

Escuela Superior Politécnica del Litoral
Facultad de Ciencias Sociales y Humanística

Análisis Histórico y Aplicación de Modelos Predictivos del Precio de la Tilapia
Ecuatoriana

ADMI-1159

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Economista

Presentado por:

Leticia Nicole Arango Fuentes

Antonio José Tapia Salvador

Guayaquil - Ecuador

Año: 2024

Dedicatoria

El presente proyecto lo dedico en primer lugar a Dios, mi guía eterno y fuente inagotable de fortaleza.

A mi mamá Leticia Fuentes, quien ha sido y es un pilar fundamental en mi vida y de mis logros, que con su entrega y fortaleza me ha hecho quien soy hoy.

A mi papá que con su apoyo he logrado ser perseverante y estar enfocada en mis estudios.

A la ESPOL, mis profesores y compañeros, que han hecho de mi vida universitaria una grata e inolvidable experiencia.

Leticia Arango Fuentes.

Dedicatoria

El presente proyecto le dedico sobre todo a mis padres, que siempre han sido mi mayor apoyo y guía a lo largo de toda mi vida con inagotable amor. Su constante sacrificio han sido mi aliento para lograr este logro.

A mis amigos, tutores y seres queridos, por sus palabras, ánimo y palabras de aliento en momentos de dificultad e incertidumbre. Su presencia ha hecho increíble este proceso académico.

Antonio Tapia Salvador

Agradecimientos

Mi más sincero agradecimiento a Dios
por todas las bendiciones que ha
derramado sobre mí.

A mis padres por siempre apoyar mis
metas y propósitos, por ponerme en
primer lugar a mí y priorizar mi bienestar
y éxito.

A mis amigos, por los momentos
especiales y experiencias inolvidables que
hemos vivido.

A la ESPOL y sus profesores, por velar
siempre por la seguridad, bienestar y
felicidad de sus estudiantes.

Leticia Arango Fuentes.

Declaración Expresa

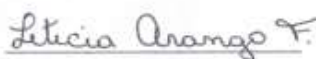
Nosotros Leticia Nicole Arango Fuentes y Antonio José Tapia Salvador acordamos y reconocemos que:

La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de Graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores.

La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que nos corresponda de los beneficios económicos que al ESPOL reciba por la explotación de nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 10 de octubre del 2024.



Leticia Nicole Arango

Fuentes



Antonio José Tapia

Salvador

Evaluadores

Mariela Pérez Moncayo

Profesor de Materia

Gabriela Vilela Govea

Tutor de proyecto

Resumen

La tilapia es un producto acuícola que alguna vez significó un fuerte ingreso para el Ecuador, sin embargo, hoy en día no representa ni la mitad de lo que alguna vez fue. Por ello, este proyecto tiene como finalidad desarrollar modelos econométricos univariados que permitan predecir el precio de la Tilapia que se exporta a Estados Unidos para el año 2025. Esta información le va a permitir a los exportadores ecuatorianos generar estrategias para volverse más competitivos en el mercado internacional e incrementar sus utilidades. Además, también analizamos el comportamiento histórico del precio y lo comparamos con el precio promedio de la tilapia en el mercado latinoamericano.

Se obtuvieron 272 observaciones de cada variable, con datos de una periodicidad mensual. Los modelos que se probaron son ARIMA, SARIMA Y Random Forest, para la aplicación de estos hubo que hacer análisis y pruebas estadísticas y en ciertas ocasiones fue necesario inducir estacionariedad.

Como resultados, se pudo observar que la serie ecuatoriana mostraba una tendencia hacia la baja y presentaba un patrón estacional por lo que su modelo ideal fue SARIMA. Para los datos latinoamericanos, se notó que los datos circulaban en torno a una media y alta volatilidad en los precios, se determinó que el modelo de mejor ajuste era ARIMA.

Gracias al modelo SARIMA, obtuvimos una predicción coherente con la data y confiable para que los exportadores conozcan de antemano como se comportarán los precios en el mercado, anticipen picos y caídas en los precios y puedan generar estrategias para sobrellevar cualquier escenario que se les presente.

Palabras Clave: Tilapia, Precios de Exportación, Predicción de Precios. Modelos Económicos.

Abstract

Tilapia is an aquaculture product that once represented a strong income for Ecuador, however, today it does not represent even half of what it once was. Therefore, this project aims to develop univariate econometric models to predict the price of Tilapia exported to the United States by the year 2025. This information will allow Ecuadorian exporters to generate strategies to become more competitive in the international market and increase their profits. In addition, we also analyzed the historical behavior of the price and compared it with the average price of tilapia in the Latin American market.

We obtained 272 observations for each variable, with monthly periodicity data. The models that were tested are ARIMA, SARIMA and Random Forest, for the application of these models it was necessary to perform statistical analysis and tests and in certain occasions it was necessary to induce stationarity.

As a result, it was observed that the Ecuadorian series showed a downward trend and a seasonal pattern, so the ideal model was SARIMA. For the Latin American data, it was noted that the data circulated around a mean and high volatility in prices, it was determined that the best fit model was ARIMA.

Thanks to the SARIMA model, we obtained a prediction consistent with the data and reliable so that exporters know in advance how prices will behave in the market, anticipate price peaks and troughs and can generate strategies to cope with any scenario that may arise.

Keywords: *Tilapia, Export Prices, Price Forecasting, Econometric Models.*

ÍNDICE GENERAL

Resumen.....	I
<i>Abstract</i>	II
Abreviaturas.....	V
Índice de Tablas	VI
Capítulo 1.....	1
1.1 Introducción	2
1.2 Descripción del Problema	4
1.3 Justificación Del Problema.....	4
1.4 Objetivos.....	5
1.4.1 <i>Objetivo general</i>	5
1.4.2 <i>Objetivos específicos</i>	5
1.5 Marco Teórico	5
1.5.1 <i>Perfil productivo</i>	5
1.5.2 <i>Exportaciones</i>	7
1.5.3 <i>Mercado internacional</i>	9
1.5.4 <i>Modelo de Series temporales para la predicción de precios</i>	14
1.5.5 <i>Aplicación del modelo SARIMA en otros estudios</i>	15
1.5.6 <i>Aplicación del modelo Random Forest en otros estudios</i>	16
Capítulo 2.....	17
2.1 Descripción de los Datos.....	18
2.2 Tratamiento de Información	20
2.3 Estadísticos Descriptivos.....	20
2.3.1 <i>Análisis de correlación</i>	23
2.3.2 <i>Análisis de las Series</i>	24
2.4 Metodología	25
2.4.1 <i>Metodología de Box-Jenkins</i>	25

2.4.2	<i>Análisis de Estacionariedad</i>	25
2.4.3	<i>Modelo 1: ARIMA</i>	27
2.4.4	<i>Modelo SARIMA</i>	30
2.4.5	<i>Modelo Random Forest</i>	32
Capítulo 3		34
3.1	Resultados del Análisis de Correlación	35
3.2	Resultados del Análisis de las Series	36
3.3	Supuesto de Estacionariedad	38
3.3.1	<i>Estacionariedad en la Serie Precio Promedio Ecuador</i>	38
3.3.2	<i>Estacionariedad en la Serie “Precio Promedio Latam”</i>	41
3.4	Resultados del Modelo ARIMA	43
3.4.1	<i>ARIMA “Precio Promedio Ecuador”</i>	43
3.4.2	<i>ARIMA “Precio Promedio Latam”</i>	48
3.5	Resultados del Modelo SARIMA	53
3.5.1	<i>SARIMA “Precio Promedio Ecuador”</i>	53
3.5.2	<i>SARIMA “Precio Promedio Latam”</i>	58
3.6	Resultados del Modelo Random Forest	62
3.6.1	<i>Random Forest “Precio Promedio Ecuador”</i>	62
3.6.2	<i>Random Forest “Precio Promedio Latam”</i>	63
	64	
Capítulo 4		66
4.1	Conclusiones	67
4.2	Recomendaciones	68
Referencias		69

Abreviaturas

ADF	Dickey Fuller Aumentada
ARIMA	Auto-Regressive Integrated Moving Average
BCE	Banco Central del Ecuador
CNA	Cámara Nacional de Acuacultura
CV	Coeficiente de Variación
EE.UU.	Estados Unidos de América
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations
INEC	Instituto Nacional de Estadísticas y Censos
MAGAP	Ministerio de Agricultura, Ganadería, Acuacultura y Pesca
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OEI	Observatorio de Complejidad Económica
SARIMA	Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average

Índice de Tablas

Tabla 1. Principales Empresas Exportadoras de tilapia en Ecuador	7
Tabla 2 Detalle de las Variables	19
Tabla 3 Estadística Descriptiva	21
Tabla 4 Coeficientes de Variación	22
Tabla 5 Fuerza de la Correlación	23
Tabla 6 Tabla de Correlación	36
Tabla 7 Correlación de Rezagos	37
Tabla 8 Precio Promedio Ecuador: Test Formal de Estacionariedad	41
Tabla 9 Precio Promedio Latam: Test Formal de Estacionariedad	43
Tabla 10 Precio Promedio Latam: Test Formal de Estacionariedad en Primeras Diferencias	44
Tabla 11 Precio Promedio Ecuador: Parámetros para el Modelo ARIMA	46
Tabla 12 Precio Promedio Ecuador: Tabla de Modelos ARIMA a Evaluar	46
Tabla 13 Precio Promedio Ecuador: Selección de Componentes	47
Tabla 14 Precio Promedio Ecuador: Test de Ruido Blanco	47
Tabla 15 Precio Promedio Ecuador: Pronóstico	48
Tabla 16 Precio Promedio Latam: Parámetros para el Modelo ARIMA	51
Tabla 17 Precio Promedio Latam: Tabla de Modelos ARIMA a Evaluar	51
Tabla 18 Precio Promedio Latam: Primera Selección de Modelos	52
Tabla 19 Precio Promedio Latam: Segunda Selección de Modelos	52
Tabla 20 Precio Promedio Latam: Test de Ruido Blanco	53
Tabla 21 Precio Promedio Latam: Pronóstico	53
Tabla 22 Precio Promedio Ecuador: Parámetros para el Modelo SARIMA	56
Tabla 23 Precio Promedio Ecuador: Tabla de Modelos SARIMA a Evaluar	56
Tabla 24 Precio Promedio Ecuador: Selección de Componentes	57
Tabla 25 Precio Promedio Ecuador: Test de Ruido Blanco	57
Tabla 26 Precio Promedio Ecuador: Pronóstico	58
Tabla 27 Precio Promedio Latam: Componentes para el Modelo SARIMA	61
Tabla 28 Precio Promedio Latam: Tabla de Modelos SARIMA a Evaluar	61
Tabla 29 Precio Promedio Latam: Selección de Componentes	61
Tabla 30 Precio Promedio Latam: Test de Ruido Blanco.	62
Tabla 31 Precio Promedio Latam: Pronóstico.	62
Tabla 32 Precio Promedio Ecuador: Pronóstico	63
Tabla 33 Precio Promedio Latam: Pronóstico	64

