.1 Estructura de la canasta básica de alimentos	13
2.3.2 El costo de la canasta básica	13
2.4 Series de Tiempo	15
2.4.1 Objetivos de una serie de tiempo	15
2.4.2 Clasificación de series de tiempo.....	16
2.4.3 Componentes de la serie de tiempo.....	16

2.4.4	Análisis de series de tiempo	17
2.4.4.1	Análisis de series que contienen tendencia.....	17
2.4.4.2	Análisis de series que contienen variación estacional.....	19
2.4.4.3	Modelos con tendencia y estacionalidad	20
2.5	Metodología Box- Jenkins	21
2.5.1	Construcción de modelos ARIMA (p, d, q).....	22
Capítulo 3.	Marco Metodológico.....	26
3.	Marco Metodológico	27
3.1	Tipo de investigación.....	27
3.2	Recolección de datos	27
3.3	Definición de variables de estudio	27
3.4	Diseño de la muestra.....	27
3.4.1	Población	27
3.4.2	Muestra.....	28
3.5	Análisis estadísticos utilizados.....	28
3.6	Procedimiento.....	28
Capítulo 4.	Análisis de los Resultados.....	29
4.	Análisis de los Resultados	30
4.1	Fase de Identificación del Modelo	30
4.2	Estimación del Modelo	37
4.3	Validación de los Modelos.....	39
4.4	Predicción del Modelo	49
Conclusiones.....		52
Recomendaciones		54
Referencias Bibliográficas		56
Anexos.....		59
Anexo 2.	Script de R-Studio	60

Índice de Cuadros

Cuadro N°1. RESULTADOS DE LA PRUEBA DICKEY – FULLER PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	33
Cuadro N°2. RESULTADOS DE LA PRIMERA DIFERENCIA EN LA PRUEBA DICKEY – FULLER PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	36
Cuadro N°3. RESULTADOS DE LA SEGUNDA DIFERENCIA EN LA PRUEBA DICKEY – FULLER PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	37
Cuadro N°4. MODELOS ARIMA PROPUESTOS PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	39
Cuadro N°5. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	39
Cuadro N°6. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (2, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	42
Cuadro N°7. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	44
Cuadro N°8. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (2, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	47
Cuadro N°9. MEDIDAS DE ERROR DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	50
Cuadro N°10. PRONÓSTICOS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL SEGUNDO SEMESTRE 2022 DEL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	51

Índice de Gráficas y Figuras

Gráfica N°1. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ. ENERO 2015 – JUNIO 2022.....	30
Gráfica N°2. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE TEMPORAL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ. ENERO 2015 – JUNIO 2022.....	31
Gráfica N° 3. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR MES DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ. ENERO 2015 – JUNIO 2022.....	32
Figura 1. Correlograma IPC.....	33
Gráfica N°4. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ AL APLICAR LA TRANSFORMACIÓN BOX COX ENERO 2015 – JUNIO 2022.....	34
Gráfica N°5. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ AL APLICAR LA PRIMERA DIFERENCIA ENERO 2015 – JUNIO 2022.....	35
Gráfica N°6. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ AL APLICAR LA SEGUNDA DIFERENCIA ENERO 2015 – JUNIO 2022.....	36
Figura 2. Función de autocorrelación simple de la segunda diferencia.....	37
Figura 3. Función de autocorrelación parcial de la segunda diferencia.....	38
Figura 4. Residuales propuesta ARIMA (1, 2, 1).....	40
Gráfica N°7. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	41

Figura 5. Residuales propuesta ARIMA (2, 2, 1).....	43
Gráfica N°8. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (2, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	43
Figura 6. Residuales propuesta ARIMA (1, 2, 2).....	45
Gráfica N°9. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (1, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	46
Figura 7. Residuales propuesta ARIMA (2, 2, 2).....	48
Gráfica N°10. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (2, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	49
Gráfica N°11. PRONÓSTICOS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL SEGUNDO SEMESTRE 2022 DEL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.....	51

Resumen

El Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá, es un instrumento estadístico que permite medir el cambio promedio de los precios de la canasta de bienes y servicios consumidos por la población a través del tiempo. Esta investigación se centra en el estudio de la serie histórica mensual del Índice de Precios al Consumidor de Panamá, en el periodo comprendido entre enero 2015 – junio 2022. Se aplicó la metodología Box & Jenkins (modelos ARIMA) para determinar un modelo de pronóstico adecuado. Al utilizar este método se obtuvo que el modelo ARIMA (1, 2, 1) es el más adecuado para predecir el Índice de precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá.

Las pruebas de diagnóstico indicaron que el modelo presentado es confiable y apropiado para pronosticar el índice, además, se utilizaron diferentes medidas de precisión del modelo para medir la capacidad predictiva del modelo. Los resultados del estudio evidencian que es muy probable que el IPC de la República de Panamá siga una tendencia alcista los próximos meses.

Introducción

El índice de precio al consumidor (IPC) es un dato estadístico que a partir de la información recolectada por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censo- INEC, valora la evolución del costo promedio de la canasta básica y servicios específicos del consumo final de los hogares expresada en relación con un periodo base.

La importancia del índice de precio del consumidor radica en su uso para el desarrollo de análisis de situaciones de carácter económico, empleadas para la toma de decisiones por parte del gobierno y otros agentes privados, como ajustes salariales y poder adquisitivo de la moneda (DANE, 2009).

En este sentido se pretende utilizar los modelos de serie de tiempo para modelar el índice de precios al consumidor urbano en Panamá, basado en los datos de enero 2015 – junio 2022.

Los modelos de series de tiempo han sido tradicionalmente aplicados en diferentes ámbitos, ya que estos han probado ser efectivos en la predicción. En este sentido, el modelo ARIMA (Autorregresivo Integrado de Media Móvil) es ampliamente reconocido en estudios financieros, ya que han permitido modelar la complejidad de las series bursátiles (Guzmán, Leyva, & Cárdenas, 2007). También ha sido aplicado en diversas áreas de investigación como: económicas (Ocampo, Cabrera, & Ruiz, 2006), tecnología (Vargas, Hernández, & Aponte, 2012), ingeniería eléctrica (Velásquez, Dyner, & Souza, 2008) e ingeniería de los recursos hídricos (Calle, Angarita, & Rivera, 2010).

Lo anterior pone de manifiesto que los modelos de series de tiempo constituyen un área importante de la Estadística, ya que mediante estos modelos es posible describir y pronosticar los valores de variables unidimensionales o multidimensionales a lo largo del tiempo.

De esta manera, el objetivo principal de este trabajo de investigación es construir un modelo de pronósticos para el Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá.

Para cumplir con los objetivos establecidos, la tesis está estructurada de la siguiente forma: La investigación consta de cuatro capítulos que se describen a continuación:

El Capítulo I describe el planteamiento del problema, la pregunta de investigación, los objetivos generales y específicos del trabajo, la hipótesis, el alcance, limitaciones encontradas y la justificación de la investigación. El Capítulo II presenta el marco teórico en donde se definen los conceptos que están relacionados al tema de investigación. El Capítulo III expone el marco metodológico para el cálculo del IPC, donde se define el tipo de investigación, población de estudio, recolección de datos, análisis estadísticos y los componentes principales para efectos de pronóstico. El Capítulo IV está dedicado a la presentación de los resultados de este trabajo aplicando el modelo a la serie de tiempo del IPC. Finalmente se presentan las conclusiones del trabajo.

Capítulo 1. Aspectos Generales

1. Aspectos Generales

1.1 Planteamiento del Problema:

El incremento en el costo de los alimentos y productos básicos de primera necesidad es un problema que afecta a miles de millones de personas, a nivel mundial. En este sentido, Panamá no escapa a esta realidad; nuestro país se encuentra en un proceso de cambios, dentro de los cuales se encuentran los retos del gobierno por reducir la inflación. La inflación, definida como el alza general de los precios, se mide con las variaciones del Índice de Precio del Consumidor. (IPC). Este índice no es más que un indicador estadístico que mide el comportamiento promedio de precios, de un periodo a otro, de un conjunto de productos (bienes y servicios) consumidos habitualmente por un grupo de familias con diferentes niveles de ingreso a nivel nacional

El incremento de los precios puede obedecer al incremento del costo del petróleo a nivel internacional; pero también puede tener su raíz en problemas fiscales y monetarios que se prolongan en el país. De cualquier manera, un incremento en los precios implica una subida del IPC, que se traduce finalmente en inflación, afectando al consumidor y encareciendo su poder adquisitivo.

De allí que todos los países necesitan conocer el comportamiento sus niveles de inflación, para así conocer la capacidad de compra de los diversos estratos sociales; el IPC provee información para la toma de decisiones a los diversos agentes económicos: en el caso de los hogares, con base en él se plantean los presupuestos de consumo y ahorro; en el caso de las empresas la inflación permite una mejor toma de decisiones de inversión y producción; y para el caso del gobierno el IPC tiene relevancia esencial en el diseño de la política monetaria de un país. Actualmente, todo país cuya economía le permita presumir estabilidad macroeconómica debe

necesariamente mostrar un nivel general de precios estables y mantener pronósticos para una mejor planificación de sus políticas financieras.

En base a esta información, se plantea la siguiente interrogante:

¿CUÁL ES EL MODELO ADECUADO PARA PRONOSTICAR EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO EN PANAMÁ, EN EL PERIODO ENERO 2015 –JUNIO 2022?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Generales:

- Proponer un modelo de pronóstico del Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá, de enero 2015 a junio 2022.

1.2.2 Objetivos Específicos:

- Describir patrones de comportamiento en el incremento de precios al consumidor de distintos bienes y servicios.
- Analizar la tendencia, estacionariedad y estacionalidad de la serie original del Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá.
- Identificar los parámetros del modelo de pronóstico del Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá, con la metodología de Box y Jenkins.
- Validar el modelo de pronóstico del Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá.
- Pronosticar con el modelo el Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá durante el periodo Julio – Diciembre 2022.

1.3 Hipótesis

El modelo de predicción basado en la metodología Box-Jenkins proporciona un buen ajuste para validar y predecir el Índice de Precios al Consumidor de la República de Panamá.

1.4 Alcance del Trabajo

El IPC contribuye a la toma de decisiones políticas, también permite al gobierno identificar los impuestos, contribuyentes y beneficios de la seguridad social, sirve para efectuar ajustes a los contratos privados (sueldos, salarios, primas de seguro y servicios) y decisiones judiciales (pensiones alimenticias), de igual forma es de gran utilidad para la deflación del valor agregado actual en cuentas nacionales y de las ventas al por menor. El IPC no sólo aporta información valiosa a los estadísticos, economistas, y dirigentes políticos. Esta información también está dirigida hacia el ciudadano, el asalariado, el trabajador independiente, y todo aquel que depende de la fluctuación de los precios de los artículos de primera necesidad para su vida diaria.

1.5 Limitaciones

La limitación que se presentó al realizar el estudio sobre el Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá fue que inicialmente se contaba con una data histórica desde el año 2003 para realizar el análisis, pero producto del cambio en el año base del 2015 se produjo una brusca variabilidad en la tendencia que afectó significativamente el estudio, por lo que después de evaluar varias alternativas, se tomó la decisión de reducir la serie a siete años y medio.

1.6 Justificación del Trabajo

El Índice de Precios al Consumidor es de suma importancia para la creación de políticas económicas y monetarias de cada país y es muy utilizado por el sector privado en sus planes comerciales.

Con el desarrollo de esta investigación se busca colaborar con el gobierno al momento de la toma de decisiones para la creación de políticas económicas y monetarias, brindando un modelo de pronóstico que funcione para el análisis, diseño y planificación, garantizando mejoras en las mediciones de la inflación del IPC urbano en Panamá.

Además, se espera que este trabajo de investigación sirva de base para otras investigaciones que puedan profundizar en el impacto económico que tienen las variaciones de los precios en los productos de la Canasta Básica Familiar.

Capítulo 2. Marco Teórico

2. Marco Teórico

2.1 Instituto Nacional de Estadísticas y Censos “INEC”

El Instituto Nacional de Estadística y Censos como institución responsable de la estadística oficial en Panamá, es la entidad encargada de planificar, normar y certificar la producción del Sistema Estadístico Nacional, además de producir información estadística pertinente, oportuna, confiable y de calidad; e innovar en metodologías, métricas y análisis de información estadística necesaria para el diseño, implementación y evaluación de la planificación nacional. El sistema del Índice de Precios al Consumidor se desarrolla en el Departamento de Servicios Estadísticos Informáticos del Instituto Nacional de Estadística y Censo de la Contraloría General. La información acerca de este índice se puede encontrar en la siguiente dirección: <https://www.inec.gob.pa/publicaciones>.

2.2 Índice del Precio al Consumidor “IPC”

Este índice es un indicador que mide la evolución promedio de los precios de un conjunto de bienes y servicios representativos del gasto de consumo de los hogares residentes en un área determinada (INDEC, 2016).

Para ello, se cuenta con un patrón de consumo representativo o canasta de consumo típica (canasta básica), la cual incluye cuáles son los bienes principales que las personas demandan y su ponderación respectiva, de modo tal que algunos bienes tienen un mayor peso dentro del índice y así se obtiene una valoración de los aumentos de los precios.

Por ejemplo en países como Ecuador el índice de precios al consumidor (IPC), es un indicador mensual, el cual está representado con 8 ciudades divididas en dos grupos auto representadas y

Co-representadas, que mide los cambios en el tiempo del nivel general de los precios de los bienes y servicios que consumen los hogares residentes en el área urbana del país. La principal variable que se investiga es el precio, para los 299 artículos que conforman canasta fija de investigación, el periodo base es el año 2004, donde los índices se igualan a 100.

De la misma forma en España el Instituto Nacional de Estadística (INE), realiza una ponderación diferente de cada uno de los grupos conformados por los productos más habituales y relacionados a la economía familiar, lo cual implica que no todos los grupos tienen el mismo peso a la hora de definirse el IPC. La ponderación se establece en virtud de la importancia que tienen determinados artículos en el gasto de la familia.

2.2.1 ¿Cómo se elabora el Índice del Precio al Consumidor?

Lo primero es partir de una muestra representativa de la población, a la cual se le aplica una encuesta que será útil para identificar los patrones de consumo de los hogares. Los resultados que arroje esa investigación se usan como base en la estructuración de la canasta de consumo para el cálculo del IPC. De igual forma con los resultados de la encuesta se obtiene el nivel de ingresos de los hogares a incorporarse en el cálculo del IPC. A la misma vez se define la ubicación geográfica más representativa de los hogares consumidores. El conjunto de hogares seleccionados de acuerdo a estos criterios constituye la población de referencia.