Índice de Figuras

<i>Figura 1 Exportación de Tilapia a EE.UU. en Kilos</i>	8
<i>Figura 2 Productores de Tilapia 2022</i>	9
<i>Figura 3 Países de Mayor Exportación de Tilapia Fresca 2022</i>	10
<i>Figura 4 Frecuencia de Exportaciones de Tilapia a EE.UU. por Países Latinoamericanos en Periodos de 5 Años</i>	11
<i>Figura 5 Mayores Importadores de Tilapia Fresca 2022</i>	12
<i>Figura 6 Tilapia Fresca Importada por EE.UU. en 2022</i>	13
<i>Figura 7 Cantidad Importada de Tilapia por EE.UU del 2000-2024</i>	13
<i>Figura 8 Construcción del Modelo ARMA y ARIMA</i>	29
<i>Figura 9 Construcción del Modelo SARIMA</i>	31
<i>Figura 10 Construcción del Modelo Random Forest</i>	33
<i>Figura 11 Comparación: Evolución Histórica de las Series Estudiadas</i>	38
<i>Figura 12 Evolución del Precio Promedio de la Tilapia en Ecuador</i>	39
<i>Figura 13 Línea de Tendencia del Logaritmo Natural del Precio Promedio</i>	40
<i>Figura 14 Línea de Tendencia de la Primera Diferenciación del Precio Promedio Ecuador</i>	40
<i>Figura 15 Análisis de Hipótesis</i>	42
<i>Figura 16 Evolución del Precio Promedio de la Tilapia en Latinoamérica</i>	43
<i>Figura 17 Autocorrelograma Parcial: Primera diferencia "Precio Promedio Ecuador"</i>	45
<i>Figura 18 Autocorrelograma: Primera diferencia "Precio Promedio Ecuador"</i>	45
<i>Figura 19 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de "Precio Promedio Ecuador"</i>	49
<i>Figura 20 Autocorrelograma Parcial de "Precio Promedio Latam" con y sin diferenciación</i>	50
<i>Figura 21 Autocorrelograma Parcial de "Precio Promedio Latam" con y sin diferenciación</i>	50
<i>Figura 22 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de "Precio Promedio Latam"</i>	54
<i>Figura 23 Precio Promedio Ecuador: Análisis de Estacionalidad</i>	55
<i>Figura 24 Autocorrelograma Parcial de "Precio Promedio Ecuador"</i>	55
<i>Figura 25 Autocorrelograma de "Precio Promedio Ecuador"</i>	56
<i>Figura 26 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de "Precio Promedio Ecuador"</i>	58
<i>Figura 27 Precio Promedio Latam; Análisis de Estacionalidad</i>	59
<i>Figura 28 Precio Promedio Latam: Autocorrelograma Parcial</i>	60
<i>Figura 29 Precio Promedio Latam: Autocorrelograma</i>	60
<i>Figura 30 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de "Precio Promedio Latam"</i>	63
<i>Figura 31 Precio Promedio Ecuador: Grafico del Pronóstico</i>	64
<i>Figura 32 Precio Promedio Latam: Grafico del Pronóstico</i>	65

CAPÍTULO 1

1.1 Introducción

A nivel mundial, según Carlos Costero (2022), la rentabilidad de la tilapia se ha visto incrementada debido a que se destaca entre las proteínas de origen animal por su aporte nutritivo, además menciona la facilidad de reproducción de esta especie (The Food Tech, 2022). De acuerdo con los datos de la *Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO), la tilapia es el segundo grupo más importante de peces de cultivo y su precio tiene poca variabilidad pues a lo largo del año su disponibilidad es estable, sin embargo, hay otros factores determinantes como la demanda, materia prima, productividad y fletes (Scwarts, 2024).

Según Marrugo et al. (2012), alrededor de 65 países cuentan con cultivos comerciales de tilapia y en el esquema internacional sus precios se fijan acorde a su presentación. El Observatorio de Complejidad Económica (por sus siglas en inglés OEC) dijo que Colombia fue el principal exportador de tilapia fresca en el 2022, con un 34.3% de participación en el mercado, generando 70.9 millones de dólares. Por otro lado, en ese año Ecuador tuvo una presencia en este mercado de 3.7%, lo que se significó un ingreso de 6.97 millones de dólares.

Rodríguez (2017) en su trabajo de grado menciona que en 1965 la tilapia fue introducida al Ecuador volviéndose una especie invasora pues el clima tropical del país brinda un entorno óptimo para su crecimiento. La producción se intensificó en 1998 con el apareamiento *Síndrome de la Mancha Blanca* en estanques camaroneros, razón por la que quedó infraestructura disponible para el desarrollo del cultivo de tilapia, tal es así que llegó a cubrir el 10% de los ingresos que antes se percibían por la exportación camaronera (Cazar, 2022).

En 2007, Ecuador se destacó como el tercer mayor exportador global de tilapia y el principal en América Latina. Sin embargo, desde entonces, la producción de tilapia ha disminuido debido a la revitalización de la industria camaronera y los precios más favorables que esta industria disfruta en el mercado internacional (Jácome et al., 2019).

Síndrome de la Mancha Blanca: Es la enfermedad que más frecuentemente afecta el cultivo de camarones a nivel global. Provoca una alta mortalidad en larvas y camarones, generando efectos económicos y productivos.

El principal destino de tilapia ecuatoriana son China y Estados Unidos, pero también se exporta a varios países europeos (CNA, 2023). Según datos estadísticos de la Cámara Nacional de Acuicultura (CNA) el precio de la tilapia ha caído de 2022 a 2023, pues China en el 2022 importó 1.299.257.281 de libras lo que se tradujo en \$3.575.483.150 y para 2023 la cantidad importada aumentó a 1.576.034.266 libras, pero sus ingresos bajaron a \$3.500.522.329. En el caso de Estados Unidos, para mayo de 2023 las importaciones cayeron a 58.400 libras, representando un ingreso de \$91.595 comparado a periodos anteriores, así mismo, visto desde periodos anuales, también cayó de \$2.128.917 en 2021 a \$1.843.257 en 2022 (Cámara Nacional de Acuicultura, 2023).

Este proyecto integrador ha realizado un pronóstico de precios para el año 2025 del valor de la tilapia ecuatoriana para su exportación a Estados Unidos; además se pretendió que pueda actuar como una fuente de información para quien esté interesado en su mejor desenvolvimiento dentro de este mercado. Un análisis predictivo ayuda a los negocios a anticipar imprevistos futuros, a través del análisis de datos históricos de una empresa o mercado (Mendoza, 2024). Por lo tanto, los resultados que se obtuvieron en este proyecto le ayudarán a los productores de tilapia a identificar tendencias, a mejorar su visión sobre la dinámica del mercado y a generar estrategias que le permitan una gestión financiera más eficiente y darle una ventaja competitiva a su empresa.

Además, con el fin de tener un punto comparativo, también se realizó un pronóstico para los precios de la tilapia en el mercado latinoamericano, esta información representa un factor clave para que los exportadores generen sus estrategias para que su producto se vuelva más competitivo.

1.2 Descripción del Problema

Como fue mencionado previamente, el auge de exportaciones de tilapia ecuatoriana fue en el año 2007, llegando el Ecuador a ser reconocido como uno de los mayores productores a nivel mundial, según Jácome et al. (2019) menciona que en 2007 se llegó a exportar un máximo de 27.315.395 libras de este pescado solamente a Estados Unidos.

Actualmente las exportaciones ecuatorianas de tilapia han experimentado una reducción significativa, de un 93% entre los años 2007 y 2018, ahora el reconocimiento que antes portaba Ecuador le pertenece ahora a Colombia. Consecuentemente, este proyecto busca ampliar el panorama de los productores ecuatorianos de tilapia a falta de previsibilidad del precio de esta, lo cual genera dificultad en la toma de decisiones, impacta el presupuesto organizacional y no permite la generación de estrategias eficientes para que el país tenga una ventaja competitiva en mercado internacional y logre alcanzar o superar los niveles de exportación que alguna vez tuvo (Mora, 2020). Este problema abarca a todo el sector acuícola ecuatoriano, por lo tanto, el resultado de este proyecto beneficiaría tanto a grandes, medianos y pequeños productores.

1.3 Justificación Del Problema

Predecir el precio futuro de la tilapia ayudará a los productores ecuatorianos a identificar oportunidades y tomar decisiones estratégicas para adoptar las medidas necesarias en términos de reducciones de costos, determinación de precio de venta, diversificación, evaluación de rentabilidad y adaptación a la competencia para que el rubro de la exportación de tilapia se vuelva un ingreso mucho más significativo en la economía ecuatoriana y el país destaque mundialmente con este producto y pueda compararse con grandes exportadores como Colombia, manteniendo la calidad y mejorando al deseabilidad del mismo.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo que pronostique los precios de exportación de la tilapia ecuatoriana para Estados Unidos.

1.4.2 Objetivos específicos

1. Con ayuda de modelos de series de tiempo, analizar los precios de exportación de la tilapia, para comparar sus valores históricos y estudiar los patrones de comportamiento, tendencias y variaciones que se reflejen en este mercado.
2. Determinar un modelo de series de tiempo mediante el cual se obtenga la predicción de los precios de la tilapia para exportación, mediante métricas de error que determinen cual tiene la mayor precisión.
3. Realizar un pronóstico preciso y su respectivo análisis de los precios mensuales de la tilapia para la exportación a Estados Unidos para el año 2025.

1.5 Marco Teórico

1.5.1 Perfil productivo

Cazar (2022) destaca que, en Latinoamérica, Ecuador es uno de los países que hoy en día produce y exporta tilapia. Jácome et. al. (2019) halló que varias especies fueron introducidas al país, en 1965 la especie *O. mossambicus* vino desde Colombia a Santo Domingo de los Tsáchilas; en 1974 la especie *O. niloticus* fue introducida desde Brasil; y a principios de los años 80 *Oreochromis* sp. se estableció en el río Chone invadiendo varias estructuras artesanales de cría y pesquería. La tilapia roja (*Oreochromis* sp.) ha sido la especie preferida para cultivo a nivel mundial pues su crecimiento es rápido, resisten a enfermedades, se adaptan con facilidad al entorno, es un producto de calidad y su precio es accesible (Jácome et. al., 2019).

Su modelo de cultivo consiste en la construcción de piscinas rectangulares de 1.000 metros cuadrados aproximadamente. El proceso de producción se enfoca en la incubación de los huevos dentro de la boca de la madre, durante un periodo de 7 a 14 días, con el agua a una temperatura de 23° a 32°C. Las crías o alevines son reubicados a un estanque por cinco meses para controlar su crecimiento; donde periódicamente se estarán pesando y midiendo para controlar su crecimiento (MAGAP, 2019)

Imagen 1. *Tilapia Roja (Oreochromis sp)*



Fuente: Agrotendencia.

Según Baquero (2022), en la costa ecuatoriana se encuentran los principales exportadores de tilapia debido a que las condiciones ambientales de la zona resultan apropiadas para el cultivo de esta especie, la producción se concentra en provincias como Guayas (Taura, Samborondón, Chongon, Daule) y el Oro, sin embargo, con el tiempo se ha expandido a las provincias de Manabí y Esmeraldas. Por otro lado, la producción en la Sierra y en la región Amazónica solamente se destina al consumo interno.

En 2013, durante el mes de abril, el Ministerio de Agricultura, Ganadería, Acuacultura y Pesca (MAGAP), a la comuna de Santa Rosa, en el cantón Tena, donó 10.000 alevines de tilapia con el objetivo de incentivar su producción y comercialización (Baquero, 2022). Además, en Ecuador entidades como el MAGAP fomentan la acuicultura en diversas

provincias de la Costa, Sierra y Amazonía con Proyectos de Maricultura y piscicultura donde alrededor de 4.500 piscicultores se ven beneficiados.

1.5.2 Exportaciones

Para el desarrollo de la economía de una nación, el comercio exterior desempeña un rol fundamental, al ser una actividad en la cual se intercambian bienes, servicios y muchas veces conocimientos entre diversas culturas. Según, Herrera (2020), uno de los principales objetivos de un país es el crecimiento económico pues brinda los recursos y medios necesarios para mejorar el bienestar y el estilo de vida de los ciudadanos. La industria pesquera y acuícola desempeña un rol importante en la matriz productiva del Ecuador y la producción de tilapia es un mercado que contribuye al crecimiento económico de este sector.

Tabla 1. Principales Empresas Exportadoras de tilapia en Ecuador

Razón Social	Ubicación	Mercados
Aquamar S.A.	Guayaquil-Guayas	Canadá, Estados Unidos, México, Puerto Rico
Comercializadora Zurita	Guayaquil-Guayas	Chile
El Rosario S.A.	Guayaquil-Guayas	Estados Unidos
Empacadora del Litoral SOMAR C. LTDA.	Guayaquil-Guayas	
Empacadora Nacional C.A. ENACA.	Guayaquil-Guayas	Estados Unidos, Eslovaquia, Francia, Inglaterra, Italia, Japón
Eteco de Ecuador S.A.	Quito- Pichincha	Canadá, Estados Unidos, México
Exportadora Langosmar S.A.	Guayaquil-Guayas	Estados Unidos, España, Inglaterra, Italia

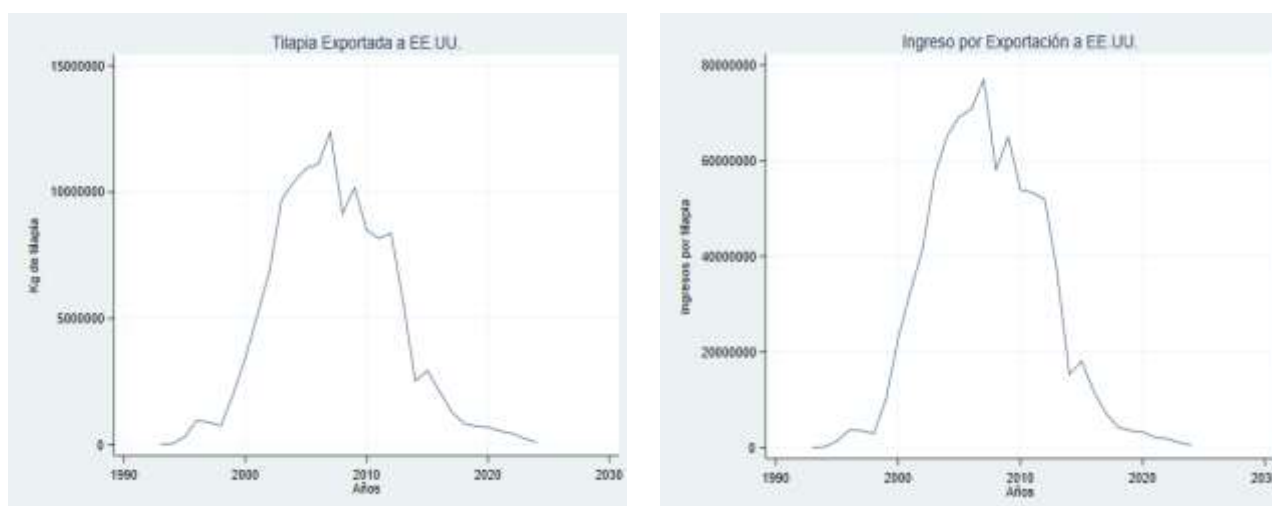
Razón Social	Ubicación	Mercados
South Tropical S.A.	Guayaquil-Guayas	

Fuente: CIC-CORPEI

Elaborado por: Guijarro, 2007

La **Tabla 1**, muestra algunas de las empresas ecuatorianas con mayor exportación de tilapia y cuáles son los principales países a los que exportan tilapia, es posible notar que Estados Unidos es un destino elegido por la mayoría de las empresas mencionadas.

Figura 1 Exportación de Tilapia a EE.UU. en Kilos



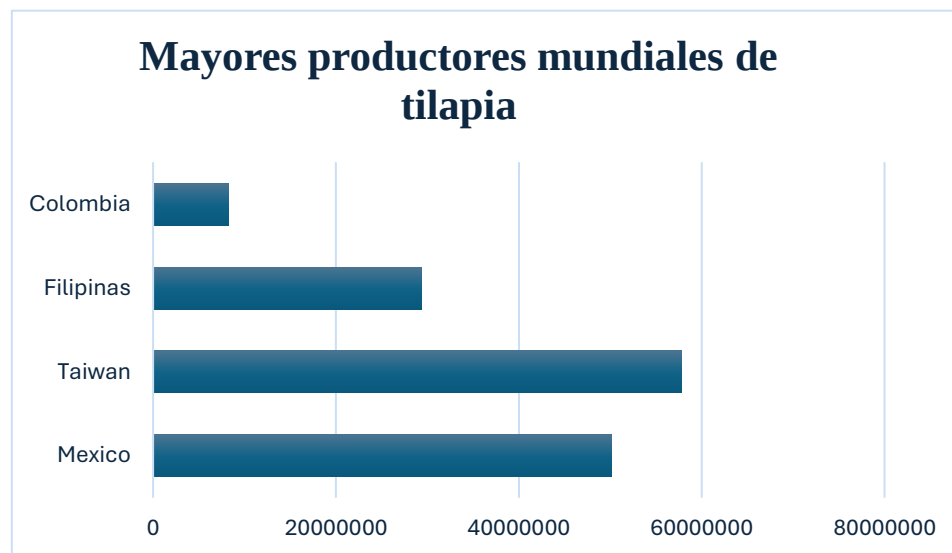
Fuente: National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA Fisheries)

La **Figura 1** ayuda a visualizar como han sido las exportaciones de tilapia a Estados Unidos a lo largo de los años. Los datos concuerdan con el autor Jácome et. al. (2019) quien menciona un auge en la producción y exportación de este producto entre los años 1998 y 1999, con la caída del sector camaronero en Ecuador, llegando a un pico en exportaciones e ingresos de 2'860.684 libras y \$8'121.272 al rededor del año 2007 para luego decaer drásticamente hasta la actualidad.

1.5.3 Mercado internacional

La producción de tilapia tiene origen en países africanos, llegando a introducirse en América Latina alrededor del año 1960 (exportemos.pe, s.f). El mercado de la tilapia es muy diverso, llegando a consumirse en países altamente desarrollados hasta comunidades pobres (FAO, 2010). Según datos de la FAO, la demanda de este pez en mercados urbanos va en crecimiento y es preferido por sobre otras especies de agua dulce debido a la calidad de este, su sabor y su precio competitivo.

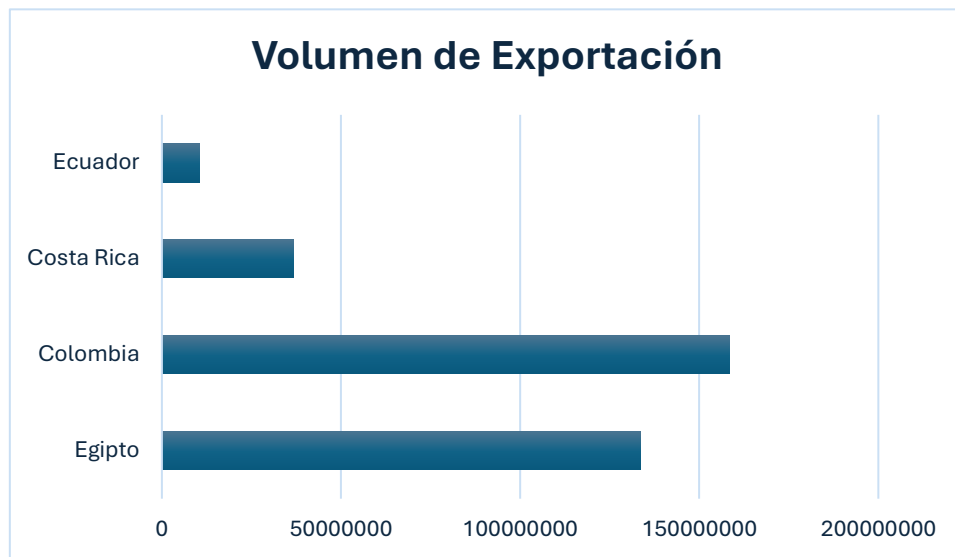
Figura 2 Productores de Tilapia 2022



Fuente: Datos obtenidos de la FAO

De acuerdo con la FAO, México, Colombia, Filipinas y Taiwan en el 2022 fueron los países que mayor producción de tilapia, de este modo, Taiwan lidera las exportaciones con 57'800.495 toneladas producidas, seguido por Filipinas con un total de 29'347.724 toneladas, México con 50'152.082 toneladas y Colombia con 8'223.682 toneladas siendo Colombia el único país sudamericano de la lista (FAO, 2010).

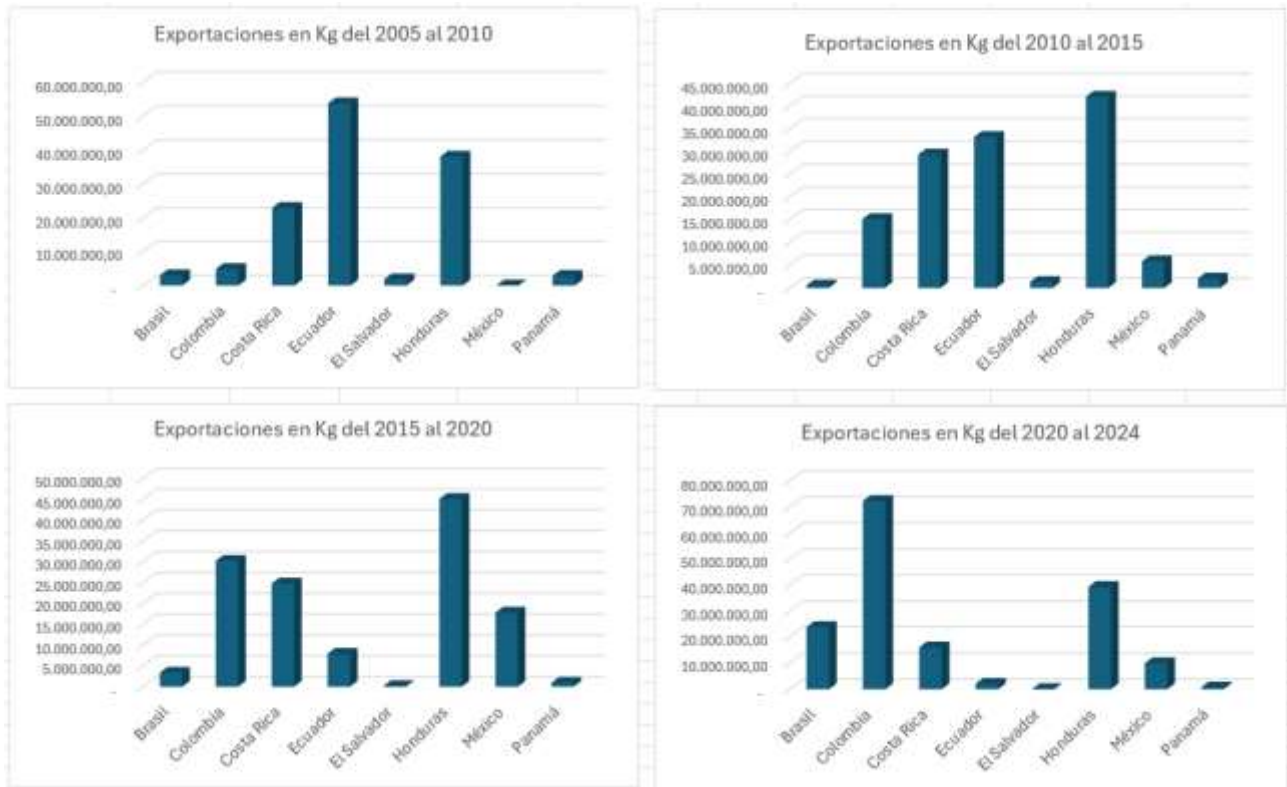
Figura 3 Países de Mayor Exportación de Tilapia Fresca 2022



Fuente: Datos obtenidos de la FAO

En el mercado mundial la FAO, distingue la comercialización de tilapia en varias presentaciones, las más comunes son tilapia o enfriada y tilapia congelada, a partir de estas presentaciones surgen dos mercados diferentes. La **Figura 3** muestra los países que en 2022 exportaron la mayor cantidad de tilapia, siendo Colombia quien lidera esta lista con un total de 158'465.982 toneladas, Egipto con 133'596.271 toneladas, Costa Rica con 36'678.240 tonelada y Ecuador entrando en esta lista, a pesar de haber exportado una cantidad bastante menor al resto de países mencionados, con 10'397.805 toneladas.