Es necesario detallar la cantidad de los bienes y servicios que consume la población de referencia y el valor de cada uno de éstos. Por lo tanto un paso muy importante en la confección del IPC es la selección de los bienes y servicios que más consumen los hogares. Ese conjunto de bienes y servicios seleccionados se le denomina canasta de consumo, la cual se mantiene fija a lo largo del tiempo.

Dado que los consumidores adquieren los productos en diversos puntos de compra, como por ejemplo en supermercados, mercados, tiendas, farmacias, se escoge una muestra de ellos con el fin de investigar periódicamente los precios de los bienes y servicios que conforman la canasta de consumo. A cada punto seleccionado se le denomina establecimiento informante.

Y finalmente se define un periodo que sirve como punto de partida o de referencia para comparar en el tiempo las variaciones de los precios. Este recibe el nombre de periodo o año base y se le asigna el valor de 100%.

Además de ser utilizado como el principal indicador estadístico para medir el proceso inflacionario, el IPC es utilizado como:

- Indicador para ajustar algunas variables macroeconómicas de la contabilidad nacional, como por ejemplo el gasto de consumo final de los hogares y de la administración pública.
- Factor de ajuste de algunos activos monetarios, como por ejemplo: circulante y liquidez monetaria.
- Factor de ajuste para el tipo de cambio.
- Factor de ajuste de remuneraciones laborales.
- Indicador en materia de negociaciones colectivas entre trabajadores y patronos.
- Indicador para negociación de contrato de ejecución de obras.

2.2.2 ¿Cómo se interpreta el IPC?

Al realizar un análisis del índice y el mismo es positivo se concluye que el IPC ha crecido. Es decir, que el coste de vida se ha incrementado, ya que los productos de consumo han sufrido un aumento en sus precios. Al contrario, si el índice es negativo diremos que el IPC ha decrecido,

Esto es que el coste de vida se ha reducido, ya que los productos de consumo han registrado una reducción en sus precios.

2.3 Canasta Básica

La creación de la canasta básica surgió a principios del siglo XX como idea del químico inglés Seebohm Rowntree, que estudiaba la cantidad exacta de proteínas y calorías para el funcionamiento del cuerpo humano con el fin de estructurar el problema de la pobreza de los obreros en la ciudad de Nueva York.(Tamayo, 2013).

La Canasta Básica de alimentos tiene un papel importante en diversas actividades conceptualmente, es el “Mínimo alimentario conformado por un conjunto de alimentos básicos, en cantidades apropiadas y suficientes para satisfacer por lo menos las necesidades energéticas y proteínicas de la familia u hogares de referencia” (Menchu, 2002).

Se trata de un valor estimado de un conjunto de alimentos básicos que incluye otros bienes básicos no alimentarios (Boltvinik, 1991). Un estudio conjunto de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) y el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) sobre este tema presenta una variante de canasta básica de alimentos (CBA). En cada país se define una CBA para un individuo promedio (o para un individuo promedio en cada hogar) en base a dietas básicas observadas en encuestas de ingreso y gastos de los hogares, así como en los requerimientos nutricionales recomendados en términos de edad, peso y talla, sexo y tipo de actividad (Boltvinik, 1991). Esto proporciona una lista del número de alimentos que satisfacen los requerimientos nutricionales predefinidos de un “individuo”, expresados en cantidades de proteínas y calorías.

El propósito de la canasta básica es el de contribuir a la seguridad alimentaria de la población vulnerable por la pobreza, abasteciendo productos varios que aportan requerimientos nutricionales.

La canasta básica tiende a actualizarse, a través de cambios en su ponderación o en la aparición o desaparición de algunos de sus componentes, debido a cambios tecnológicos, aparición de bienes y servicios, mejora en sus atributos físicos o bien a la evolución del ingreso familiar y los cambios en los hábitos de los consumidores. Por lo que es importante estudiar la capacidad que tiene el ingreso familiar porque esto define la magnitud del gasto y la distribución de las necesidades de consumo que se deben cubrir.

2.3.1 Estructura de la canasta básica de alimentos

Para estructurar la Canasta básica de alimentos se debe contemplar algunas propiedades deseables por si mismas tales como:

- Tener una referencia necesaria a los hábitos, pautas de consumo predominantes y preferenciales de la población.
- Tener en cuenta la disponibilidad efectiva de la oferta de alimentos.
- Reflejar la estructura de precios relativos de los alimentos en la región, ciudad o país.

2.3.2 El costo de la canasta básica

En consecuencia, a su estructura, el costo de la Canasta básica de un país está formado por el de la Canasta Básica de Alimentos más los gastos no alimentarios. Pero el manejo de un adecuado calculo en la Canasta básica en diferentes países de América latina, muestra indicios de varias diferencias inconsistentes en su medición debido al tamaño, la composición del hogar y la etapa

del ciclo de vida familiar en la estructura del gasto alimentario, en términos de sus principales rubros, en hogares de similar nivel de ingresos, pero de distinta composición.

El parámetro, expresado en costo monetario más que en cantidades absolutas de alimentos, se usa para establecer líneas de pobreza crítica y para fijar salarios mínimos. Y en la cual se mide el grado de satisfacción de las personas y su calidad de vida, dejando a un lado los parámetros cuantitativos y enfocándose más en características sociales y anímicas de la población.

Por lo que hablar de la Canasta básica no es solo mencionarlo como un índice que incluye bienes y servicios de primera necesidad sino también que brinde resultados para el desarrollo de las economías familiares.

Los bienes y servicios del IPC se agrupan de acuerdo con la Clasificación del Consumo Individual por Finalidades, recomendada por las Naciones Unidas para el Sistema de Cuentas Nacionales; con algunas variantes basadas en la realidad de nuestro país. Los principales son:

- Alimentos y Bebidas
- Vestido y Calzado
- Vivienda, Agua, Electricidad y Gas
- Muebles, Equipo de Hogar y Mantenimiento Rutinario de la Casa
- Salud
- Transporte
- Esparcimiento, Diversión y Servicios de Cultura
- Enseñanza
- Bienes y Servicios Diversos.

2.4 Series de Tiempo

Para comprender la definición de series de tiempo es necesario definir que es un proceso estocástico, en los modelos estáticos la variable tiempo no es importante; mientras que en los modelos dinámicos estocásticos, uno a varios de los elementos modelizados toma valores dependiente del tiempo describiendo trayectorias temporales (Giraldo Gómez, 2011).

En base a lo anterior, una serie de tiempo es la sucesión de observaciones generadas por un proceso estocástico, cuyo conjunto índice se toma en relación con el tiempo. Por lo tanto, la inferencia que se realiza será a cerca de las características del proceso estocástico generador de la serie observada. (Guerrero Guzmán, 2009).

2.4.1 Objetivos de una serie de tiempo

Los objetivos que se persiguen con el estudio de las series de tiempo serían las siguientes:

- Obtener una mejor descripción del fenómeno generado de la serie de tiempo.
- Construir un modelo que aproxime de la mejor forma posible el comportamiento de la serie de tiempo.
- Predecir valores desconocidos (en el futuro o en el pasado), de la serie a partir de la información que se tiene disponible.
- Controlar el proceso generador de la serie, examinando que puede ocurrir cuando se alteran algunos parámetros del modelo o estableciendo políticas de intervención cuando el proceso se desvíe de un objetivo preestablecido más de una cantidad determinada.

2.4.2 Clasificación de series de tiempo

Así como existen procesos estocásticos discretos y continuos, de igual manera existen series de tiempo discretas y continuas.

Una serie de tiempo se dice que es continua, cuando las observaciones se realizan progresivamente en el tiempo, este término se usa para las series de este tipo aun cuando la variable de mención solo puede tomar valores de un conjunto discreto. Y se dice que una serie es discreta, cuando las observaciones de una serie sean tomadas solamente en momentos específicos, usualmente en intervalos de tiempo iguales, aunque la variable de mención sea continua. (Chatfield, 2004).

2.4.3 Componentes de la serie de tiempo

Según el autor (Chatfield, 2004), los componentes que integran una serie de tiempo son:

- **Componente de tendencia:** es el componente que recoge la parte variable vinculada principalmente con factores de largo plazo. En la práctica resulta difícil distinguir la tendencia del componente cíclico, por lo tanto se combina en un solo componente llamado tendencia-ciclo.
- **Componente estacional:** son oscilaciones cuasi-cíclicas de media cero, las cuales tienen periodicidad anual o de un submúltiplo del año (trimestrales, mensuales, etc.) y se conocen como oscilaciones estacionales.
- **Componente irregular:** son oscilaciones no sistemáticas que en general afectan a la serie en el momento en que ocurren y normalmente tienen una estructura puramente aleatoria también llamada estructura de ruido blanco.

- **Componente cíclico:** son oscilaciones con periodicidad de entre año y medio y hasta diez años, dependiendo de la definición del ciclo que se utilice. Suelen ser menos frecuentes y menos sistemáticas que las estacionales.

2.4.4 Análisis de series de tiempo

La forma más usual de representar una serie de tiempo es en función de los componentes tendencia y estacionalidad, es decir, mediante la ecuación:

$$X_t = m_t + s_t + \epsilon_t$$

Donde:

X_t = el valor de la serie temporal en el periodo t ;

m_t = componente de tendencia en el periodo t ;

s_t = es una función que representa la componente estacional;

ϵ_t = el término de error en el periodo t .

El término de error ϵ_t representa las fluctuaciones aleatorias que ocasionan que los valores X_t se desvíen del nivel promedio μ_t , dichas fluctuaciones son un tanto más complejas de explicar dentro del análisis de series de tiempo en la mayoría de los fenómenos reales. Por este motivo, resulta conveniente introducir un componente aleatorio que permita mayor flexibilidad dentro del análisis (Guerrero, 2003).

2.4.4.1 Análisis de series que contienen tendencia

Un modelo que adopta únicamente la componente de tendencia es aquel en el que la observación al tiempo t , está dada por:

$$X_t = m_t + \varepsilon_t$$

Donde:

m_t = denota la componente de tendencia en el periodo t ;

ε_t = denota un término de error aleatorio con media cero;

Hay diferentes formas matemáticas muy utilizadas para las tendencias. A continuación se presentan algunas:

- Lineal: $X_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t$
- Exponencial: $X_t = \alpha \exp \{\beta t\} \varepsilon_t$
- Logística: $X_t = \frac{\alpha}{1 + \beta \exp \{\lambda t\}} \varepsilon_t$
- Gompertz: $X_t = \alpha \exp \{\beta \exp \{\lambda t\}\} \varepsilon_t$

La tendencia más sencilla es la tendencia lineal, $m_t = \alpha + \beta t$, donde α , β son constantes, este último también es llamado componente de tendencia. El coeficiente β representa el incremento medio en X por unidad de tiempo. La ecuación de tendencia exponencial se utiliza cuando la tendencia refleja un porcentaje de crecimiento casi constante; $\exp \{\beta\}$ es la tasa de crecimiento porcentual por unidad de tiempo, mientras que α es el valor de la tendencia en el instante t . La ecuación de tendencia exponencial se debería utilizar cuando la gráfica de logaritmo natural de X_t contra t parece casi lineal. Es un riesgo suponer que el crecimiento exponencial continuara indefinidamente.

Las ecuaciones de tendencia logística y de tendencia Gompertz proporcionan tendencias similares con forma de S. Ajustar, ya sea una ecuación logística o una de Gompertz, es un poco más difícil que ajustar ecuaciones de tendencia lineal o exponencial. No es posible transformar

ninguna de estas ecuaciones en forma de S en un modelo de regresión, para esto hay métodos numéricos más complicados como por ejemplo, el método de Newton-Raphson, o las variantes de este: el método Newton-Raphson modificado y el método de la secante; (Hildebrand, 1998).

2.4.4.2 Análisis de series que contienen variación estacional

En cuanto a las series de tiempo que manifiestan variación estacional, se definen dos tipos de variación estacional: si la magnitud del cambio estacional no depende del nivel de la serie temporal, se dice que esta manifiesta una variación estacional constante, esta serie de tiempo tiene una tendencia lineal creciente, pero la dimensión de los cambios estacionales es la misma cuando se incrementa el nivel de la serie temporal; si la magnitud del cambio estacional depende del nivel de la serie temporal, se dice que la serie temporal muestra una variación estacional creciente, (Bowerman, 2009).

Un modelo que adopta la estacionalidad, está dado por:

$$X_t = s_t + \epsilon_t$$

Donde:

s_t = denota la componente de estacionalidad;

ϵ_t = denota un término de error en el periodo t.

La ecuación de estacionalidad es una función del tiempo y se conoce como componente de estacionalidad.

2.4.4.3 Modelos con tendencia y estacionalidad

Aquí se distingue entre la estacionalidad aditiva y la estacionalidad multiplicativa, las cuales son constantes de año en año; (Chatfield, 2004).

Modelos estacionales y con tendencia:

1. Aditivo: $X_t = m_t + s_t + \epsilon_t$

2. Multiplicativo: $X_t = m_t * s_t * \epsilon_t$

3. Mixto: $X_t = m_t * s_t + \epsilon_t$

Donde:

X_t = el valor de la serie temporal en el periodo t;

m_t = componente de tendencia en el periodo t;

s_t = es una función que representa la componente estacional;

ϵ_t = el término de error aleatorio en el periodo t.

Una suposición usual es que ϵ_t sea una componente aleatorio ruido blanco con media cero y varianza constante.

Un modelo aditivo es adecuado, por ejemplo cuando s_t no depende de otras componentes, como m_t , es decir, se puede utilizar para modelar series de tiempo que muestran una variación estacional constante. Si por el contrario, la estacionalidad varía con la tendencia, es decir, la serie temporal manifiesta una variación estacional creciente o decreciente, el modelo más adecuado es el multiplicativo; sin embargo dicho modelo puede ser transformado en aditivo tomando logaritmos.

2.5 Metodología Box- Jenkins

La metodología Box-Jenkins, es técnicamente conocida como metodología ARIMA, el énfasis de este método de predicción es el análisis de las propiedades probabilísticas, o estocásticas de las series de tiempo económicas bajo la filosofía de permitir que la información hable por sí misma. En este tipo de modelos, X_t puede ser explicada por valores pasados o rezagados y por los términos estocásticos de error. Por esta razón, los modelos ARIMA reciben algunas veces el nombre de modelos a-teóricos porque no pueden ser derivados de la teoría económica.