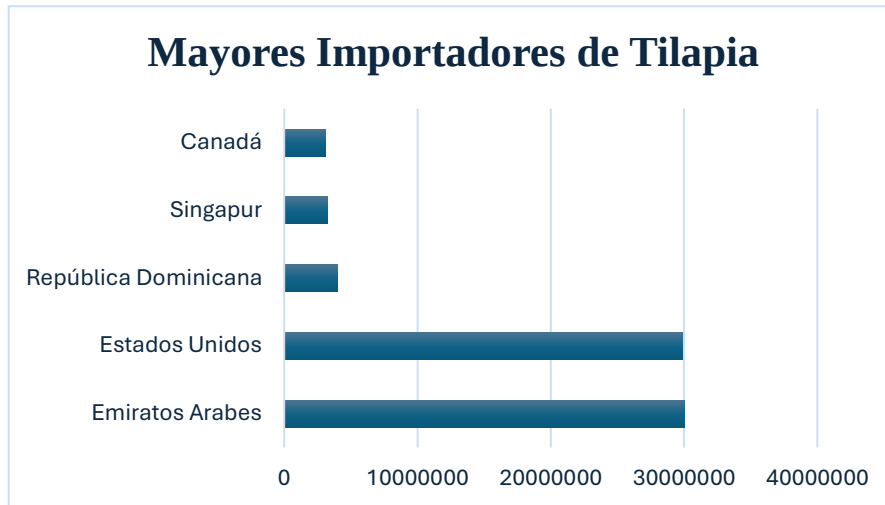
Figura 4 Frecuencia de Exportaciones de Tilapia a EE.UU. por Países Latinoamericanos en Periodos de 5 Años



Fuente: Datos obtenidos de National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA Fisheries)

Es claramente notable la fuerte caída de exportaciones de tilapia ecuatoriana, tuvo un pico de exportaciones entre 2005 y 2010, superando los 50 millones de kilogramos; bajó de forma gradual entre 2010 y 2015 y tuvo una fuerte caída entre los años 2015 y 2020, apenas superando los 10 millones de kilogramos.

Figura 5 Principales Importadores de Tilapia Fresca 2022

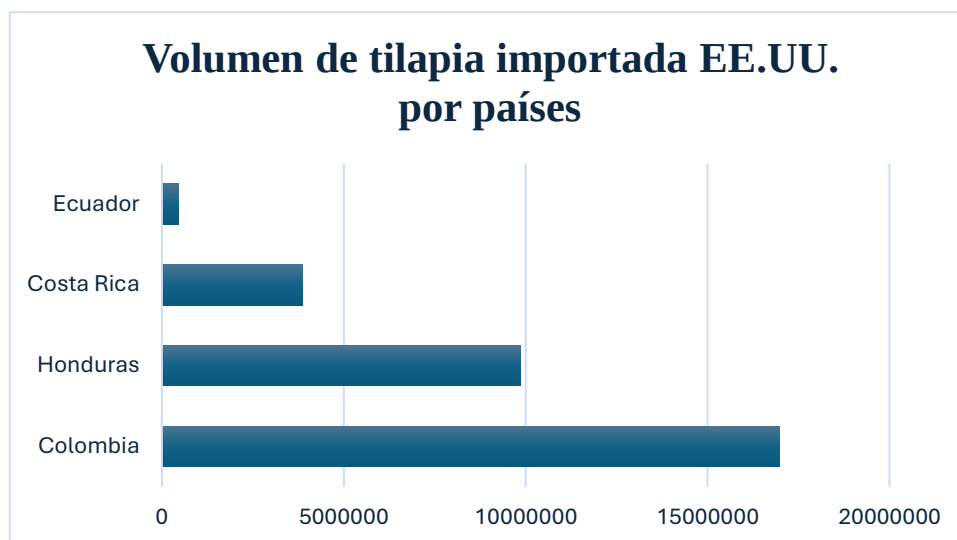


Fuente: Datos obtenidos de la FAO

En la **Figura 5** se muestran aquellos países que importaron un mayor volumen de tilapia durante el año 2022, es claramente notable que los países que destacan en esta lista son Emiratos Árabes con 30'020.621 toneladas y Estados Unidos siguiéndole de cerca con 29'847.372 toneladas.

La FAO (2010) indica que en Estados Unidos la tilapia ha llegado a ser el tercer producto acuícola más demandado tras productos como el camarón y el salmón atlántico. Las importaciones de este producto han incrementado de 179.465 toneladas en 2008 a 29'847.372 toneladas en 2022 como fue mencionado previamente.

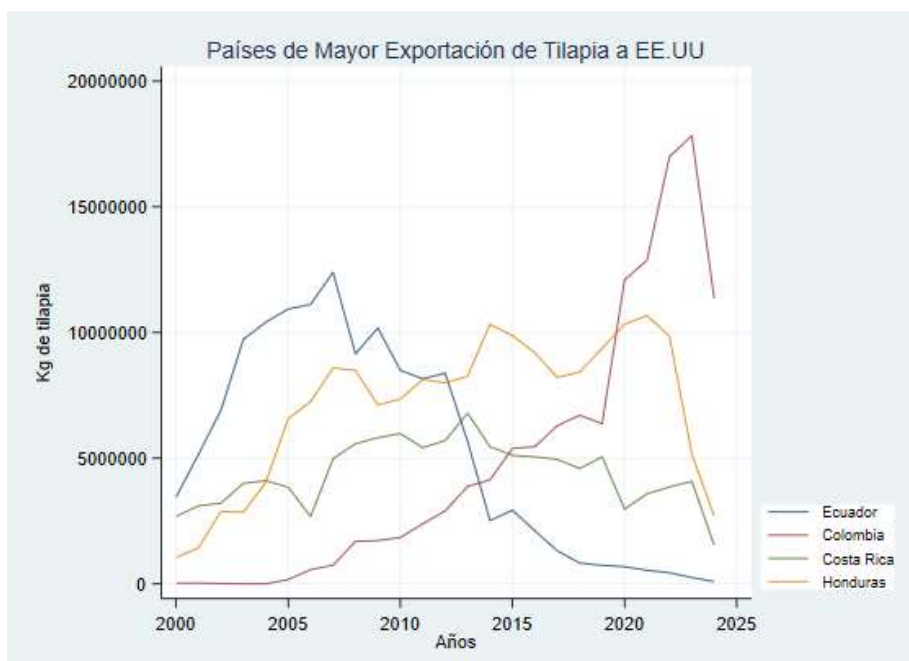
Figura 6 Tilapia Fresca Importada por EE.UU. en 2022



Fuente: Datos obtenidos de la FAO

Como se puede notar en la **Figura 6**, el mayor exportador de tilapia fresca a Estados Unidos es Colombia con 16'990.938 kilogramos totales durante el 2022. Seguido por Honduras, Costa Rica y finalmente Ecuador con un total de 444.283 kilogramos.

Figura 7 Cantidad Importada de Tilapia por EE.UU del 2000-2024



Fuente: Datos obtenidos de la FAO

La segmentación del mercado de la tilapia ha permitido que una gran cantidad de productores con diferentes habilidades se introduzcan en este mercado y logren ser altamente competitivos (FAO, 2010). En la **Figura 7** se puede ver cómo han fluctuado las ventas de los competidores internacionales dentro del mercado de tilapia fresca en Estados Unidos. A comienzos del 2000 se puede notar como Ecuador fue el productor preferido por Estados Unidos, importando 3'447.195 kilogramos de este producto, esto se mantuvo así hasta 2007 donde empezó una abrupta decaída que ha durado hasta la actualidad.

En cambio, la importación a Costa Rica parece ser constante, mientras que a Honduras se ve que fue creciendo hasta 2022. Finalmente, el caso de Colombia, que empezó con una cantidad de tan solo 29.404 kilogramos en 2002 y fue incrementando gradualmente hasta los últimos años donde se puede notar un pico en las importaciones a este país con un máximo de 17'826.952 toneladas en 2023 (FAO, 2010).

1.5.4 Modelo de Series temporales para predecir precios

Según Vesga Ferreira (2022), en casos de la vida real, aquellos métodos que predicen series temporales son de mucha utilidad, con ellos se pueden realizar proyecciones financieras, identificación de fallos y pronósticos ambientales. Comúnmente, para este tipo de predicciones se implementan los análisis econométricos.

Al momento de analizar series temporales es importante para extraer información de datos secuenciales para proyectar tendencias y el comportamiento de los patrones a futuro. Esto simplifica la dinámica de los datos y la comprensión estructural, lo que mejora la exactitud del pronóstico que proporcionan los modelos, especialmente en aquellos casos donde se pueden aplicar los métodos estadísticos tradicionales (Nataliia Chikina, 2023).

En este proyecto, se han aplicado diversos métodos de predicción, destacándose el modelo ARIMA y su variante con estacionalidad, conocida como SARIMA (Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average, por sus siglas en inglés). Esta metodología, basada en el enfoque de Box-Jenkins, permite analizar las series temporales de distintas maneras. Su estructura está diseñada para optimizar el análisis, permitiendo que los datos de la variable en estudio revelen de forma autónoma su patrón probabilístico y anticipen su comportamiento futuro (Fournies, 2015).

De igual manera, Random Forest, algoritmo propuesto por Breiman, es un modelo de predicción basado en el aprendizaje supervisado. Este enfoque, originado en las ciencias computacionales, construye múltiples árboles de decisión a partir de un conjunto de datos de entrenamiento, lo que facilita la obtención de predicciones más exactas y confiables (Zúñiga, 2010). Asimismo, este algoritmo emplea un proceso de división binaria, en el que el conjunto de datos inicial se separa en dos nodos. Esto genera distintas regiones que mejoran la clasificación y optimizan la precisión de las predicciones (Briones, 2021).

1.5.5 Aplicación del modelo SARIMA en otros estudios

Como fue propuesto por Urrutia (2017), se utilizó el modelo ARIMA para pronosticar el tipo de cambio de filipinas. Los investigadores fueron capaces de formular un modelo ARIMA para la previsión a seis años del tipo de cambio en Filipinas después de considerar todos los supuestos en el modelado ARIMA.

En otro estudio, Urrutia (2018) tuvo como objetivo identificar factores clave que influían en la productividad agrícola de Filipinas para guiar políticas y estrategias efectivas enfocadas en mejorar este sector. A través de ARIMA se creó un modelo usando datos de fuentes oficiales, como la superficie cultivada, el empleo agrícola, las exportaciones, y el consumo energético. En la parte de los resultados, se evidenció que la inversión en

infraestructura agrícola, eficiencia energética, promoción de exportaciones y mejoras en las prácticas de cultivo ayudaron a maximizar el impacto económico y social de la agricultura.

1.5.6 Aplicación del modelo Random Forest en otros estudios

El estudio de Kaewchada (2023) tuvo como finalidad mejorar la planificación agrícola mediante la optimización de las actividades de cultivo a partir de proyecciones de precios. Para ello, los autores desarrollaron un modelo basado en Random Forest con el propósito de predecir los precios de vegetales en la provincia de Nakhon Si Thammarat, Tailandia. En el análisis se utilizaron datos climáticos y precios promedio mensuales de cultivos como calabaza, berenjena y lentejas. El desempeño del modelo fue evaluado mediante métricas como el error absoluto porcentual medio (MAPE), el error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE). Los resultados demostraron que el modelo Random Forest logró una predicción exacta de los precios de los vegetales analizados.

Así mismo, Dipti A. Gaikwad (2023) abordó en su estudio el desarrollo de un sistema de predicción de precios de autos usados en función de múltiples variables como: año de fabricación, kilometraje, tipo de combustible, entre otros. Usaron la metodología de *Bosques aleatorios (Random Forest)*, donde se recogieron datos de entrada del usuario y se mostró el precio estimado basado en las predicciones. Los resultados establecieron que el modelo basado en *Random Forest* resultó ser particularmente efectivo pues logró manejar relaciones complejas entre variables de entrada y de salida.

CAPÍTULO 2

En este apartado se presentarán las variables de interés en el proyecto y se dará a conocer el funcionamiento de los modelos y sus aplicaciones. Este proyecto integrador sigue un enfoque cuantitativo pues se centra en el análisis histórico de datos y en el uso de modelos estadísticos y computacionales para predecir los precios de exportación de la tilapia ecuatoriana hacia Estados Unidos y el promedio de precios de tilapia latinoamericana para Estados Unidos. Esta investigación tiene un diseño no experimental, ya que no se modifican las variables, sino que se trabaja con datos existentes, analizando su comportamiento a lo largo del periodo de estudio para identificar patrones y tendencias. Los datos recolectados tienen una periodicidad mensual y van de enero de 2002 hasta agosto de 2024.

Se espera que el alcance del proyecto aporte al desarrollo de la industria de la tilapia en Ecuador, este es principalmente predictivo, ya que el objetivo principal es anticipar los precios futuros utilizando modelos univariados como *ARIMA*, *SARIMA* y *Random Forest*. Los modelos univariados son técnicas estadísticas utilizadas para analizar series temporales, donde se examina una sola variable a lo largo del tiempo. Estos modelos son fundamentales en la predicción y análisis de datos en diversas disciplinas, incluyendo economía, finanzas y ciencias sociales (Barreras, Sánchez, Figueroa, Olivas, & Pérez, 2014).