Para la aplicación básica de la metodología Box- Jenkins, primero se debe asumir que la serie de datos es estacionaria. Una serie de tiempo es estacionaria si no hay cambios sistemáticos en los datos, es decir, la media y la varianza se mantienen constantes a lo largo del tiempo. Caso contrario a las series no estacionarias, estas pueden mostrar cambios en la varianza, exhibir tendencia o presentar efectos estacionales, motivos que dificultan obtener un modelo de ajuste adecuado. De tal forma, se define la estacionariedad y estacionariedad estricta de una serie de tiempo:

- **Estacionariedad**

La serie de tiempo $\{X_t: t \in T\}$, se dice que es estacionaria si:

$\text{Var}(X_t) < \infty$, para todo $t \in T$;

$E(X_t) = \mu$, para todo $t \in T$;

$\gamma_X(r, s) = \gamma_X(r + t, s + t)$, para todo $r, s, t \in T$; la función de autovarianza toma el mismo valor para dos v.a's que estén separadas por un rezago t en el proceso, independientemente de donde se encuentren situadas estas v.a's en el tiempo.

El termino estacionariedad es frecuentemente utilizado para referirse a la estacionariedad de segundo orden o estacionariedad débil (Guerrero, 2003).

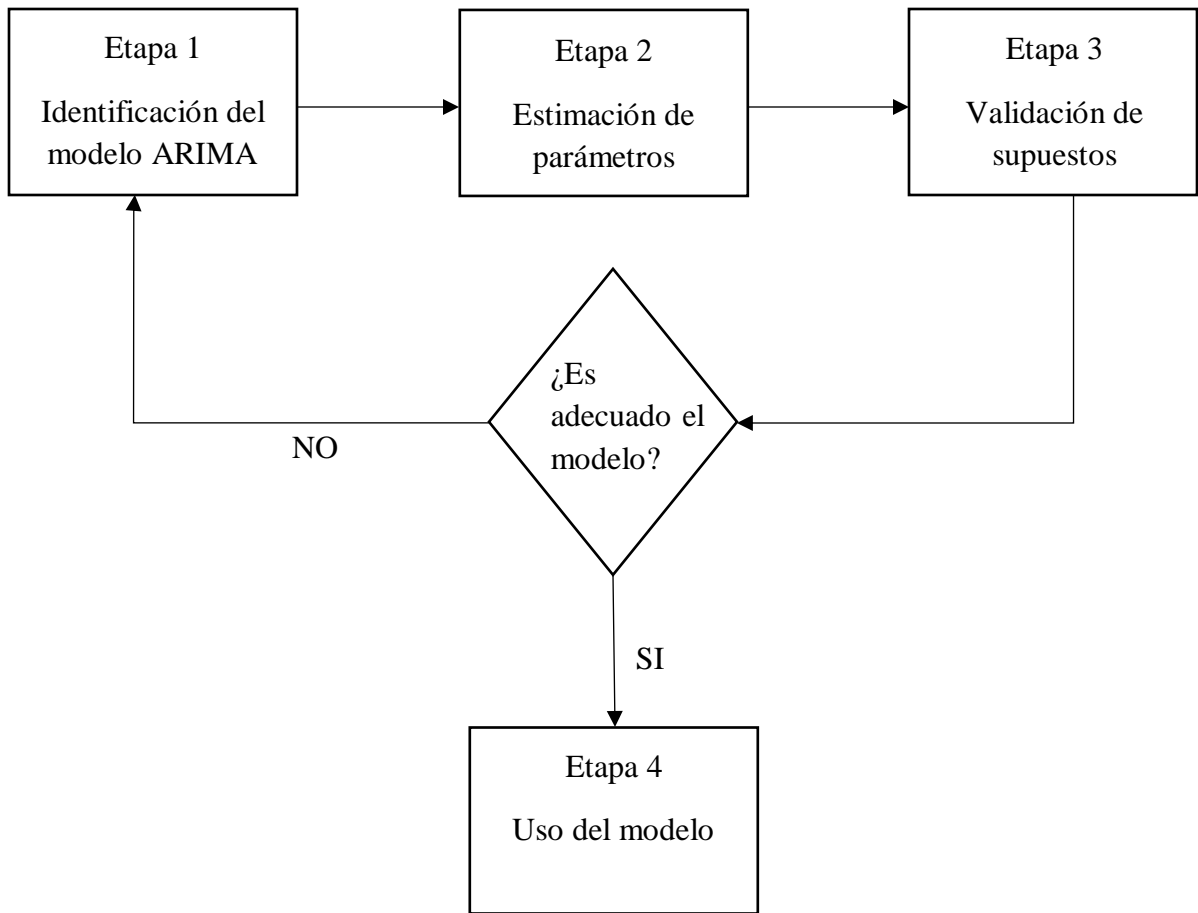
- **Estacionariedad estricta**

La serie de tiempo $\{X_t: t \in T\}$, se dice que es estrictamente estacionaria si la distribución de probabilidad conjunta de $(X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n})$ y $(X_{t_1+h}, X_{t_2+h}, \dots, X_{t_n+h})$ es la misma para todo $h, n \geq 1$ y para todo $t_1, t_2, \dots, t_n \in T$.

La estacionariedad estricta también es conocida como estacionariedad fuerte.

2.5.1 Construcción de modelos ARIMA (p, d, q)

Existe una estrategia para la construcción de modelos para series de tiempo de acuerdo a la metodología Box-Jenkins. Dicha estrategia, consta de cuatro etapas fundamentales, que se pueden ver como un proceso iterativo.



Proceso iterativo de Box-Jenkins para construir modelos ARIMA (p, d, q)

- **Etapa 1: Identificación de un modelo ARIMA (p, d, q)**

Esta etapa tiene como objetivo determinar los órdenes de los polinomios autorregresivos y de promedio móvil (p y q respectivamente), así como el número (d) de veces que deberá aplicarse el operador diferencia para cancelar la no estacionariedad homogénea, es decir, consiste en determinar primero una serie estacionaria en función de la serie original, para la cual se pueda tener una representación ARIMA (p, d, q). Con el fin de volver estacionaria la serie, lo primero que se podría hacer sería utilizar el método para seleccionar una transformación estabilizadora de varianza, la cual indica que si existe tendencia en la serie y la varianza incrementa con la

media, entonces es recomendable hacer una transformación a los datos. Usualmente, para estabilizar la varianza se toman transformaciones Box-Cox.

- **Etapa 2: Estimación de parámetros de un modelo ARIMA (p, d, q)**

Una vez que son conocidos los órdenes de los polinomios autorregresivos y de promedio móviles p y q, así como el grado de diferenciación d, se postula que el modelo resulta adecuado para representar a la serie $\{T(X_i)\}$ y se requiere entonces asignar valores a $\alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q$, lo cual podría hacerse de manera arbitraria, pero ya existen métodos objetivos y estadísticamente apropiados, tales como los métodos de momentos, máxima verosimilitud, y mínimos cuadrados que se pueden emplear para estimar los parámetros en el modelo tentativamente identificado (Brockwell, 1987).

- **Etapa 3: Verificación o Validación del modelo**

Esta etapa de la metodología de Box-Jenkins tiene su origen en la idea que todo modelo es erróneo, puesto que los modelos son representaciones simplificadas de la realidad, entonces habrá que elegir aquél que presente menos fallas, o poco importantes; una de las formas más claras y simples para detectar violaciones a los supuestos que fundamentan al modelo es a través del análisis residual, esto es, aplicando la función de autocorrelación a los residuos considerando como residuo aquella parte de las observaciones que no la explica el modelo (Chatfield, 2004), la cual es generalmente definida por: $\text{residual} = \text{observación} - \text{valor ajustado}$.

De aquí, que los residuales para un proceso ARMA (p, q) pueden ser obtenidos de

$$Z_t = X_t \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i Z_{t-i} \right)$$

Donde α_i y β_i son estimadores.

Si el modelo especificado es adecuado y por lo tanto los órdenes correspondientes a p y q son identificados, esto debe transformar las observaciones en un proceso de ruido blanco. Así, los residuos deben comportarse como ruido blanco (Montgomery, 2008). Ruido blanco es una serie que se caracteriza por tener distribución normal, con media nula y varianza constante.

Para verificar que los residuos son ruido blanco, la función de autocorrelación muestral residual no debe diferir significativamente de cero para todos los rezagos mayor que uno, usando el limite aproximado del 95% de confianza $\left[-\frac{1.96}{\sqrt{n}}, +\frac{1.96}{\sqrt{n}}\right]$, donde n es el número total de observaciones; sin embargo, si sólo uno (o dos) valores de las primeras 20 autocorrelaciones caen fuera de la banda de confianza, entonces esto no se considera como evidencia convincente para rechazar el modelo (Chatfield, 2004).

En caso de que el modelo se rechace, entonces se modifica el modelo en una forma adecuada mediante el establecimiento de condiciones adicionales para tener en cuenta la autocorrelación significativa.

- **Etapa 4: Uso del modelo**

El uso del modelo consiste en los fines que el investigador haya tenido en mente al construirlo; dichos fines son por lo general de pronóstico, control, simulación o explicación del fenómeno en estudio.

Capítulo 3. Marco Metodológico

3. Marco Metodológico

3.1 Tipo de investigación

Se trata de una investigación cuantitativa descriptiva y diseño longitudinal- retrospectivo y prospectiva donde se analiza información derivada de informes del Instituto Nacional de Estadística y Censos.

3.2 Recolección de datos

Los datos se obtuvieron de la página oficial del Instituto Nacional de Estadística y Censos, y corresponde a la serie Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá desde Enero del 2015 hasta Junio 2022.

3.3 Definición de variables de estudio

Variable	Definición Conceptual	Definición Operacional
Índice de precios al consumidor	Indicador que mide la evolución promedio de los precios de un conjunto de bienes y servicios representativos del gasto de consumo de los hogares residentes en un área determinada.	Encuesta de Ingresos y Gastos de los Hogares (EIGH) del Departamento de Servicios Estadísticos Informáticos del Instituto Nacional de Estadística y Censo de la Contraloría General.
Tiempo	Magnitud física que hace posible ordenar la continuidad de los hechos, dando lugar a un pasado, presente y futuro.	Meses del año (enero, febrero, marzo, abril, mayo, junio, julio, agosto, septiembre, octubre, noviembre y diciembre)

3.4 Diseño de la muestra

3.4.1 Población

La población de estudio está compuesta por la serie histórica del Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá desde enero del 2015 hasta junio 2022. Dicha información se

encuentra disponible en la siguiente dirección: <https://www.inec.gob.pa/publicaciones>.

3.4.2 Muestra

No se seleccionará una muestra de la serie debido a que se dispone a utilizar la totalidad de la población de estudio.

3.5 Análisis estadísticos utilizados

Para la presentación de resultados se utilizará estadística descriptiva, mientras que para construir el modelo de pronóstico del Índice de Precios al Consumidor Urbano de Panamá se empleará la Metodología Box- Jenkins ARIMA. Esta metodología considera cuatro pasos:

1. Identificación: se encontrarán los valores apropiados de p , d y q .
2. Estimación: al encontrar los valores apropiados de p y q , se estimarán los parámetros de los términos autorregresivos y de media móvil incluidos en el modelo.
3. Validación: posteriormente se verá si el modelo seleccionado ajusta los datos en forma razonablemente buena.
4. Predicción: al final se pronosticará la serie de tiempo y se obtendrá los intervalos de confianza que medirán la incertidumbre asociada con el pronóstico.

Este proceso establece que al final se determinará el mejor modelo si se selecciona de forma adecuada.

3.6 Procedimiento

Para registrar y organizar la serie histórica que contiene las variables del IPC, se utilizará una hoja de cálculo de Microsoft Excel. El paquete estadístico que se utilizará para procesar los datos y analizar los resultados es el Software Estadístico R.

Capítulo 4. Análisis de los Resultados

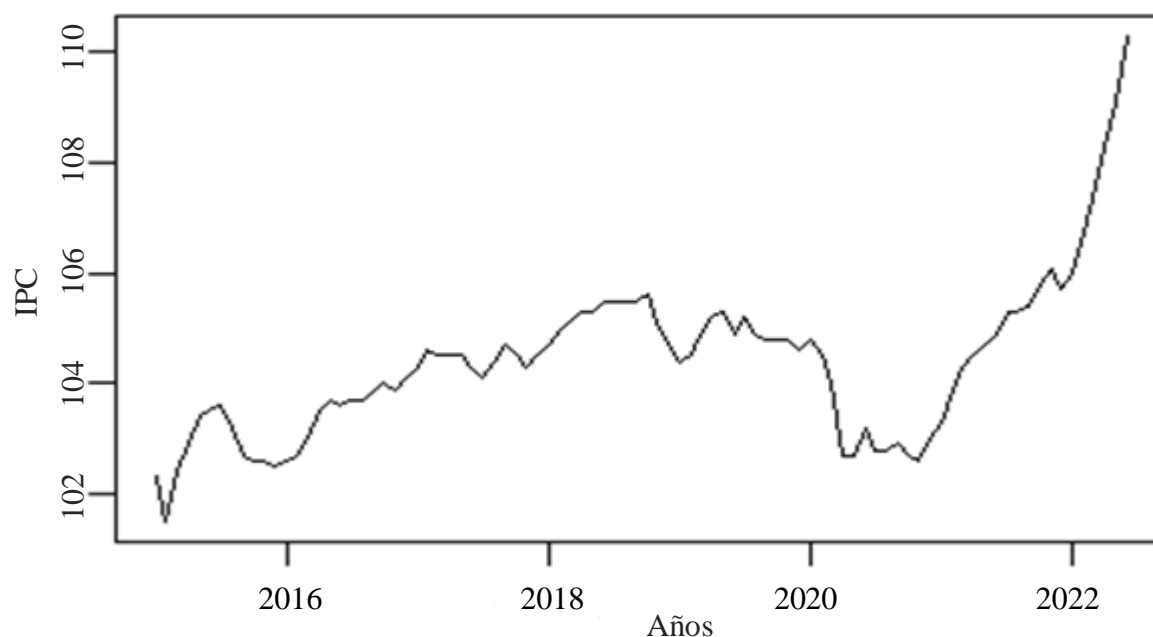
4. Análisis de los Resultados

En este capítulo se desarrolla la metodología estadística para determinar el modelo univariante que mejor se ajusta a los datos del Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano, periodo 2015-2022 aplicando la metodología de Box – Jenkins, descrita previamente.

4.1 Fase de Identificación del Modelo

Se dispone de 90 datos mensuales de la serie histórica del IPC.