También, se complementa con un enfoque explicativo al intentar entender cómo factores como la estacionalidad o las condiciones económicas influyen en estos precios, ofreciendo una visión más completa del problema. Por último, la data recolectada a partir de una investigación secundaria de carácter longitudinal.

2.1 Descripción de los Datos

Para efectos del proyecto, se recurrió a bases de varias entidades nacionales, entre ellas el Banco Central del Ecuador (BCE), de la Cámara Nacional de Acuicultura (CNA) y del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC). Otros datos sobre el comercio de la tilapia

entre Ecuador y Estados Unidos y sobre las importaciones totales de tilapia de Estados Unidos se obtuvieron de la página americana National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA Fisheries), entidad que es encargada de administrar los recursos oceánicos estadounidenses. También se descargaron Bases de datos de la FAO con fines investigativos y para mejor visualización del mercado de la tilapia a nivel mundial. Adicionalmente, se creó una variable temporal “periodo” para definir la temporalidad de las series. Las bases de datos se descargaron en formato CSV y Excel.

Este proyecto basó su estudio en datos mensuales de la exportación de tilapia ecuatoriana a Estados Unidos, la inflación ecuatoriana y la importación total de tilapia en Estados Unidos desde enero del año 2002 hasta agosto del año 2024. Las variables seleccionadas incluidas en este modelo fueron cuantitativas y tenían relación directa e indirecta con la exportación e importación de tilapia de Ecuador a Estados Unidos respectivamente. La **Tabla 2** muestra que variables fueron seleccionadas para este estudio y su descripción

Tabla 2 *Detalle de las Variables*

Variable	Descripción	Fuentes
Precio Promedio Ecuador	Precio promedio de exportación que se vendió la libra de tilapia ecuatoriana por periodo.	Cámara Nacional de Acuacultura, NOAA Fisheries
Libras	Cantidad de libras de tilapia que Ecuador exportó a EE.UU. en cada periodo.	Cámara Nacional de Acuacultura, NOAA Fisheries
Dólares	Ingresos por exportación de tilapia ecuatoriana a EE.UU.	Cámara Nacional de Acuacultura, NOAA Fisheries
Precio Promedio Latinoamerica	Promedio del precio al que exportan los países latinoamericanos cada libra de tilapia a EEUU	NOAA Fisheries
Fecha	Periodo según la muestra.	

2.2 Tratamiento de Información

Una vez descargadas las bases de datos fueron ordenadas y filtradas, dejando solamente los datos más relevantes para el estudio. Al ser bastante generales, muchas de las bases obtenidas, se tenían datos de varios productos acuícolas y pesqueros que se tuvieron que descartar, también fueron descartados datos de países menos relevantes para el proyecto. Además, se generó una variable temporal para que el software reconozca que las series se daban en una temporalidad mensual.

La variable “*Precio Promedio Ecuador*” se comprobó que estaba construida a partir de dividir los datos de la variable “*Dólares*” para la variable “*Libras*”, por lo que en ciertos periodos en donde faltaban datos del precio, fueron completados manualmente. Por otro lado, para la variable “*Precio Promedio Latam*”, se buscaron datos de libras exportadas a Estados Unidos y lo que fue pagado por las mismas por parte de países como Brasil, Argentina, Chile, Costa Rica, Colombia, Ecuador, Perú, El Salvador, Haití, Guatemala, Honduras, República Dominicana, México, Nicaragua, Uruguay, Panamá y Venezuela. Para esto se hizo un promedio entre todos los datos encontrados y siguiendo los mismos pasos que usaron para el caso exclusivo de Ecuador, se creó la variable latinoamericana.

2.3 Estadísticos Descriptivos

En este apartado se calcularon los estadísticos descriptivos de las variables utilizadas en este proyecto. Se especificaron la cantidad de observaciones que se tenían, se calculó la media, la desviación estándar y se identificaron los valores mínimos y máximos de cada serie, adicionalmente se observó la distribución que presentaban los datos.

Tabla 3 Estadística Descriptiva

Datos	Unidad de medida	Observaciones	Media	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo	Distribución
Precio Promedio Ecuador	USD	272	2,593	0,400	1,232	3,294	Sesgada a la izquierda
Libras	Lbs	272	1'004.698	811.009	5'474.071	2'860.684	Sesgada a la derecha
Dólares	USD	272	2'824.467	2'342.655	14.282	8'121.272	Sesgada a la derecha
Precio Promedio Latinoamérica	USD	272	3,301	0,9046439	1,228	7,267	Sesgo ligero a la derecha

El sesgo en una distribución describe si los datos están desbalanceados hacia un lado. Si una distribución está sesgada a la derecha, significa que la mayoría de los valores son bajos, pero hay unos pocos datos muy altos que empujan la cola hacia la derecha, como los ingresos de una población donde la mayoría gana poco, pero algunos ganan mucho. En cambio, si está sesgada a la izquierda, la mayoría de los valores son altos, pero algunos muy bajos extienden la cola hacia la izquierda, como en las calificaciones de un examen donde la mayoría saca buenas notas, pero unos pocos tienen resultados bajos (Triola, 2018; Wackerly et al., 2014).

Para la realización de este estudio se contó con 272 observaciones. La primera variable por predecir “*Precio Promedio Ecuador*”, tiene un valor medio mensual de \$2.59 y los datos tienen una fluctuación promedio de \$0.40. Además, en el periodo estudiado, el precio promedio ha llegado hasta un mínimo de \$1.23 en junio de 2023 y un máximo de \$3.29 en agosto de 2013 y otra vez en septiembre de 2014. La segunda variable que se va a predecir “*Precio Promedio Latam*” presentó una media de \$3,03, una diferencia considerable en comparación a Ecuador; una fluctuación promedio de \$0,90 entre periodos. Alcanzó un mínimo de \$1,23 en 2002 y un máximo de \$7,27 en enero de 2017.

En el caso de “*Libras*” y “*Dólares*” se evidenció que durante el periodo de estudio en promedio se exportaban 1’004.698 libras mensuales, con ingresos de alrededor de \$2’824.467. Las variables “*Libras*” y “*Dólares*” presentaron una desviación estándar de 811.009 libras y \$2’342.655 respectivamente, los cuales indican cuanto han variado mensualmente los valores de estas variables con respecto a la media. El valor mínimo alcanzado por la variable “*Libras*” fue de 5’474.071 de unidades exportadas a EE. UU. en diciembre de 2023, por otro lado, su máximo fue de 2’860.684 libras en marzo de 2007. En el caso de la variable “*Dólares*” su mínimo fue \$14.282 y el máximo fue de \$8.121.272 para las mismas fechas mencionadas en el caso de “*Libras*”.

Como base de este estudio se planteó conocer el *coeficiente de variación* (CV) de ciertas variables para tener una visión mucho más clara de la fluctuación de los precios del mercado en cuestión y mejorar el entendimiento de estos. Marco (2024) indica que el coeficiente de variación es una medida estadística que refleja la dispersión de los datos, es decir, indica que tan alejadas están entre sí, con respecto a la media. Además, es útil para comparar la dispersión de datos entre diferentes variables, con distintas escalas.

$$CV = \frac{\text{Desviación Estándar}}{\text{Media}} \quad (2.1)$$

Tabla 4 Coeficientes de Variación

Variable	Coeficiente de Variación
Precio Promedio Ecuador	0,154
Libras	0,807
Dólares	0,829
Precio Promedio Latinoamérica	0,274

La Tabla 4 indica en qué medida fluctuaron los datos de las variables estudiadas. Se pudo notar que los datos de la variable “Precio Promedio” presentaron un coeficiente de variación de 0.154 lo que indicó limitada fluctuación de los precios por libra de tilapia, así mismo en el caso de la variable latinoamericana que presento una baja variabilidad de 0,274. Al contrario, la variable “Libras” presentó un coeficiente de variación de 0.807, lo cual da a entender que la cantidad de libras exportadas variaron en gran medida y por ende los ingresos percibidos por estas también lo hicieron.

2.3.1 Análisis de correlación

Como parte del desarrollo estadístico de este proyecto se realizó un análisis de correlación entre las variables. Esta técnica brinda información sobre la relación entre dos variables, su intensidad se ve medida por el coeficiente de correlación que está en un rango de -1 a +1 (DATAtab Team, 2025). La correlación también ayuda a comprobar si alguna de las variables estudiadas puede o no predecir otra, sin embargo, las correlaciones que se encuentren no necesariamente serán causales por lo que se deben revisar más a fondo.

Según DATAtab Team (2025), para interpretar la correlación se debe tomar en cuenta la dirección y la fuerza. Si la correlación es positiva, significan que los valores de x acompañan en gran medida a los valores de y, en cambio, si es negativa entonces los valores de x acompañan en menor medida a los valores de y.

Tabla 5 Fuerza de la Correlación

Valor r	Fuerza de la correlación
0.0 < 0.1	no hay correlación
0.1 < 0.3	poca correlación
0.3 < 0.5	correlación media
0.5 < 0.7	correlación alta
0.7 < 1	correlación muy alta

Fuente: DATAtab
Elaborado por: DATAtab Team (2025)

Adicionalmente, se puede incluir un diagrama de dispersión para visualizar la correlación, su linealidad y los valores atípicos.

2.3.2 Análisis de las Series

Se analizaron las series temporales, esto es esencial para entender cómo se comportan las variables en el pasado y preparar una base sólida para hacer predicciones confiables. Una serie temporal consiste en un conjunto de datos recolectados a intervalos regulares a lo largo del tiempo, como, por ejemplo, los precios de exportación de un producto. Estas series suelen reflejar patrones como tendencias a largo plazo, variaciones estacionales o fluctuaciones aleatorias, y su análisis permite identificar y entender estos componentes (Chatfield, 2016).

Este análisis es importante ya que no todas las series están listas para ser modeladas de inmediato. Si la serie no cumple algún requisito para ser aplicada a los modelos, es necesario aplicar ajustes y estabilizarla. Además, detectar patrones como la estacionalidad puede ayudar a elegir el modelo adecuado.

La estacionariedad es una propiedad fundamental en el análisis de series temporales que implica que las características estadísticas de una serie se mantienen lineales a lo largo del tiempo (Box et al., 2015). Muchos modelos de series temporales, como ARIMA y SARIMA, suponen que los datos son estacionarios porque estos modelos se basan en relaciones lineales constantes entre los valores pasados y futuros. Si la serie no es estacionaria, estas relaciones se vuelven inestables, lo que dificulta la obtención de predicciones precisas (Chatfield, 2016).

Para evaluar si una serie es estacionaria, se utilizan métodos como observar si la serie tiene una tendencia o fluctuaciones cambiantes y pruebas como la de Dickey-Fuller aumentada (ADF) (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.4 Metodología

2.4.1 Metodología de Box-Jenkins

Este método sistemático permite identificar, estimar y diagnosticar modelos de series temporales, principalmente es usada para pronosticar y entender datos que dependen del tiempo. Presta especial atención a la selección y validación del modelo, asegurándose de que el modelo seleccionado represente eficientemente la generación de los datos. Este modelo considera la dependencia entre los datos, lo que significa que cada observación en un determinado período se basa en las observaciones de períodos anteriores. (Fuente, s.f.).

El autor de la Fuente (s.f.) menciona cuatro fases en esta metodología:

1. *Identificación del modelo:* Aquí se deciden las transformaciones de las series y se identifican los órdenes de p y q (autorregresivos y medias móviles).
2. *Selección del modelo:* Aquí se prueban los modelos seleccionados y se estiman a través de máxima verosimilitud, además, calculan sus errores estándar y los residuos del modelo.
3. *Diagnóstico:* Se prueba que los residuos sean independientes y que tengan ruido blanco, condiciones necesarias para llevar a cabo el pronóstico. Si en este paso, los residuos no cumplen con estos supuestos entonces se repetirán las etapas antes mencionadas hasta obtener un modelo que mejor se ajuste.
4. *Predicción:* Esta etapa se realizará una vez que el modelo seleccionado cumpla con todos los supuestos necesarios.