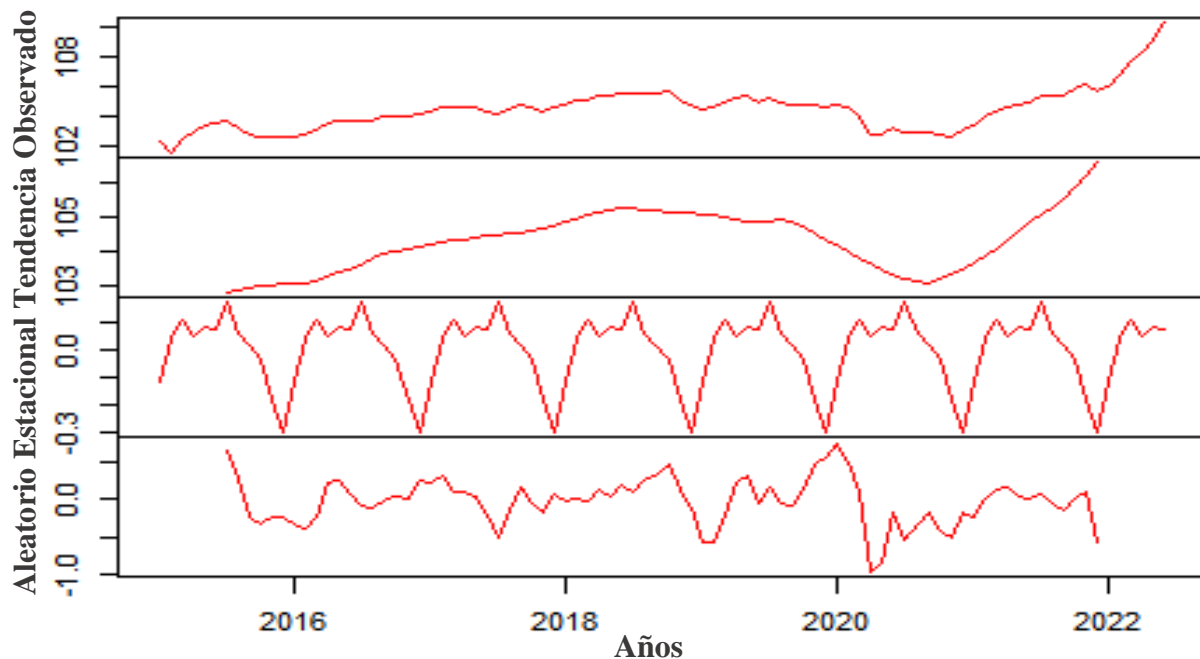
Gráfica N°1. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ. ENERO 2015 – JUNIO 2022.



La base de datos del Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá refleja en la gráfica No.1, los valores observados desde enero 2015 hasta junio 2022. Donde se puede apreciar que la serie presenta una tendencia ascendente, la cual posteriormente registra una disminución y luego retoma el aumento en el IPC. De igual forma se puede observar que la serie estudiada no es estacionaria en media, ni en varianza, por lo que se recurrirá a

estabilizar la serie con las respectivas transformaciones necesarias para lograr obtener el modelo adecuado.

Gráfica N°2. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE TEMPORAL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ ENERO 2015 – JUNIO 2022.



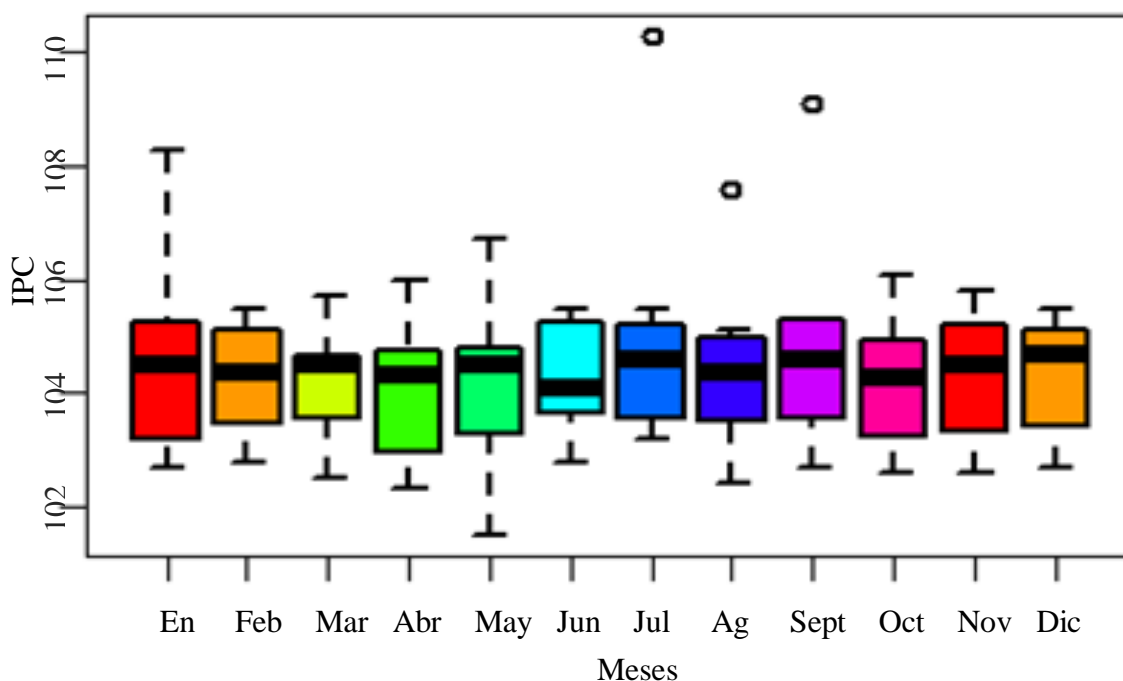
La gráfica 2 se refiere a la descomposición de serie temporal aditiva donde se puede apreciar cuatro sub-gráficos:

- Observado: se refiere a los datos originales de la serie.
- Tendencia: indica el comportamiento de la serie a través del tiempo.
- Estacionalidad: se refiere a la parte estacional, es decir cualquier patrón mensual o anual que se presente en los datos.
- Aleatoriedad: es la parte aleatoria o inexplicable de los datos.

Como ya se mencionó la tendencia permite apreciar la evolución del Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá, observando así a detalle lo ya explicado en la gráfica 1.

Con el fin de identificar visualmente la existencia de homogeneidad entre las varianzas de la serie Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá, se analizan los distintos meses de los años entre 2015 y 2022 y se presenta la gráfica de Cajas y Bigotes.

Gráfica N° 3. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO,
POR MES DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ ENERO 2015 – JUNIO 2022.



De la gráfica No. 3 se puede observar, a simple vista, que no se puede asumir la igualdad de varianzas debido a que algunas cajas y bigotes tienen mayor amplitud que otras y los meses de julio, agosto y septiembre presentan datos atípicos.

Para comprobar si la serie es estacionaria en varianza o no, se aplica la Prueba de Dickey-Fuller, a partir de las siguientes hipótesis:

H_0 : La serie histórica del IPC no es estacionaria.

H_1 : La serie histórica del IPC es estacionaria.

Cuadro N°1. RESULTADOS DE LAS PRUEBAS DICKEY – FULLER PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Prueba	Valor del estadístico	Valor p
Dickey – Fuller	1.2191	0.99

Los resultados del cuadro 1, muestran para la prueba Dickey-Fuller que la serie no es estacionaria en media. Es decir que se requieren la transformación de los datos para lograr la estabilidad de estos.

Continuando con la descomposición de la serie, se procede a identificar la componente de estacionalidad, se elabora el gráfico de correlograma.

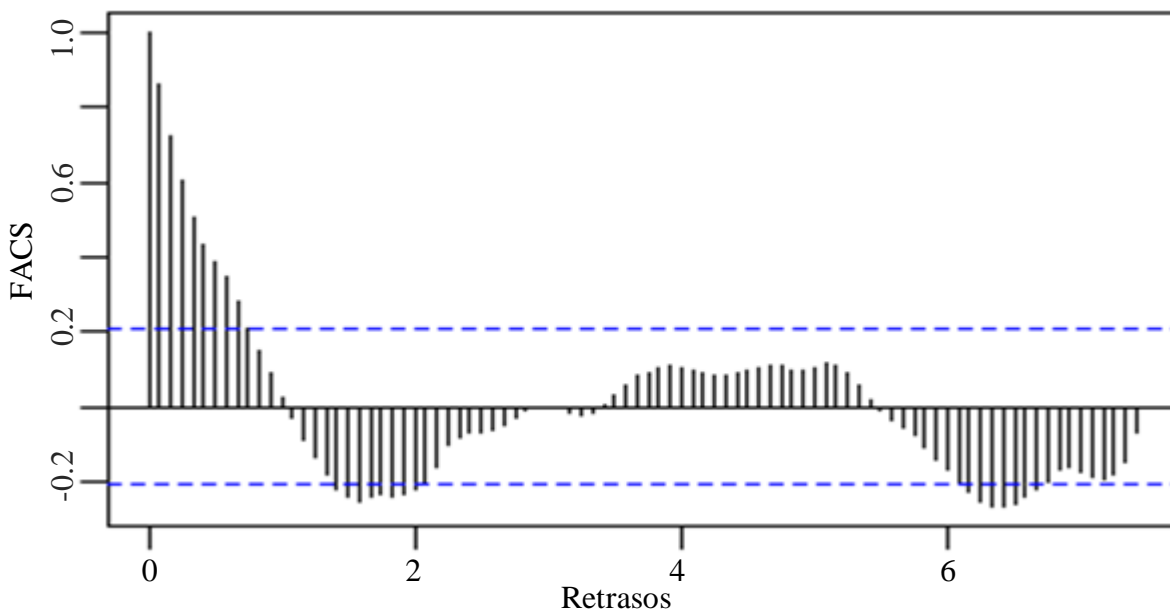


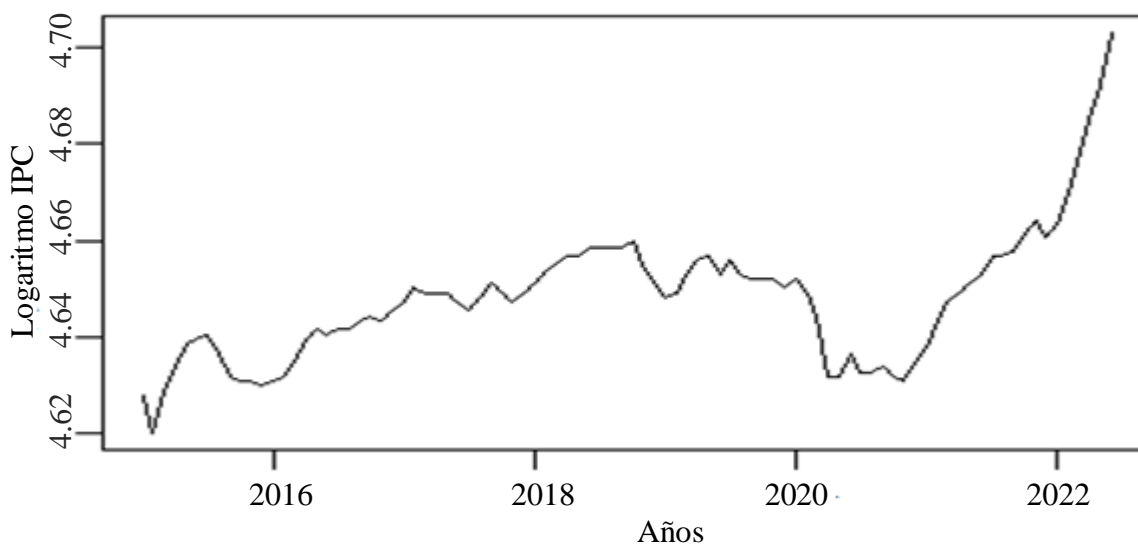
Figura 1. Correlograma IPC

Al observar el correlograma, se destaca la presencia de una tendencia, ya que las autocorrelaciones van decreciendo, acercándose a cero lentamente, confirmando la presencia del patrón de tendencia en la serie estudiada. No se refleja la presencia de la componente estacional en la serie.

4.1.1 Estabilización de la varianza y la media

A partir de las necesidades de la serie identificada en los puntos anteriores, se procede a trabajar con la serie transformada en logaritmo para controlar la heterogeneidad de los datos, posteriormente a dicha transformación se le realizará una o dos diferenciaciones dependiendo de los resultados que se van presentando. La transformación de Box-Cox nos permite suavizar la serie, a fin de que se estabilice, haciéndola constante en varianza; en tanto que, la diferenciación permite eliminar la tendencia lineal a través de las diferencias regulares. Se inicia aplicando la transformación Box-Cox, con un lambda de cero.

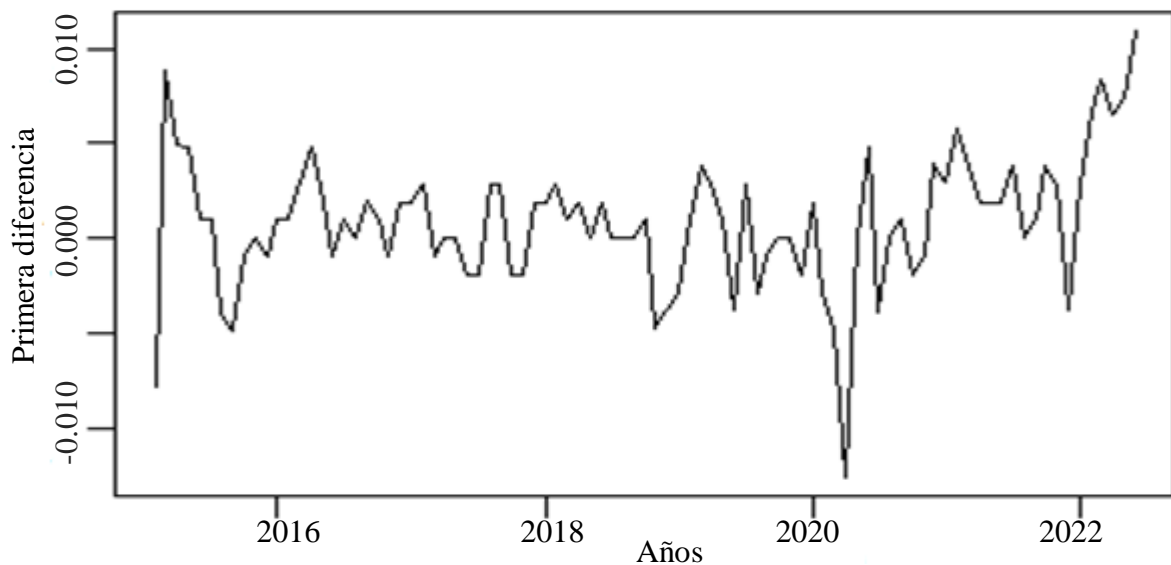
Gráfica N°4. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ AL APLICAR LA TRANSFORMACION BOX COX ENERO 2015 – JUNIO 2022.