2.4.2 Análisis de Estacionariedad

En el análisis de series temporales, como el que se está realizando para predecir los precios de exportación de la tilapia, la estacionariedad es un concepto clave. Se considera estacionaria una serie cuando sus características principales, la media, la varianza y la

autocorrelación, no cambian con el tiempo. Esto implica que los patrones observados son constantes, sin importar cuándo se analicen los datos.

La razón por la que la estacionariedad es tan importante es que los modelos como ARIMA y SARIMA funcionan bajo la suposición de que las relaciones entre los valores pasados y futuros son constantes. Si la serie no es estacionaria, estas relaciones pueden volverse inestables, lo que puede hacer que las predicciones sean menos confiables (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Para saber si una serie es estacionaria o no, se utilizan pruebas estadísticas. Un test común es el test de raíz unitaria, que ayuda a detectar si los datos tienen una tendencia a largo plazo o si es necesario transformarlos para estabilizarlos.

En este contexto, una de las pruebas más utilizadas es el test de Dickey-Fuller aumentado (ADF). Este test plantea como hipótesis nula que la serie no es estacionaria, lo que implica la presencia de una raíz unitaria. Si el p-valor obtenido es bajo (generalmente menor a 0.05), se rechaza la hipótesis nula, indicando que la serie es estacionaria. Por el contrario, si el p-valor es alto, significa que la serie no es estacionaria, por lo que será necesario aplicar transformaciones para que cumpla con las condiciones requeridas en los modelos predictivos (Chatfield, 2016).

$$Y_t = \beta_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \dots + \alpha_{11} X_{11} + \beta_1 Y_{t-1} + \dots + \beta_k Y_{t-k} + u_t \quad (2.2)$$

Donde:

- β_0 Es la constante o intercepto del modelo.
- α_i Coeficientes de las variables explicativas exógenas que representan factores externos que afectan a Y_t .
- Y_{t-k} Valores pasados de la variable dependiente, es decir, los retardos de Y_t , lo que sugiere que este modelo tiene una estructura autorregresiva.

- u_t Término de error, que recoge el efecto de factores no incluidos en el modelo.

Si no hay estacionalidad, entonces los coeficientes (α_{123}) de los meses son igual a 0 (no significativos).

2.4.3 Modelo 1: ARIMA

Para analizar series temporales, los modelos ARIMA y ARMA son herramientas fundamentales para describir, entender y predecir valores futuros en función de los datos históricos. Estos modelos están basados en la idea de que los valores pasados de una serie contienen información útil para estimar sus valores futuros (Box, Jenkins, & Reinsel, 2015).

El modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) es una extensión del modelo ARMA que incluye un componente de integración (I) para manejar series no estacionarias. Se describe con tres parámetros (p, d, q):

- p : Número de términos autorregresivos (**AR**, Autoregressive). Estos representan la dependencia lineal entre un valor actual y los valores pasados.
- d : Grado de diferenciación (**I**, Integrated). Indica cuántas veces se necesita diferenciar la serie para hacerla estacionaria.
- q : Número de términos de media móvil (**MA**, Moving Average). Es la relación entre un valor actual y los errores aleatorios pasados.

Este modelo es particularmente útil cuando los datos muestran tendencias o fluctuaciones a lo largo del tiempo. Por ejemplo, como es el caso de los precios de la tilapia de exportación, si los datos tienen una tendencia ascendente o fluctuaciones no estacionarias, el componente de diferenciación (d) ayuda a estabilizar la serie antes de aplicar los componentes AR y MA (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

La ecuación general es similar a ARMA, pero se aplica a la serie diferenciada $\Delta^d y_t$:

$$\Delta^d y_t = \Phi_1 \Delta^d y_{t-1} + \Phi_2 \Delta^d y_{t-2} + \cdots + \Phi_p \Delta^d y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} \pm \cdots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (2,3)$$

Donde:

- $\Delta^d y_t$: Serie temporal diferenciada d veces para eliminar tendencias o estacionalidad.
- Φ_i : Coeficientes autorregresivos.
- y_{t-i} : Valores pasados de la serie.
- ϵ_t : Error aleatorio (ruido blanco) en el tiempo t.
- θ_1 : Coeficientes de media móvil.
- ϵ_{t-1} : Errores aleatorios pasados.

$$\text{Primera diferencia: } \Delta^1 y_t = y_t - y_{t-1} \quad (2,4)$$

$$\text{Segunda diferencia: } \Delta^2 y_t = \Delta^1 y_t - \Delta^1 y_{t-1} \quad (2,5)$$

Por otro lado, el modelo ARMA (Autoregressive Moving Average) es un caso especial de ARIMA, aplicado únicamente a series estacionarias (es decir, $d=0$).

- **AR (Autorregresivo)**: El componente autorregresivo establece que un valor actual está relacionado con los valores pasados (Box et al., 2015).
- **MA (Media móvil)**: El componente de media móvil modela el valor actual en función de los errores pasados.

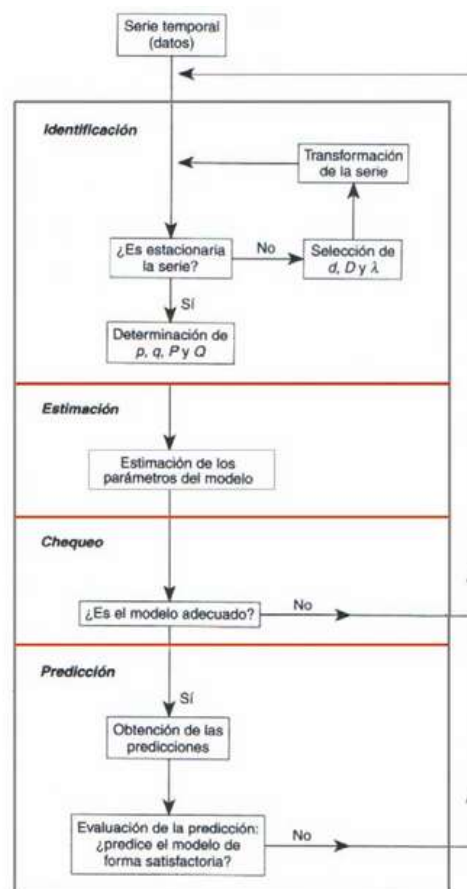
El modelo ARMA es ideal para series temporales que ya son estacionarias.

$$y_t = \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 y_{t-2} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} \pm \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (2,6)$$

Donde:

- y_t : Valor actual de la serie.
- Los demás términos ($y_{t-i}, \Phi_i, \epsilon_t, \theta_j$) tienen el mismo significado que en ARIMA.

Figura 8 Construcción del Modelo ARMA y ARIMA



Fuente: Universidad Autónoma de Madrid

Elaborado por: Santiago de la Fuente

Para la selección de los parámetros para el modelo ARIMA (p,d,p) se hará un análisis gráfico de los autocorrelogramas y los autocorrelogramas parciales de las variables una vez diferenciadas. Para identificar el valor que tendrá cada uno de los parámetros, se tomara en

cuenta los rezagos que están fuera del rango (la franja gris en los gráficos) pues estos que sobresalen son los rezagos significativos.

2.4.4 Modelo SARIMA

El modelo SARIMA forma parte del modelo ARMA para construir una serie temporal que se le elimina el comportamiento estacional y no estacionario (Chinlli, 2021).

$$SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_S \quad (2.7)$$

El modelo se puede representar con la siguiente expresión:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^DY_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\varepsilon_t \quad (2.8)$$

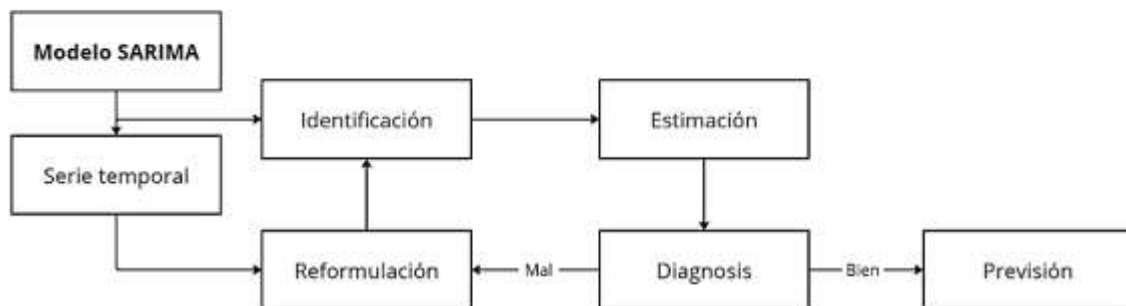
Miranda también explica los componentes de la fórmula, donde:

- B es el operador de retraso
- $\phi_p(B)$ corresponde al polinomio de orden p asociado a la autocorrelación no estacional.
- $\theta_q(B)$ representa el polinomio de orden q de la autocorrelación no estacional.
- d indica el número de diferenciaciones regulares aplicadas a la serie.
- $\Phi_p(B^S)$ es el polinomio de orden P que modela la autocorrelación estacional
- $\Theta_Q(B^S)$ representa el polinomio de orden Q de la autocorrelación estacional
- D señala el orden de diferenciación estacional
- Y_t denota la serie de tiempo original.

Según la metodología de Box-Jenkins describe que el modelo tiene 4 pasos significativos que se explican a continuación:

1. Identificación: Establece parámetros apropiados para la serie.
2. Estimación: Aplica los parámetros para su estimación.
3. Diagnóstico: Analiza datos para examinarlo con otro que contenga un mejor ajuste.
4. Predicción: Predice la serie con el mejor modelo escogido.

Figura 9 Construcción del Modelo SARIMA



Fuente: Universidad Complutense de Madrid

Elaborado por: José Alberto Mauricio

La identificación del modelo puede llevarse a cabo mediante el análisis de la función de autocorrelación *ACF* y la función de autocorrelación parcial *PACF*, siempre que la variable sea estacionaria. En caso de que la serie no presente estacionariedad, es necesario aplicar un proceso de diferenciación para estabilizarla (Li Ye, 2023).

Los parámetros del modelo se estiman mediante algoritmos que permiten calcular los coeficientes del modelo lineal, asegurando el mejor ajuste posible a las condiciones reales de la variable (GUZMÁN, 2019).

El paso final consiste en verificar la independencia de los residuos, asegurando que su media y varianza permanezcan constantes a lo largo del tiempo y que sigan una distribución normal (Li Ye, 2023). Además, para medir el desempeño de los pronósticos, se emplean métricas de error que evalúan qué tan bien se ajusta el modelo a los valores reales. Entre estos criterios se incluyen el error absoluto medio (MAE), el error cuadrático medio (RMSE) y el error porcentual absoluto medio (MAPE) (VALLADOLID, 2021).

2.4.5 Modelo Random Forest

El modelo Random Forest presenta múltiples beneficios, entre ellos su capacidad para evitar el sobreajuste, lo que impide que se adapte demasiado a los datos de entrenamiento. Su versatilidad le permite aplicarse tanto en problemas de clasificación como de regresión, lo que lo hace adecuado para diversas situaciones. Además, simplifica el preprocesamiento de los datos, incluso cuando existen valores ausentes, y puede generar numerosos árboles de decisión, lo que contribuye a mejorar la eficiencia en el tiempo de procesamiento.

La fórmula correspondiente a este modelo es presentada por Dipti A. Gaikwad, (2023) en el proyecto de la siguiente manera:

$$y = \sum (j = 1 \text{ to } J) f_j(x) \quad (2.9)$$

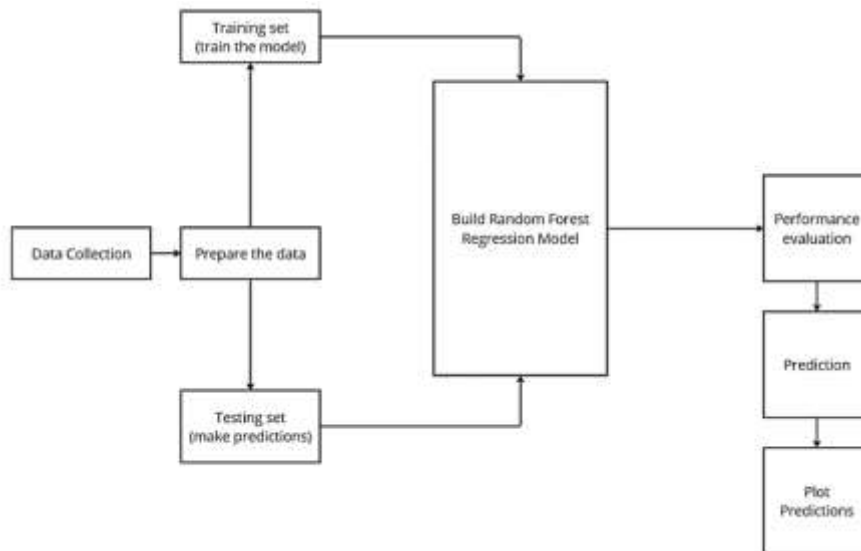
Donde:

- y representa la estimación de la variable dependiente.
- J indica la cantidad total de árboles en el modelo.
- $F_j(x)$ corresponde a la predicción generada por el árbol de decisión j^{th} para el conjunto de características x .

Este modelo funciona mediante un conjunto de árboles de decisión, donde cada árbol se genera a partir de una selección aleatoria de los datos de entrenamiento. A medida que se construyen, las observaciones se reparten en distintos nodos, los cuales corresponden a

características específicas, y los valores asociados a estos nodos determinan las reglas de decisión. El proceso de creación de un árbol de decisión implica segmentar los datos de manera estratégica para maximizar la ganancia de información en cada etapa (Wang, 2024).

Figura 10 Construcción del Modelo Random Forest



Nota: Datos tomados de Yashmita (2023)

La **Figura 10** ilustra la estructura general del modelo Random Forest. A continuación, se describen los pasos fundamentales para realizar una predicción:

- *Muestreo aleatorio:* Se crean múltiples subconjuntos a partir de la base de datos original, y cada muestra se utiliza para entrenar un árbol de decisión distinto.
- *Selección de subconjunto de características:* Para aumentar la diversidad del modelo, en cada nodo se elige aleatoriamente un subconjunto de variables.
- *Formación del árbol de decisión:* Cada árbol es entrenado de forma independiente utilizando su respectivo subconjunto de datos.
- *Predicción del Conjunto:* Una vez entrenados los árboles, sus predicciones individuales se combinan para obtener el resultado final del modelo.

CAPÍTULO 3

En este capítulo desarrollaremos lo antes mencionado en el capítulo 2, seleccionaremos el modelo que mejor se adapte a nuestra data, especificaremos los parámetros a usar y se darán los resultados de las pruebas necesarias y finalmente realizaremos los pronósticos. Se hará énfasis en el estudio de los resultados de cada modelo, su veracidad y congruencia con los criterios. Además, pondremos a prueba los supuestos necesarios que son necesarios para el desarrollo de los modelos, como lo son la estacionariedad, estacionalidad y la existencia de ruido blanco.

Se hará énfasis en los análisis gráficos y los tests estadísticos para llegar a un resultado veraz y debidamente justificado. Se iniciará este apartado con el análisis de correlación y luego se seguirá con el orden que se tomó con los subtemas del capítulo 2.

3.1 Resultados del Análisis de Correlación

En este apartado se realizó la correlación de las variables con respecto a la variable de estudio “*Precio Promedio Ecuador*” con el propósito de identificar si las variables seleccionadas influyen directamente en el precio promedio.

Tabla 6 *Tabla de Correlación*

Variable	Correlación con "Precio Promedio Ecuador"	Significancia estadística
Libras	0.674	0
Dólares	0.693	0
Precio Promedio Latam	0.217	0

- “Precio promedio” y “*Libras*” presentan una correlación positiva moderadamente fuerte, lo que implica que “*Libras*” tiene un impacto importante sobre “Precio promedio”.

- “Precio Promedio Latinoamérica presenta una correlación positiva leve con la variable estudiada. Por ende, esta variable explicó en una pequeña parte la variabilidad de “Precio promedio”.

Sin embargo, al trabajar con series de tiempo, resulta de mayor interés comprobar si los rezagos de las series que se pronosticarán tienen algún efecto o correlación sobre valores recientes o futuros. La Tabla 7 muestra la correlación con rezagos de 1 a 3 periodos de las variables “*Precio Promedio Ecuador*” y “*Precio Promedio Latam*”.

Tabla 7 Correlación de Rezagos

Variable	Rezago	Correlación con:	
		Precio Promedio Ecuador	Precio Promedio Latam
Precio Promedio Ecuador	1	0,901	
Precio Promedio Ecuador	2	0,872	
Precio Promedio Ecuador	3	0,821	
Precio Promedio Latam	1		0,719
Precio Promedio Latam	2		0,682
Precio Promedio Latam	3		0,632

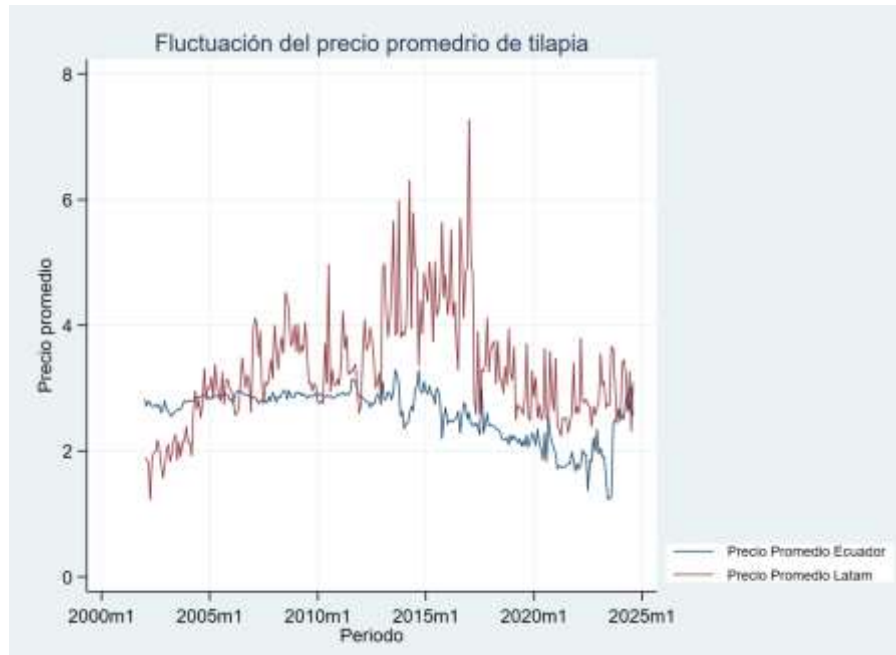
Podemos notar que ambas variables presentan una fuerte correlación positiva a partir de sus primeros rezagos y conforme se revisan los rezagos más antiguos esta correlación se va debilitando gradualmente. El “*Precio Promedio Ecuador*” tiene una correlación con sus rezagos ligeramente más fuerte que la correlación que tiene “*Precio Promedio Latam*” con sus propios rezagos. Por lo tanto, los rezagos de estas variables si serán relevantes para generar sus pronósticos.

3.2 Resultados del Análisis de las Series

Para este análisis se revisará un gráfico que permita comparar fácilmente como ha ido fluctuando el precio de la tilapia en el mercado además se tiene objetivo de identificar estos

patrones que posteriormente nos darán una pauta para empezar a analizar la estacionariedad de la serie. En la **Figura 11** se puede notar como Ecuador presentó precios menores a los que existieron en el mercado latinoamericano.

Figura 11 Comparación: Evolución Histórica de las Series Estudiadas



Ambas series presentan un comportamiento volátil, aunque el precio promedio de Ecuador parece más estable en comparación con la serie de Latinoamérica, que tiene picos más pronunciados.

En algunos periodos, especialmente después de 2020, se observa una divergencia más marcada entre ambas series, posiblemente debido a factores regionales o globales que afectaron el mercado. Entre 2020 y 2022, la volatilidad podría estar relacionada con interrupciones en la cadena de suministros o cambios en la demanda debido a la pandemia de COVID-19. Finalmente, desde 2022 en adelante, se observa una caída en ambos precios, lo cual podría estar asociado a cambios en los mercados internacionales o en la oferta.

3.3 Supuesto de Estacionariedad

3.3.1 Estacionariedad en la Serie Precio Promedio Ecuador

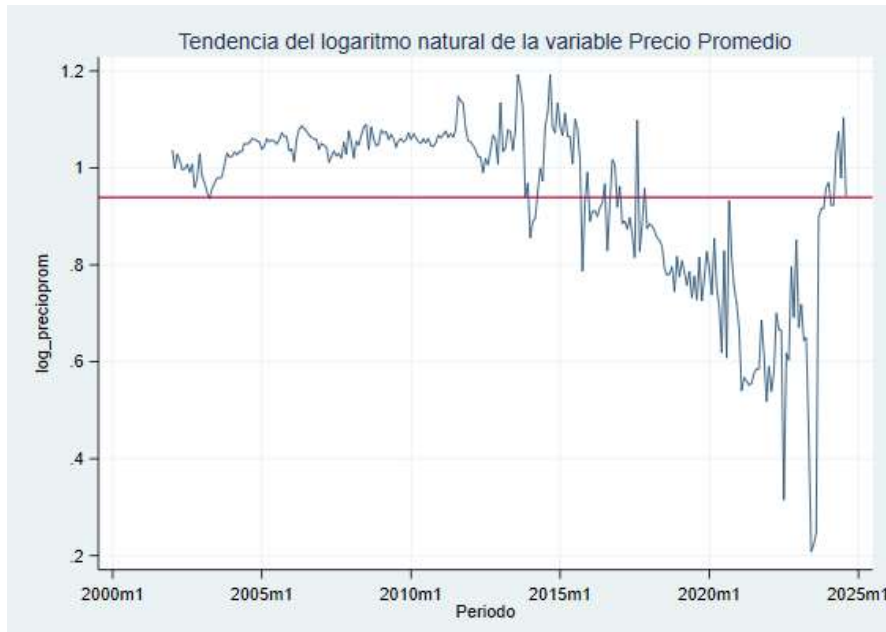
Para esta variable empezaremos graficando su tendencia para poder ver si a simple vista existe estacionariedad. Concluiremos que es así solo si la tendencia fluctúa alrededor de la media. La **Figura 11** muestra este primer paso, además se incluyó la línea de la media para que resulte más fácil el estudio.

Figura 12 Evolución del Precio Promedio de la Tilapia en Ecuador



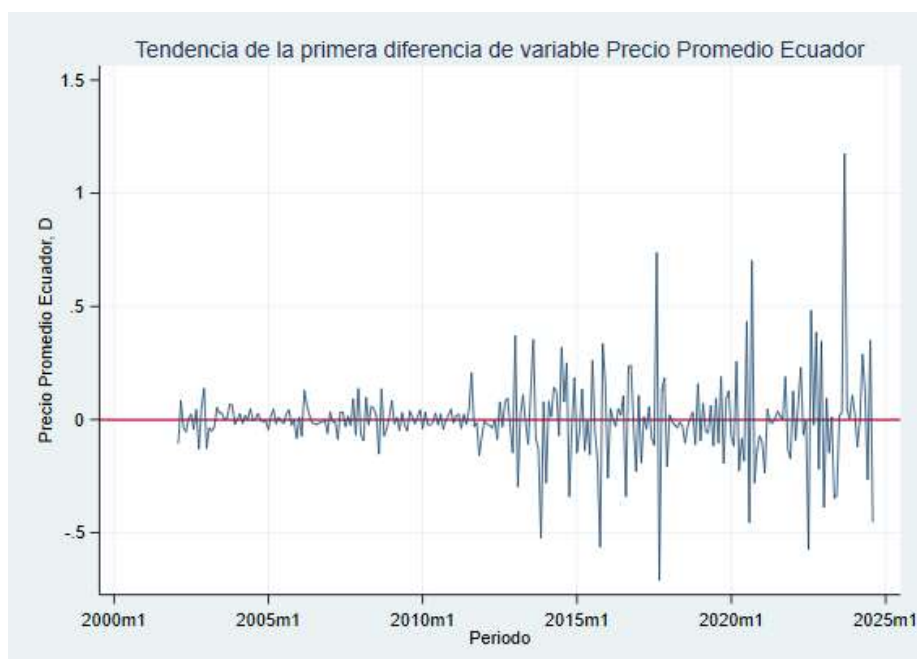
A partir de este gráfico, podemos notar como la serie tiene un patrón no estacionario, tiene periodos con leves tendencias hacia el alza y otros con fuertes tendencias hacia la baja, pero en general los datos no parecen moverse alrededor del valor medio de \$2,59. A partir de este momento se deben a empezar a realizar operaciones con el finde inducir estacionariedad.