La gráfica 4 muestra la transformación Box Cox para la serie Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá, la cual procede a comprimir los datos en logaritmos para lograr la estacionariedad de la varianza.

Seguidamente se realiza la primera diferencia de la serie transformada, obteniéndose la siguiente gráfica.

Gráfica N°5. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO, POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ AL APLICAR LA PRIMERA DIFERENCIA ENERO 2015 – JUNIO 2022.



Se puede observar en la gráfica 5, que la media se estabiliza, es decir, la serie aparenta ser estacionaria en media y para comprobar se realizará la prueba Dickey- Fuller a la serie en su primera diferenciada.

Se plantean las siguientes hipótesis:

H_0 : La serie no es estacionaria. Tiene raíz unitaria

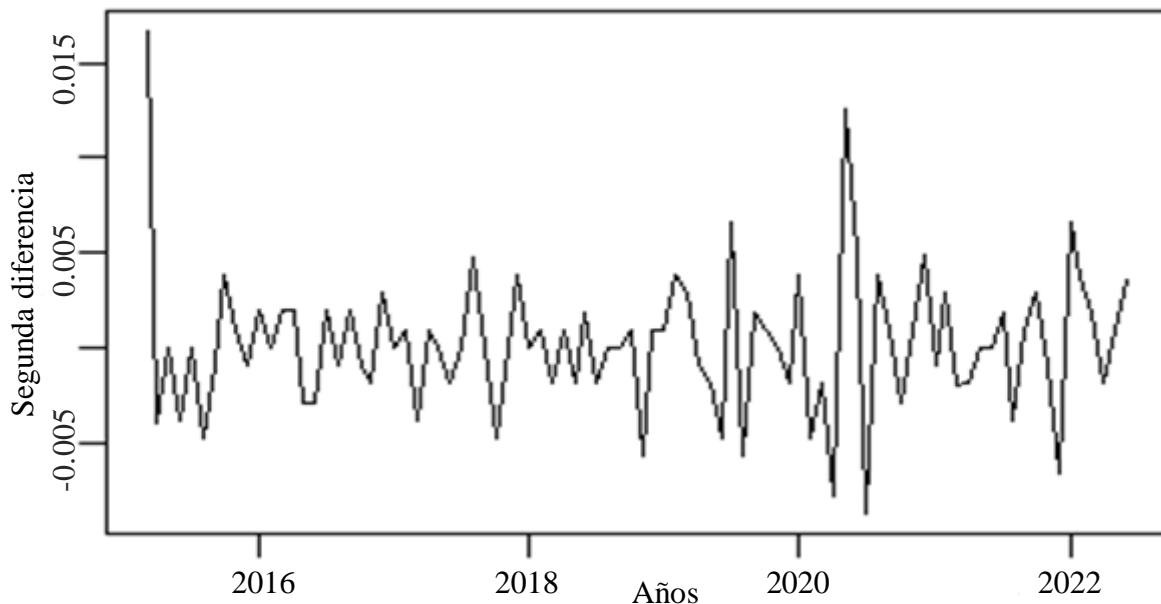
H_1 : La serie es estacionaria. No tiene raíz unitaria

Cuadro N°2. RESULTADOS DE LA PRIMERA DIFERENCIA EN LA PRUEBA
DICKEY – FULLER PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL
CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Prueba	Valor del estadístico	Valor p
Dickey - Fuller	-2.8305	0.2344

El valor del estadístico es -2.8305, con un valor de p (0.2344) superior a 0.05, por lo que no se puede rechazar la hipótesis nula, por ende la serie no es estacionaria. En consecuencia, se procede aplicar la segunda diferencia para estabilizar la serie en media.

Gráfica N°6. ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO,
POR AÑO DE LA REPÚBLICA DE PANAMÁ AL APLICAR LA
SEGUNDA DIFERENCIA ENERO 2015 – JUNIO 2022.



Con la segunda diferencia de la serie que se muestra en la gráfica 6, se logra una mejor estabilización de la media, en donde se aplicara nuevamente la prueba Dickey- Fuller a la serie para comprobar su estacionariedad.

Cuadro N°3. RESULTADOS DE LA SEGUNDA DIFERENCIA EN LA PRUEBA
DICKEY – FULLER PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL
CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Prueba	Valor del estadístico	Valor p
Dickey - Fuller	-6.3736	0.01

El valor del estadístico es -6.3736, con un valor de p (0.01) por lo que hay suficiente evidencia significativa para rechazar la hipótesis nula, es decir, que no presenta raíz unitaria, por lo tanto, la serie es estacionaria en la segunda diferencia.

4.2 Estimación del Modelo

Una vez confirmada la estacionariedad en media y en varianza de la serie del IPC, se procede a la etapa de estimación del modelo para determinar el mejor ajustado, a partir de las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie transformada y diferenciada, herramientas necesarias en esta etapa.

4.2.1 Análisis de autocorrelación de la serie diferenciada y transformada

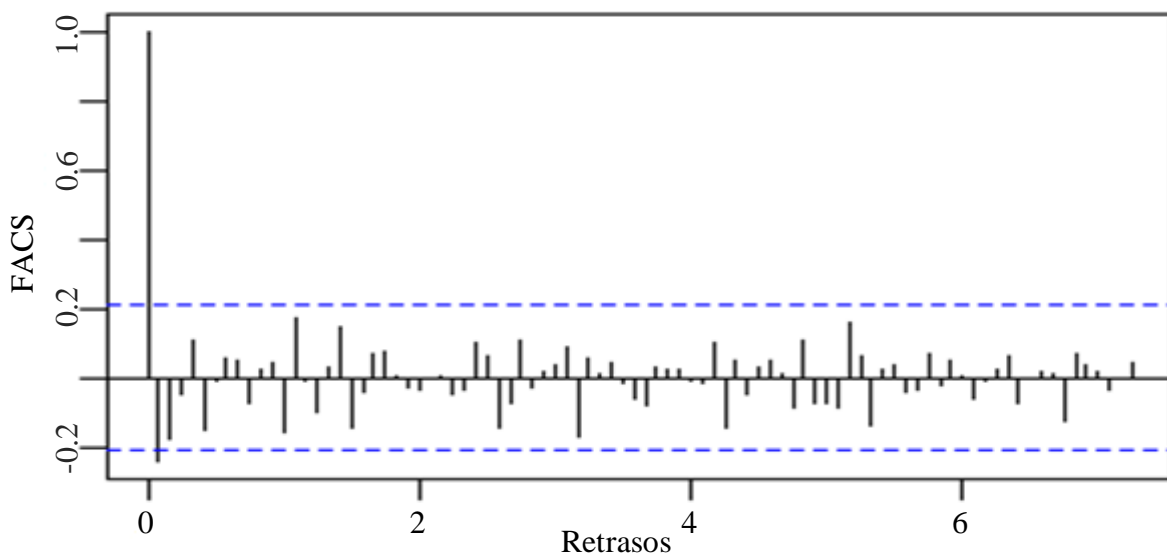


Figura 2. Función de autocorrelación simple segunda diferencia

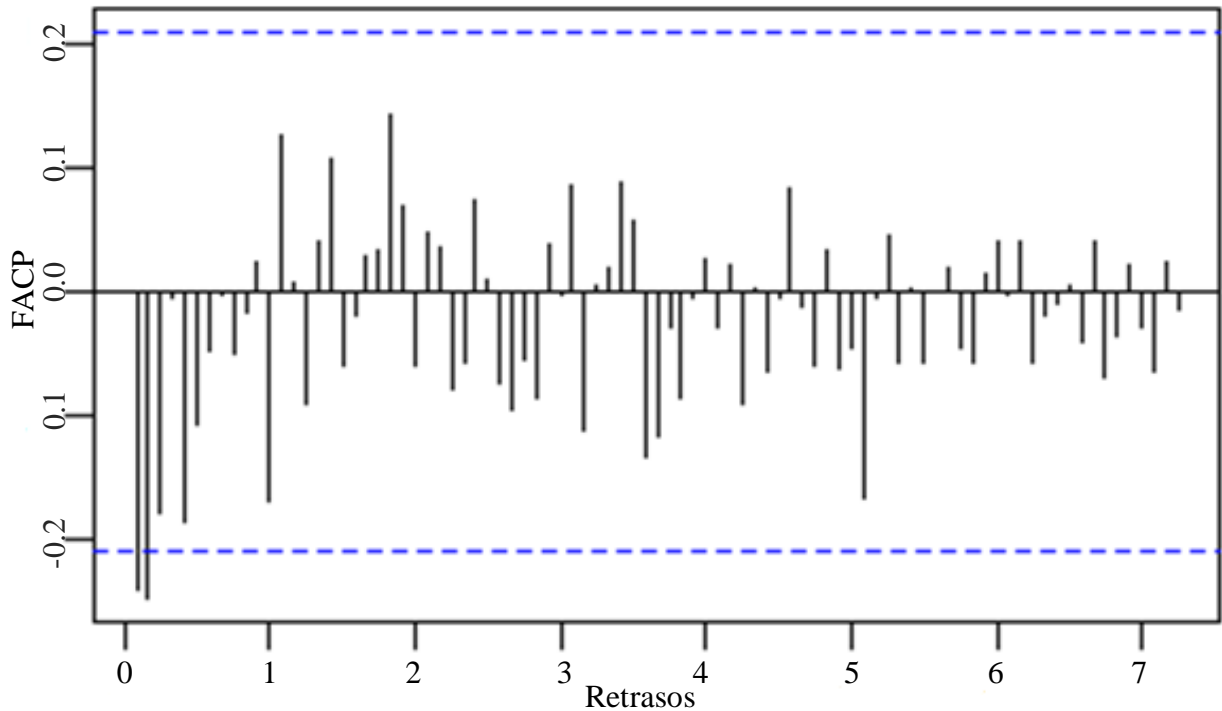


Figura 3. Función de autocorrelación parcial segunda diferencia

En la figura No. 2 se presenta el correlograma simple (FACS), donde se puede observar dos retardos significativos. Por lo tanto, el parámetro de la componente “q” correspondiente a la media móvil (MA) sería en este caso puede ser q (1, 2).

Mientras que para el correlograma parcial (FACP) la figura No. 3 presenta dos retardos significativos; en consecuencia, el componente “p” correspondiente al parámetro autorregresivo (AR), sería p (1, 2).

Como en las transformaciones se realizó doble diferenciado el componente d sería 2.

Como resultado de la evaluación de los correlogramas se procede a proponer en el cuadro 4 los siguientes modelos ARIMA:

Cuadro N°4. MODELOS ARIMA PROPUESTOS PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Modelos	Parámetros
Modelo 1	ARIMA (1, 2, 1)
Modelo 2	ARIMA (2, 2, 1)
Modelo 3	ARIMA (1, 2, 2)
Modelo 4	ARIMA (2, 2, 2)

4.3 Validación de los Modelos

En este punto es primordial analizar los residuales, toda vez que estos no deben guardar correlación entre sí, reducirse a cero y distribuirse de forma normal, también se debe tener en cuenta la significancia de los parámetros, al igual que la varianza y el criterio de información de Akaike con base en la diferenciación.

4.3.1 Modelo 1. ARIMA (1, 2, 1)

Prueba Ljung – Box

H_0 : No hay correlación en los residuos seriales.

H_1 : Hay correlación serial en los residuos.

Cuadro N°5. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Coeficiente	p- valor	Varianza estimada	Log-Verosimilitud	Criterio AIC	Prueba Ljung - Box	
					Q	Valor p
ar1 0.3038	0.027	0.1154	-30.35	66.71	11.95	0.7471
ma1 -0.8794	$2e^{-16}$					

Para la propuesta de modelo 1, se obtuvo una varianza de 0.1154, el criterio de Akaike fue de 66.71, mientras que la prueba de Ljung – Box no presento significancia estadística por lo que no se rechazó la hipótesis nula, es decir, no existe correlación serial entre los residuos. De igual forma el modelo presenta un coeficiente de determinación de 0.939, es decir, que el IPC esta explicado aproximadamente un 0.94 por los años, en tanto que su coeficiente de correlación fue de 0.969.

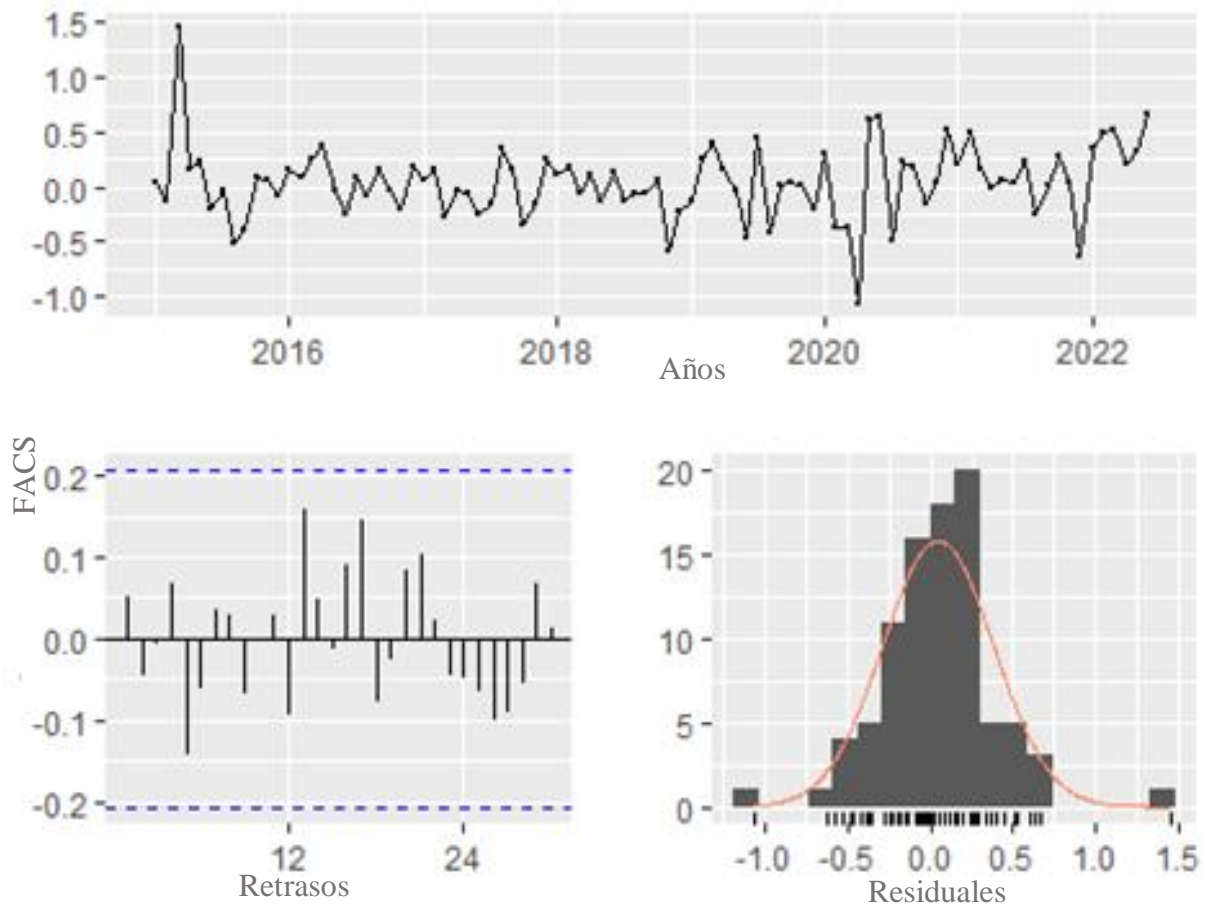
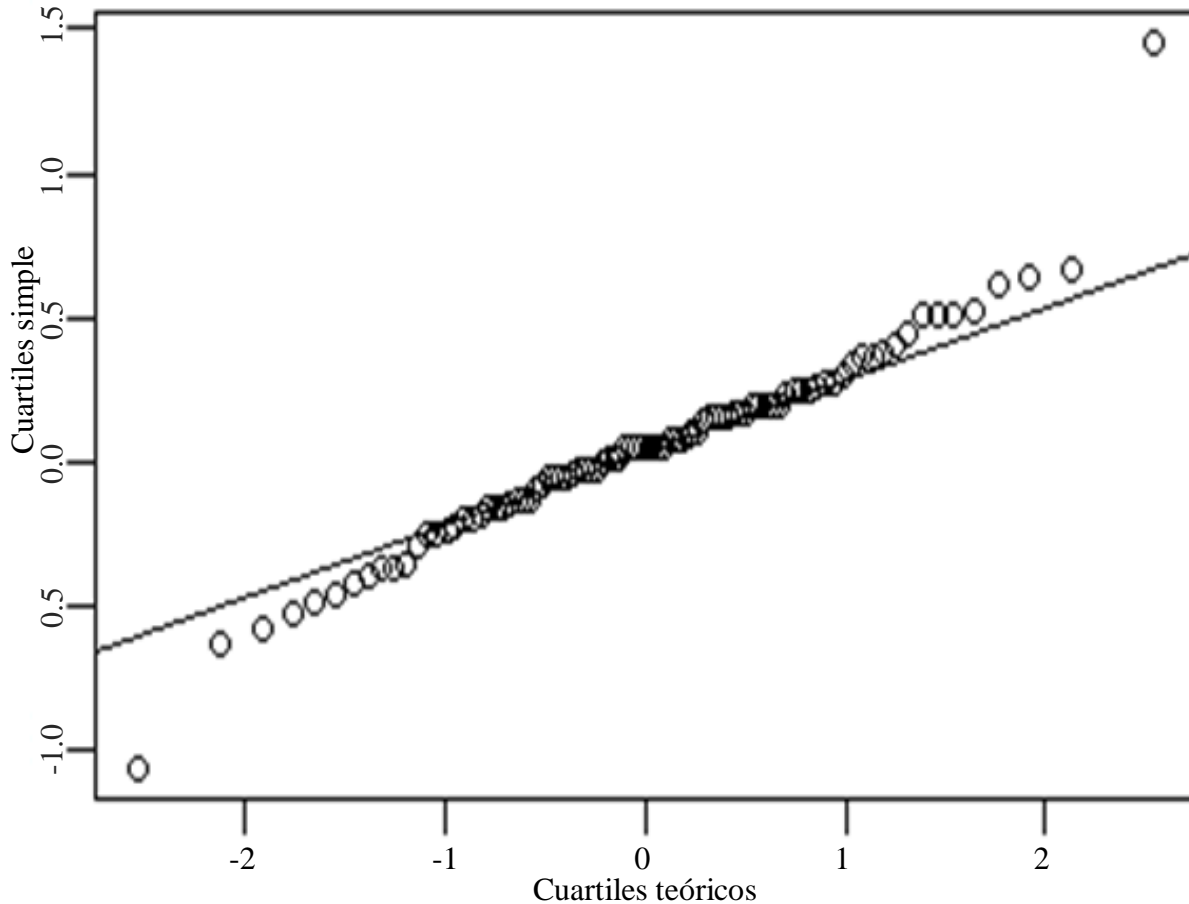


Figura 4. Residuales propuesta ARIMA (1, 2, 1)

Gráfica N°7. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.



La figura 4 representa la posible linealidad en los residuos, los residuales se centran alrededor del valor cero, por otro lado el grafico no muestra tendencia lo que evidencia que la varianza es constante, a su vez se puede observar mediante el correlograma FACS que no existe significancia en ninguno de los retrasos, esto se comprobó mediante la prueba de Ljung-Box donde los residuos no presentaron dependencia entre ellos. En el histograma de los residuos se observa que estos presentan cierta simetría alrededor de cero.

Sobre el gráfico 7 de probabilidad normal de los residuos muestra que estos siguen una línea recta por lo que tienden a estar normalmente distribuidos a excepción de ciertos valores atípicos.

4.3.2 Modelo 2. ARIMA (2, 2, 1)

Prueba Ljung – Box

H₀: No hay correlación en los residuos seriales.

H₁: Hay correlación serial en los residuos.

Cuadro N°6. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (2, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Coeficiente	p- valor	Varianza estimada	Log- Verosimilitud	Criterio AIC	Prueba Ljung - Box	
					Q	Valor p
ar1 0.3075	0.029	0.1146	-30.05	68.10	11.98	0.6805
ar2 -0.1052	0.4320					
ma1 -0.8518	2e ⁻¹⁶					

El modelo 2 propuesto presento una varianza de 0.1146, el criterio de Akaike fue de 68.10, mientras que la prueba de Ljung – Box no presento significancia estadística por lo que no existe correlación entre los residuos grupales. A su vez presentó un coeficiente de determinación fue de 0.94 y un coeficiente de correlación de 0.9695.

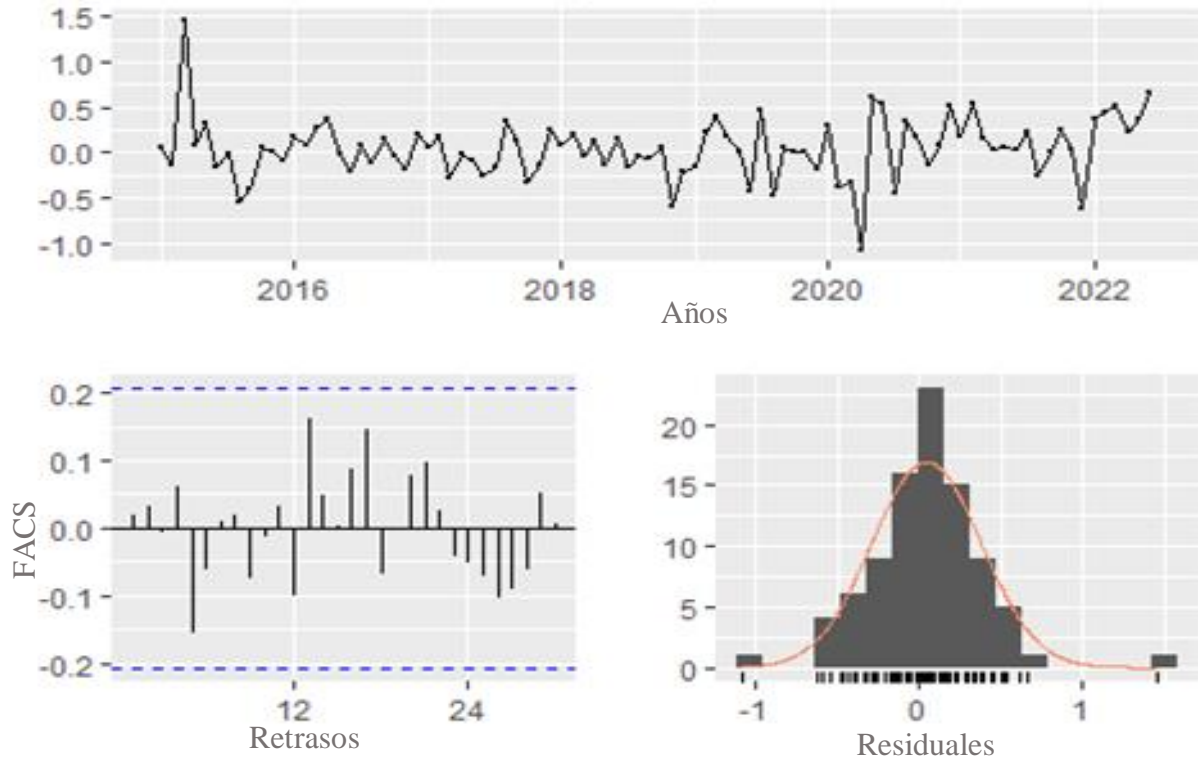
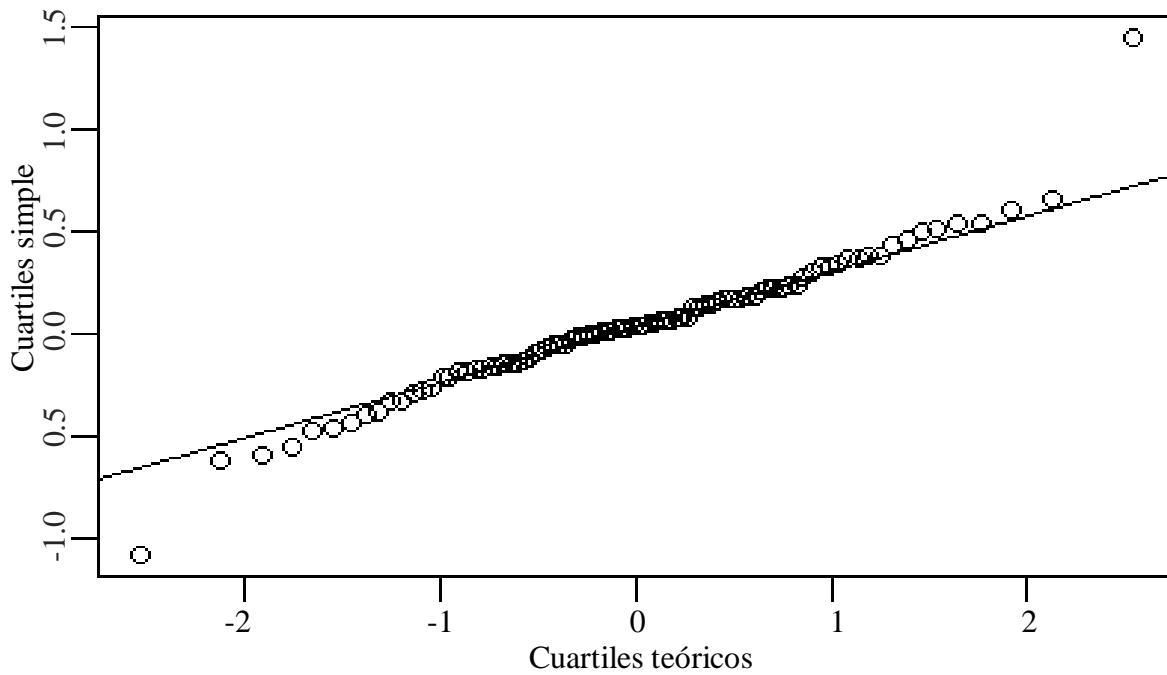


Figura 5. Residuales propuesta ARIMA (2, 2, 1)

Gráfica N°8. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (2, 2, 1) (PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.



En la figura 5 se puede observar una posible linealidad en los residuos, los residuales se centran alrededor del valor cero con excepción dos picos extremas que se aprecian en los año 2015 y 2020, por otro lado el grafico no muestra tendencia lo que evidencia que la varianza es constante, de igual manera se puede notar mediante el correlograma FACS que no existe significancia en ninguno de los retrasos, lo cual se comprobó mediante la prueba de Ljung-Box en donde los residuos no presentaron correlación entre ellos. En el histograma de los residuos se observa que estos presentan cierta simetría alrededor de cero.

Con base al gráfico 8 de probabilidad normal de los residuos estos sugieren continuar una línea recta por lo que tienden a estar normalmente distribuidos a excepción de dos valores atípicos.

4.3.3 Modelo 3. ARIMA (1, 2, 2)

Prueba Ljung – Box

H₀: No hay correlación en los residuos seriales.

H₁: Hay correlación serial en los residuos.

Cuadro N°7. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Coeficiente	p- valor	Varianza estimada	Log- Verosimilitud	Criterio AIC	Prueba Ljung - Box	
					Q	Valor p
ar1 0.0631	0.8563	0.1148	-30.10	68.20	11.51	0.7155
ma1 -0.6108	0.0709					
ma2 -0.2207	0.4039					

En el caso de la propuesta del modelo 3 reflejo una varianza de 0.1148, el criterio de Akaike fue de 68.20, mientras que la prueba de Ljung – Box no presento significancia estadística, es decir, no existe correlación entre los residuos grupales. Mientras que el coeficiente de determinación fue de 0.94 y un coeficiente de correlación de 0.9695.

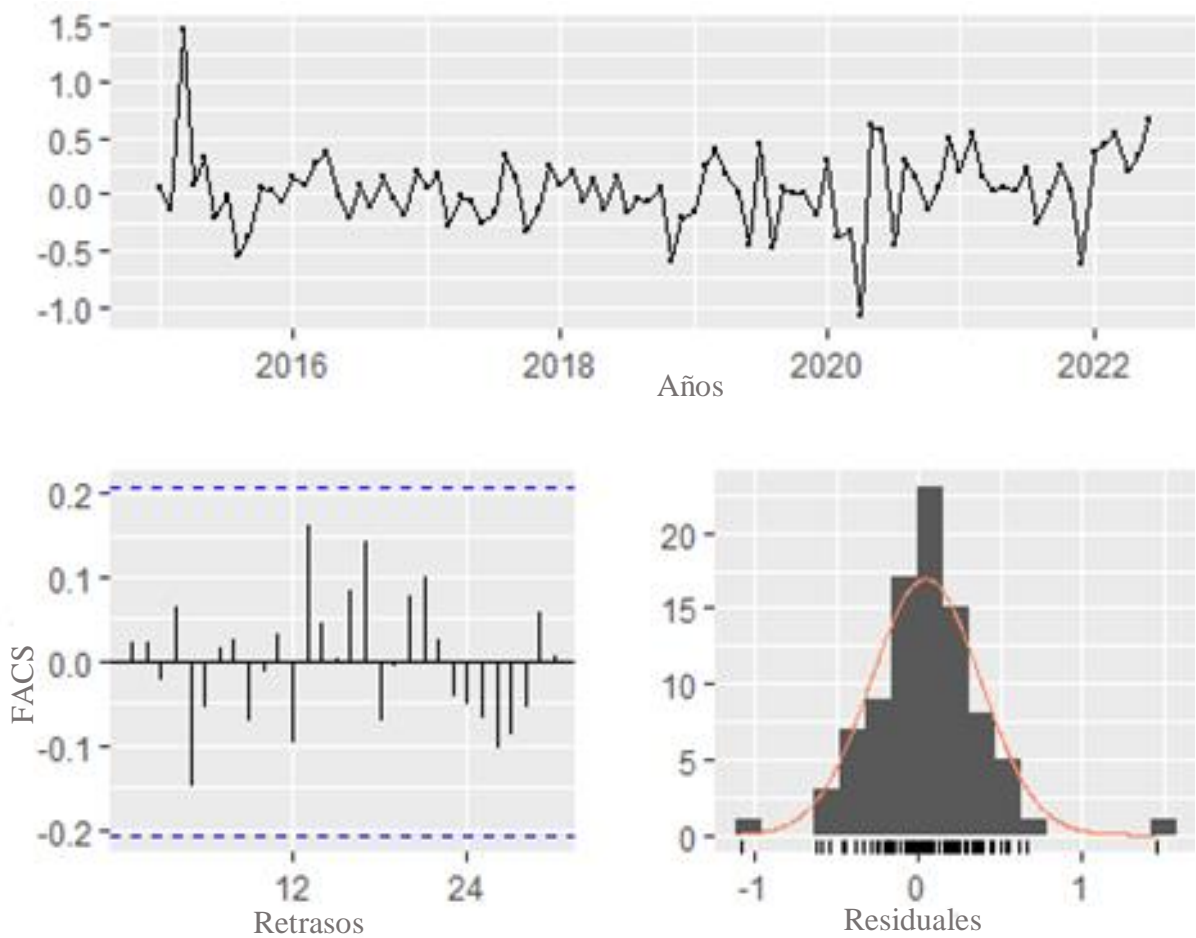
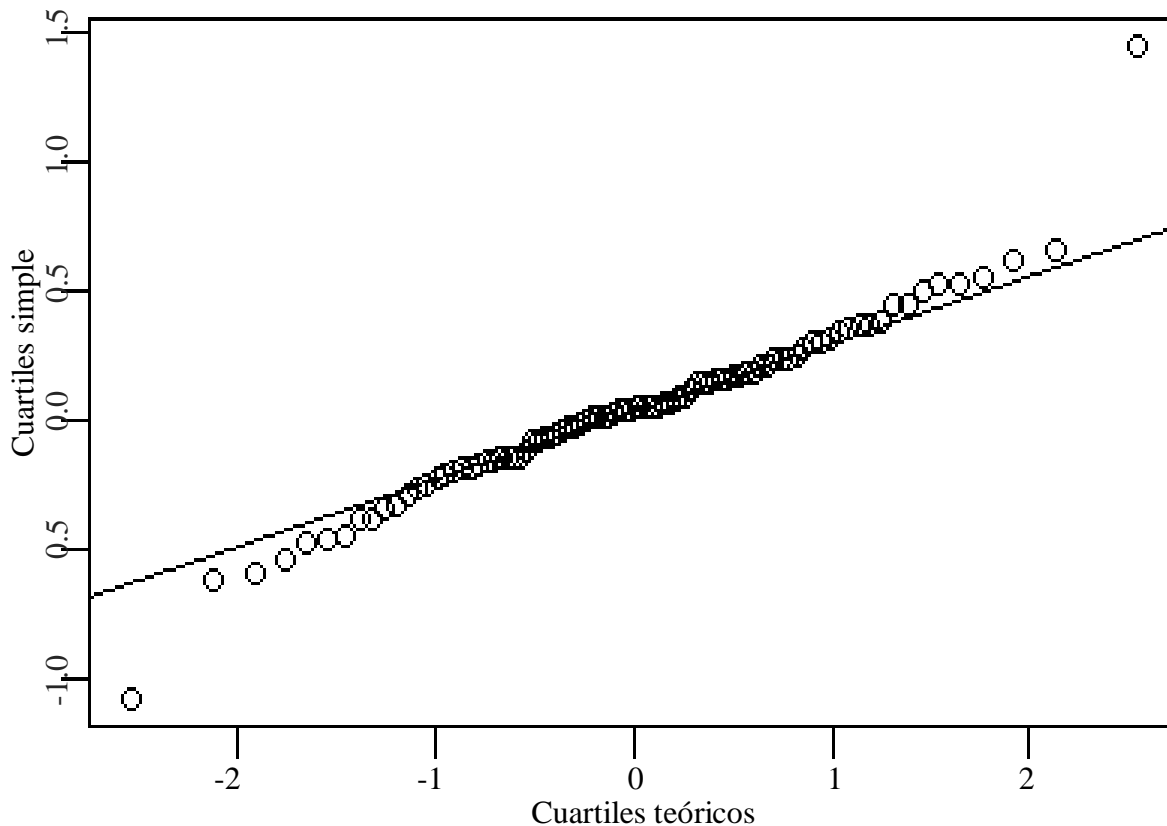


Figura 6. Residuales propuesta ARIMA (1, 2, 2)

La figura 6 indica la posible linealidad en los residuos, los residuales se centran alrededor del valor cero con excepción de dos picos extendidos que oscilan por debajo y encima de cero y que se aprecia justamente en los años 2015 y 2020, por otro lado el grafico no muestra tendencia lo que evidencia que la varianza es constante, de igual manera mediante el correlograma FACS no muestra retrasos significativos y mediante la prueba de Ljung-Box los residuos no presentaron

correlación entre ellos, también el histograma de los residuos se observa que estos presentan cierta simetría alrededor de cero.

Gráfica N°9. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA (1, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.



Mediante el gráfico 9 de probabilidad normal de los residuos estos presentan el mismo comportamiento de los modelos ya propuestos, una línea recta que manifiesta que están normalmente distribuidos a excepción de algunos valores atípicos.

4.3.3 Modelo 4. ARIMA (2, 2, 2)

Prueba Ljung – Box

H₀: No hay correlación en los residuos seriales.

H₁: Hay correlación serial en los residuos.

Cuadro N°8. PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (2, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Coeficiente	p- valor	Varianza estimada	Log- Verosimilitud	Criterio AIC	Prueba Ljung - Box	
					Q	Valor p
ar1 0.2499	0.7528	0.1146	-30.05	70.10	11.87	0.6166
ar2 -0.0877	0.7542					
ma1 -0.7938	0.3146					
ma2 -0.0511	0.9413					

En el caso de la propuesta del modelo 4 indico una varianza de 0.1146, el criterio de Akaike fue de 70.10, mientras que la prueba de Ljung – Box no presento significancia estadística, es decir, no existe correlación entre los residuos grupales. Mientras que el coeficiente de determinación fue de 0.939 y un coeficiente de correlación de 0.969.

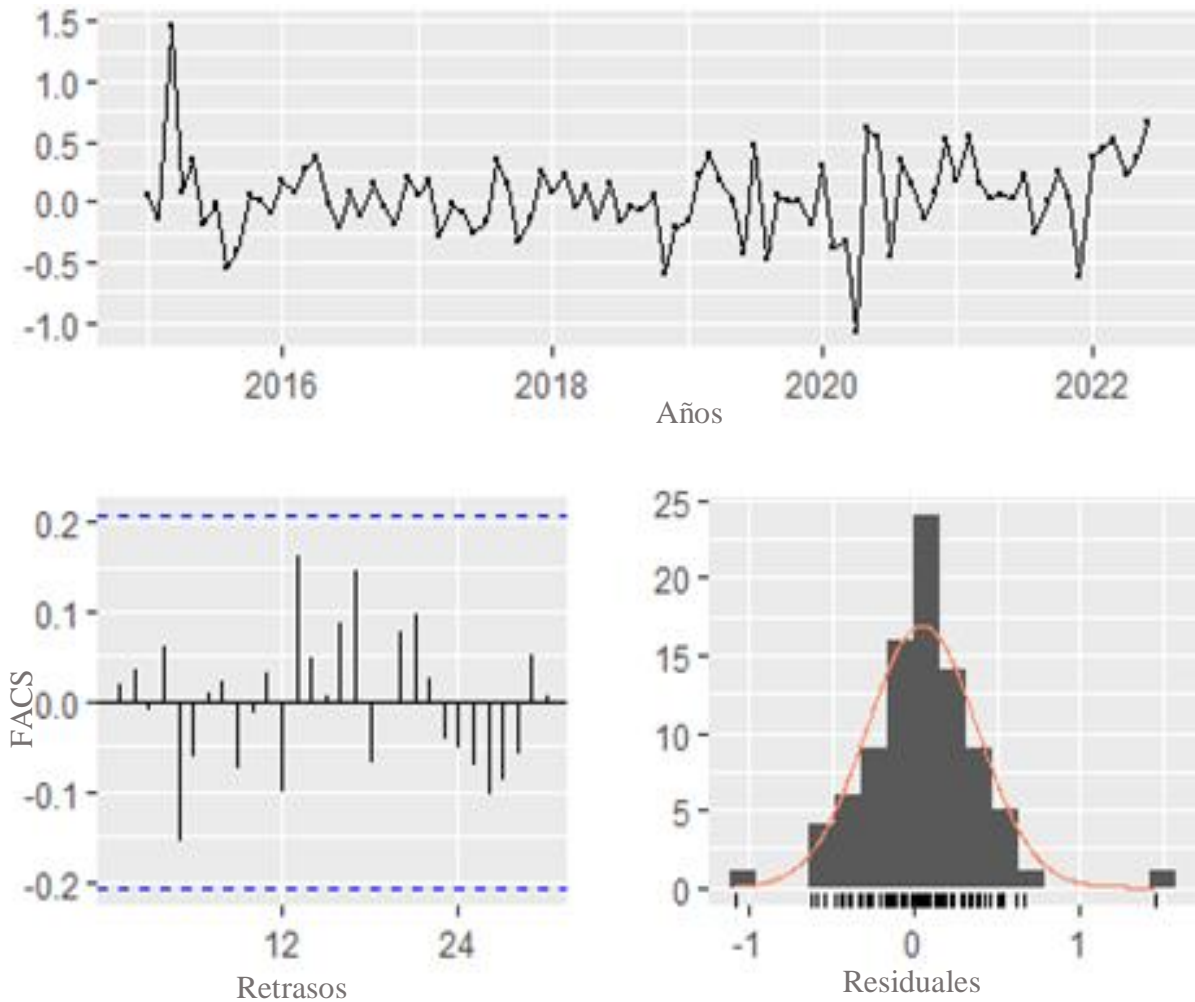
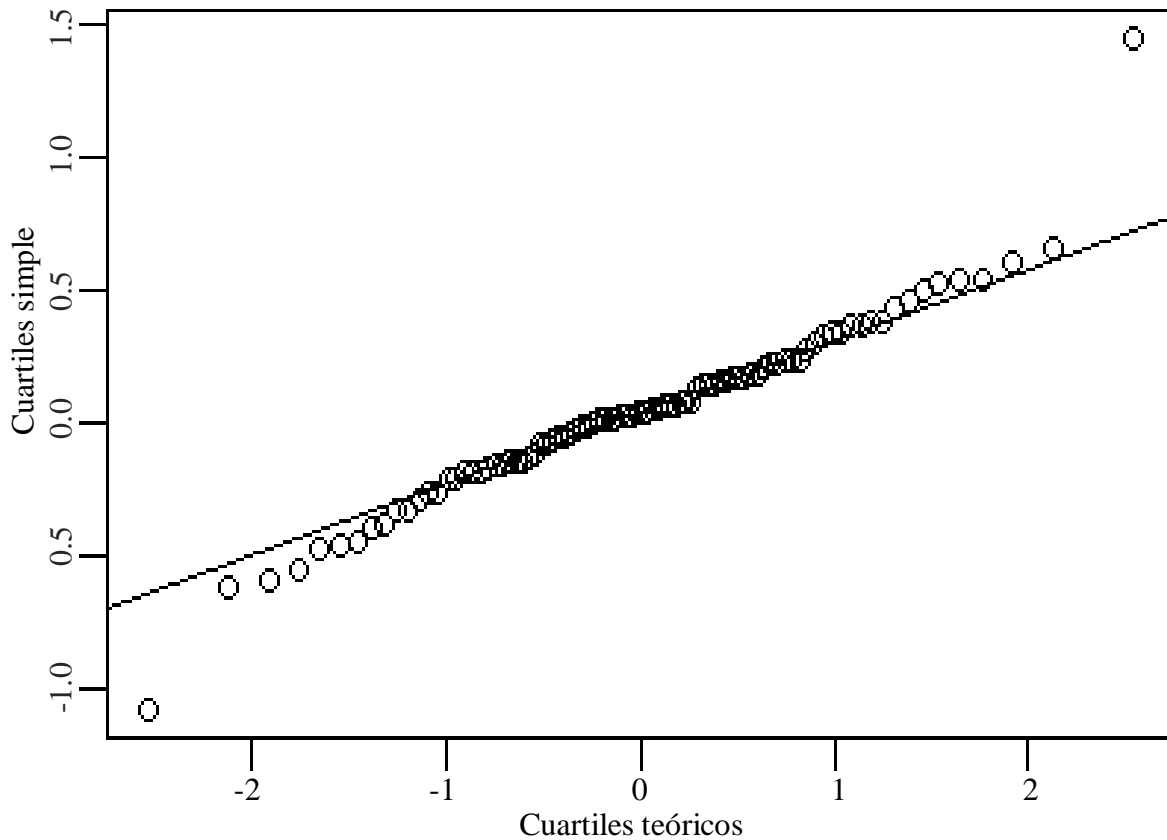


Figura 7. Residuales propuesta ARIMA (2, 2, 2)

La figura 7 revela una posible linealidad en los residuos, los residuos se centran alrededor del valor cero con excepción de dos picos extendidos que oscilan por debajo y encima de cero y que se aprecia justamente en los años 2015 y 2020 ya explicados anteriormente, de igual forma el grafico no muestra tendencia lo que indica que la varianza es constante, también mediante el correlograma FACS se puede observar que no existen retrasos significativos y a través de la prueba de Ljung-Box los residuos no presentaron correlación entre ellos, adicional en el histograma de los residuos se observa que estos presentan cierta simetría alrededor de cero.

Gráfica N°10. Q-Q PARA EVALUAR LA NORMALIDAD DEL MODELO ARIMA
(2, 2, 2) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR
NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.



Mediante el gráfico 10 de probabilidad normal de los residuos estos presentan el mismo comportamiento de los modelos ya propuestos, una línea recta que manifiesta que están normalmente distribuidos a excepción de algunos valores atípicos.

4.4 Predicción del Modelo

Con base a los resultados planteados en el punto de validación se procede a seleccionar el modelo ARIMA (1, 2, 1), el cual presento el menor valor en cuanto al criterio de información Akaike (66.71), un coeficiente de determinación de 0.939 y coeficiente de correlación de 0.969,

de igual forma su parámetro fue significativo, por lo que la ecuación final de estimación es la siguiente:

$$Y_t = 0.3038Y_{t-1} - 0.8794e_{t-1}$$

Medidas de error

Cuadro N°9. MEDIDAS DE ERROR DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

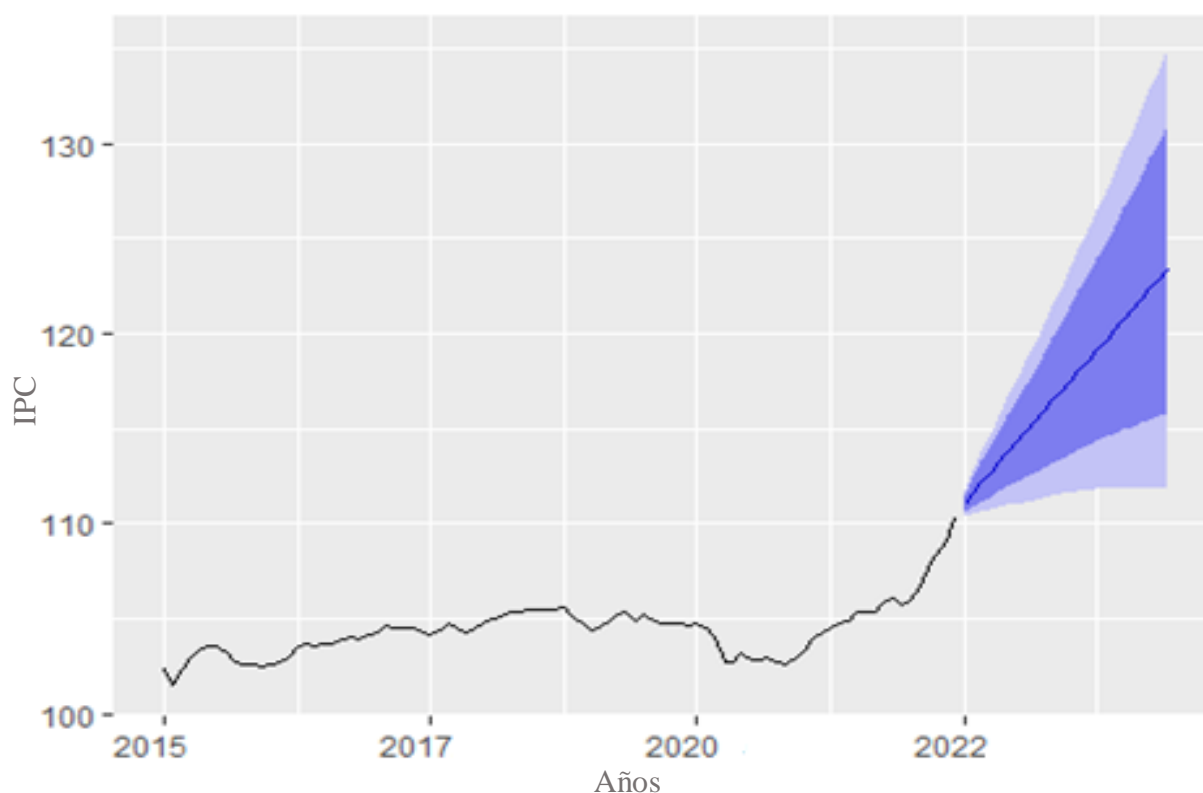
Medida	Valor
Desviación absoluta media - MAE	0.2448
Porcentaje de error medio - MPE	0.0416
Porcentaje de error medio absoluto - MAPE	0.2346
Error cuadrático medio - RMSE	0.3363

En el cuadro 9 se aprecian las medidas de error del modelo seleccionado, para la serie Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá desde enero 2015 hasta junio 2022, en donde se puede observar que la desviación absoluta media arrojó un valor de 0.2448, el valor para el porcentaje de error medio fue de 0.0416, mientras que para el porcentaje de error medio absoluto el valor calculado fue de 0.2346 y el error cuadrático medio fue de 0.3363.

Cuadro N°10. PRONÓSTICOS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL SEGUNDO SEMESTRE DEL AÑO 2022 DE LA SERIE ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.

Mes	Pronóstico	LCI - LCS	Error estándar
Julio	111.0	110.4 – 111.7	0.3398
Agosto	111.6	110.5 – 112.8	0.5913
Septiembre	112.2	110.8 – 113.7	0.8205
Octubre	112.7	111.1 – 114.6	1.0378
Noviembre	113.2	111.2 – 114.8	1.2500
Diciembre	113.8	111.6 – 115.7	1.4611

Gráfica N°11. PRONÓSTICOS ESTIMADOS DEL MODELO ARIMA (1, 2, 1) PARA EL SEGUNDO SEMESTRE DEL AÑO 2022 DEL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMIDOR NACIONAL URBANO DE PANAMÁ.



El cuadro 10 y la gráfica 11, muestran los pronósticos estimados para el segundo semestre del año 2022 de la serie Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá mediante la ejecución del modelo ARIMA (1, 2, 1).

Conclusiones

Una vez finalizado este trabajo de investigación se llegó a las siguientes conclusiones:

- Con base a los resultados obtenidos se pudo probar que la metodología Box & Jenkins permitió la construcción de modelos que se ajustan a los datos de la serie Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá para generar pronósticos.
- La serie estudiada presentó una tendencia alcista, no se identificó un patrón de estacionalidad y mediante la prueba respectiva quedó en evidencia la no estacionariedad por lo que se recurrió a los respectivos diferenciados y la aplicación de transformaciones Box Cox para lograr esta característica especial para utilizar la metodología Box & Jenkins.
- Mediante la comparación del criterio de información Akaike se seleccionó el modelo ARIMA (1, 2, 1) y se validó el modelo mediante la evaluación del comportamiento de los residuos y la prueba de Ljung-Box donde se identificó la no correlación en los residuos grupales. El modelo seleccionado obtuvo una desviación absoluta de 0.2448, porcentaje medio de error de 4.16%, porcentaje medio de error absoluto de 23.46% y un error cuadrático medio de 0.3363.
- Se pronosticó el último semestre del año 2022 con los respectivos límites de confianza al 95% y el error estándar para cada uno de los mismos.

Recomendaciones

Mediante los resultados de este trabajo de investigación se recomienda:

- Utilizar una data histórica ampliando la cantidad de años que ayuden a predecir con más exactitud el pronóstico para el IPC a futuro.
- Utilizar la metodología ARCH y GARCH, autorregresivo condicional heterocedástico y general autorregresivo condicional heterocedástico respectivamente para lograr establecer un modelo aún más apropiado para pronosticar la serie Índice de Precios al Consumidor Nacional Urbano de la República de Panamá; si se quiere considerar una serie histórica del IPC más amplia, toda vez que este tipo de serie sufre ajustes del año base cada cierto periodo.

Referencias Bibliográficas

- Boltvinik, J. (1991). *"La medición de la pobreza en America Latina" en Comercio Exterior* (Vol. 41). México DF.
- Bowerman, B. (2009). *Pronósticos, serie de tiempo y regresión: un enfoque aplicado* (4 ed.). Mexico: CENGAGE Learning (original).
- Brockwell, P. (1987). *Time Series: Theory and Methods. Series in Statistics.* (first ed.). Colorado, USA: Springer.
- Calle, E., Angarita, H., & Rivera, H. (2010). Viabilidad para pronósticos hidrológicos de niveles diarios, semanales y decadales en Colombia. *Ingeniería e Investigación* 30(2), 178-187.
- Chatfield, C. (2004). *The analysis of time series an introduction.* CRC: Chapman & Hall.
- DANE. (2009). *Metodología Índice de Precios al Consumidor* . Obtenido de www.dane.gov.co/files/investigaciones/fichas/IPC.pdf
- Giraldo Gómez, N. (2011). *MODELOS ESTOCÁSTICOS EN ECONOMETRIA FINANCIERA, GESTION DE RIESGOS Y ACTUARÍA.* Medellin.
- Guerrero Guzmán, V. M. (2009). *Análisis estadístico y pronóstico de series de tiempo económicas.* Mexico: Thomson.
- Guerrero, G. V. (2003). *Análisis Estadístico y Pronostico de Series de Tiempo Economicas* (2 ed.). Mexico: Thomson.
- Guzmán, M. d., Leyva, S., & Cárdenas, A. (2007). *El futuro del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, Análisis Económicos* (Vol. XXII). México, UAM-Azcapotzalco.

- Hildebrand, D. (1998). *Estadística Aplicada a la Administración y la Economía* (3 ed.). Mexico D.F: Addison Wesley Longman.
- INDEC. (2016). *Qué es el índice de precios al consumidor?* . Ciudad Autónoma de Buenos Aires.
- Menchu, M. .. (Julio de 2002). La Canasta Básica de Alimentos en Centro America. *INCAP ME*, 105.
- Montgomery, D. (2008). *Introduction to time series analysis and forecasting. Series in probability and statistics*. United State of America: Hoboken, N.J John Wiley.
- Ocampo, E., Cabrera, A., & Ruiz, A. (2006). Pronóstico de bolsa de valores empleando técnicas inteligentes. *Tecnura*, 9 (18), 57-66.
- Tamayo. (2013). *Creación de la canasta básica*. Guayaquil.
- Vargas, J., Hernández, C., & Aponte, G. (2012). Comparación del modelo FARIMA y SFARIMA para obtener la mejor estimación del tráfico en una red Wi-Fi. *Tecnura* 16(32), 84-90.
- Velásquez, J., Dyner, I., & Souza, R. (2008). Modelado del precio spot de la electricidad en Brasil usando una red neuronal autorregresiva. *Ingeniare. Chilena de Ingeniería* 16(3), 394-403.

Anexos

Anexo 2. Script de R-Studio

```
---  
title: "tesis3"  
author: "Alvaro Arrocha"  
date: "2022-09-24"  
output: word_document  
---  
  
```${r setup, include=FALSE}  
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
```${r}  
  
library(readxl)  
Datos<-read_excel("D:/Anteproyecto/Tesis/Data2.xlsx")  
ipc<-ts(Datos$IPC, start = 2015,frequency = 12, end = c(2022, 6))  
class(ipc)  
plot.ts(ipc, main= "", ylab="", xlab= "")  
Fit<-decompose(ipc)  
library(ggplot2)  
plot(Fit, xlab="", col= "red")  
boxplot(IPC~ Mes, data=Datos,col=rainbow(10), lwd=2.5, font.main=4, border = "black",  
names=c("Enero", "Febrero", "Marzo", "Abril", "Mayo", "Junio", "Julio", "Agosto", "Septiembre",  
"Octubre", "Noviembre", "Diciembre"))  
```${r}  

library(car)
library(quantmod)
library(tseries)
require(tseries)
library(urca)
```



```

acf(ipc, lag.max=140, main="", xlab="", ylab="")
pacf(ipc, lag.max =140, main="", xlab="", ylab="")
adf.test(ipc, k=0)
...

```{r}
ipclog <- log(ipc)
plot(ipclog)
...

```{r}
ipcdiff<- diff(ipclog)
plot(ipcdiff)
adf.test(ipcdiff)
ipc2diff<- diff(ipcdiff)
plot(ipc2diff)
adf.test(ipc2diff)
...

```{r}
acf((ipc2diff),lag.max =140, main="", xlab="", ylab="")
pacf((ipc2diff),lag.max=140, main="", xlab="", ylab="")
...

```{r}
library(forecast)
auto.arima(ipc, trace= TRUE)
...

```

```

```{r}
##Modelo 1

library(lmtest)
Modelo1<-arima((ipc),c(1,2,1), method="ML")
Modelo1
coeftest(Modelo1)
checkresiduals(Modelo1, main="", xlab="", ylab="")
qqnorm(Modelo1$residuals, main="", xlab="", ylab="");qqline(Modelo1$residuals)
shapiro.test(Modelo1$residuals)
summary(Modelo1)
```

```

```

```{r}
##Modelo 2

library(lmtest)
Modelo2<-arima((ipc),c(2,2,1), method="ML")
Modelo2
coeftest(Modelo2)
checkresiduals(Modelo2, main="", xlab="", ylab="")
qqnorm(Modelo2$residuals, main="", xlab="", ylab="");qqline(Modelo2$residuals)
shapiro.test(Modelo2$residuals)
summary(Modelo2)
```

```

```

```{r}
##Modelo 3

library(lmtest)
Modelo3<-arima((ipc),c(1,2,2), method="ML")

```

```

Modelo3
coefstest(Modelo3)
checkresiduals(Modelo3, main="", xlab="", ylab="")
qqnorm(Modelo3$residuals, main="", xlab="", ylab="");qqline(Modelo3$residuals)
shapiro.test(Modelo3$residuals)
summary(Modelo3)
...

```{r}
##Modelo 4

library(lmtest)
Modelo4<-arima((ipc),c(2,2,2), method="ML")
Modelo4
coefstest(Modelo4)
checkresiduals(Modelo4, main="", xlab="", ylab="")
qqnorm(Modelo4$residuals, main="", xlab="", ylab="");qqline(Modelo4$residuals)
shapiro.test(Modelo4$residuals)
summary(Modelo4)
...

```{r}
##Evaluación del modelo para el segundo semestre 2022
library(forecast)
base <- arima(ipc, order=c(1,2,1))
base
predict(base,n.ahead = 6)
autoplot(forecast(base), main="", ylab="", xlab="")
...

```