Figura 13 Línea de Tendencia del Logaritmo Natural del Precio Promedio



En un intento por inducir estacionariedad a la variable, se aplica logaritmo natural, de acuerdo con el gráfico, luego de este paso, podemos notar que la tendencia casi no ha cambiado en comparación con la anterior, aún no se evidencia la existencia de estacionariedad en la serie pues los datos claramente no fluctúan alrededor de la media.

Figura 14 Línea de Tendencia de la Primera Diferenciación del Precio Promedio Ecuador



Se recurre a realizar la primera diferencia del logaritmo de la variable, con el fin de concluir estacionariedad. Gráficamente, en este punto podemos decir que la serie se volvió estacionaria pues como indicábamos antes, se nota fluctuación alrededor de la recta de la media, para comprobar los resultados obtenidos a partir del análisis gráfico, se procede a realizar el test estadístico Dickey-Fuller.

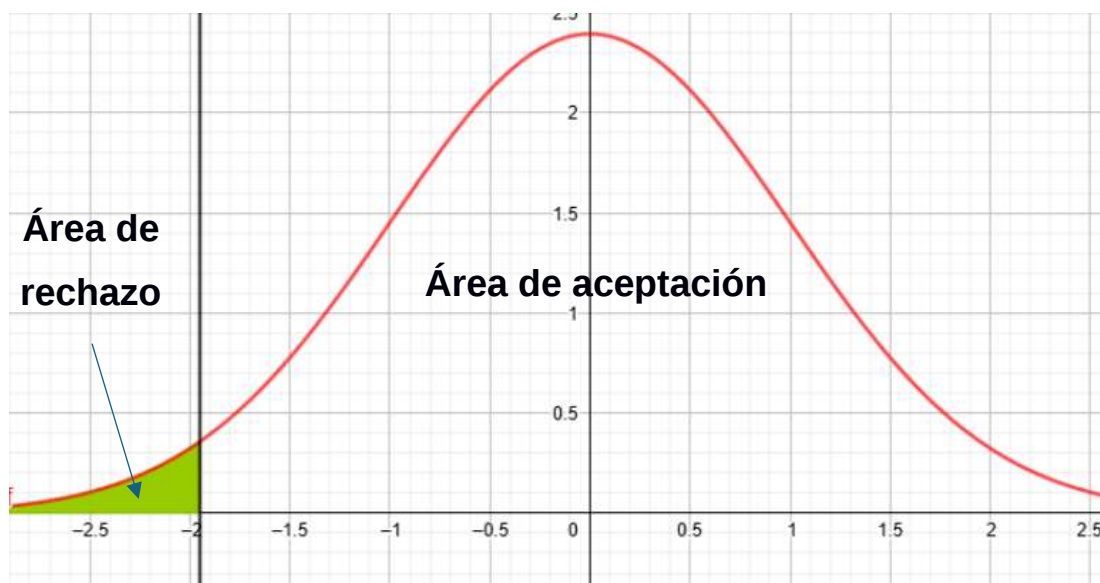
Tabla 8 Precio Promedio Ecuador: Test Formal de Estacionariedad

Test Dickey Fuller						
Test estadístico		1% Valor crítico	5% Valor crítico	10% Valor crítico		
Z(t)	-22,35	-2,58	-1,95	-1,62		
Z(t)= 0,0000						
D. Precio Promedio	Coeficiente	Error Estándar	t	P> t	[95% intervalo de confianza]	
Precio Promedio						
Rezago 1	-1,307	0,058	-22,35	0	-1,422	-1,192

Inicialmente, para este test se tomó en cuenta la tendencia de la serie y la constante, sin embargo, se concluyó que estos valores no son estadísticamente significativos, por lo tanto, se recalculó el test de Dickey-Fuller sin incluir estos parámetros.

Una vez tratados los datos, el test de Dickey Fuller respalda la existencia de estacionariedad en esta nueva variable, los resultados indicaron un valor crítico 5% de -2,879 y el test estadístico dio un valor de -23,258. En el test de Dickey Fuller la hipótesis nula indica que no existe estacionariedad, el valor del test estadístico se encuentra en la región de rechazo de la hipótesis nula, por ende, se entiende estacionariedad. En la **Figura 14** se representa visualmente donde se encuentran estos valores para mayor entendimiento.

Figura 15 Análisis de Hipótesis



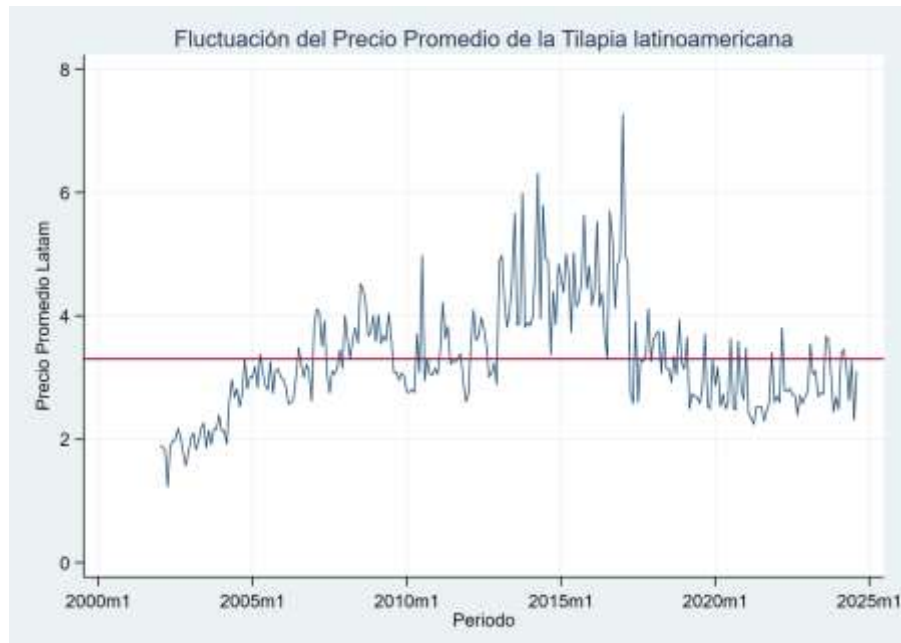
Analizando estos resultados preliminares, según la teoría, se puede intuir el uso de un $ARIMA(p,d,q)$, se descarta el uso de $ARMA(p,q)$ pues hubo que realizar una diferenciación de la serie. Otro modelo que podría ser aplicado en este caso es el Random Forest.

También, desde este momento se puede descartar el uso del modelo $SARIMA(p,d,q)$, ya que este requiere, aparte de estacionariedad, estacionalidad y de acuerdo a la **Figura 13**, esta es una característica que la serie no presenta.

3.3.2 Estacionariedad en la Serie “Precio Promedio Latam”

Para esta sección seguiremos la misma forma tomada para analizar la estacionariedad en la variable “Precio Promedio Ecuador”.

Figura 16 Evolución del Precio Promedio de la Tilapia en Latinoamérica



La **Figura 16** muestra el primer paso para analizar la estacionariedad de la variable “Precio Promedio en Latinoamérica”, a simple vista se podría decir que, según la tendencia, esta no es una serie estacionaria, sin embargo, con esta gráfica resulta un poco complicado hacer esta afirmación, por lo que se corroborará estadísticamente con la prueba Dickey Fuller. Por otro lado, si es posible afirmar que el patrón no es estacional.

Tabla 9 Precio Promedio Latam: Test Formal de Estacionariedad

Test Dickey Fuller						
Test estadístico		1% Valor crítico	5% Valor crítico	10% Valor crítico		
Z(t)	-6,74	-3,458	-2,879	-2,57		
Z(t)= 0,0000						
D. Precio Promedio	Coeficiente	Error Estándar	t	P> t	[95% intervalo de confianza]	
Precio Promedio						
Rezago 1	-0,284	0,042	-6,74	0	-0,368	-0,201
Constante	0,943	0,144	6,53	0	0,659	1,228

Tabla 10 Precio Promedio Latam: Test Formal de Estacionariedad en Primeras Diferencias

Test Dickey Fuller						
Test estadístico		1% Valor crítico	5% Valor crítico	10% Valor crítico		
Z(t)	-25,62	-3,458	-2,879	-2,57		
Z(t)= 0,0000						
D. Precio Promedio	Coeficiente	Error Estándar	t	P> t	[95% intervalo de confianza]	
Precio Promedio						
Rezago 1	-1,425	0,055	-25,62	0	-1,535	-1,315

Los resultados de la **Tabla 7** y la **Tabla 8** demuestran ser ambos estacionarios estadísticamente pues podemos notar los test estadísticos se encuentran en la región de rechazo de la hipótesis nula. Adicionalmente, de acuerdo con estos resultados, se probarán distintos modelos con parámetros “d” con valores de 0 y 1. En caso de los modelos con parámetros “d” de 0, se incluirá la constante pues resultó ser significativa; en el caso de los modelos con parámetros “d” de 1, se excluirá a la constante ya que no es estadísticamente significativa.

Se concluye que para la variable latinoamericana, se probarán modelos ARMA(p,q) y ARIMA(p,d,q) y posteriormente se definirá aquel que resulte más congruente y cumpla con los supuestos que se analizarán más adelante, tampoco se descarta la aplicación del modelo Random Forest.

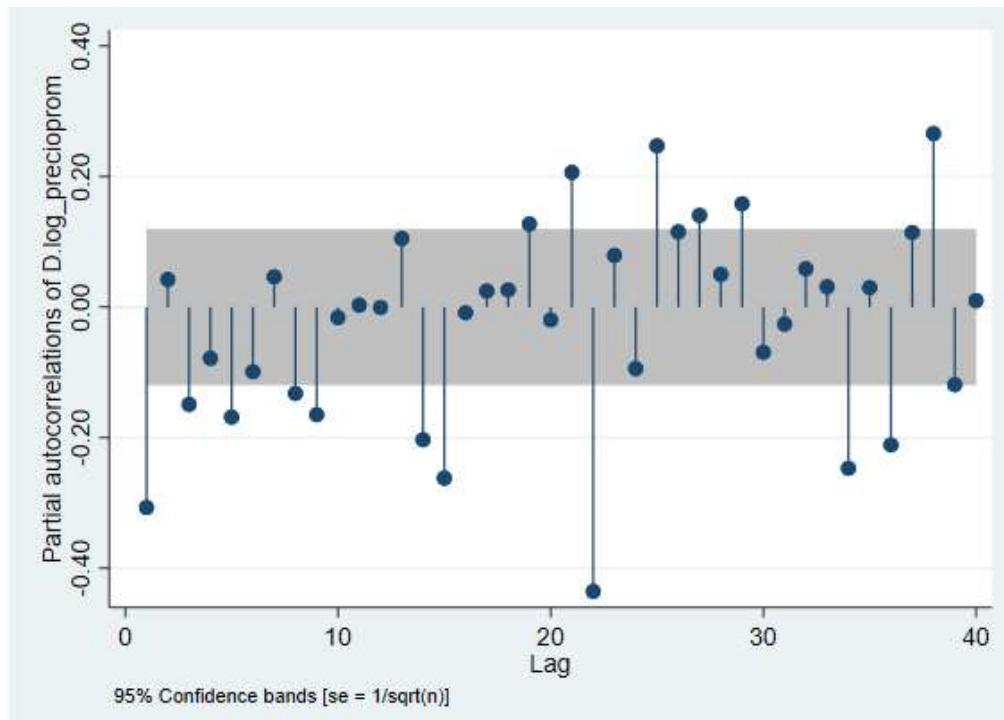
3.4 Resultados del Modelo ARIMA

3.4.1 ARIMA “Precio Promedio Ecuador”

Para empezar a probar los modelos ARIMA, se necesita especificar los parámetros de los autorregresivos (p) y de las medias móviles (q) para esto se debe observar los gráficos de autocorrelación, los cuales muestran los rezagos de la variable, para obtener el valor de p y de

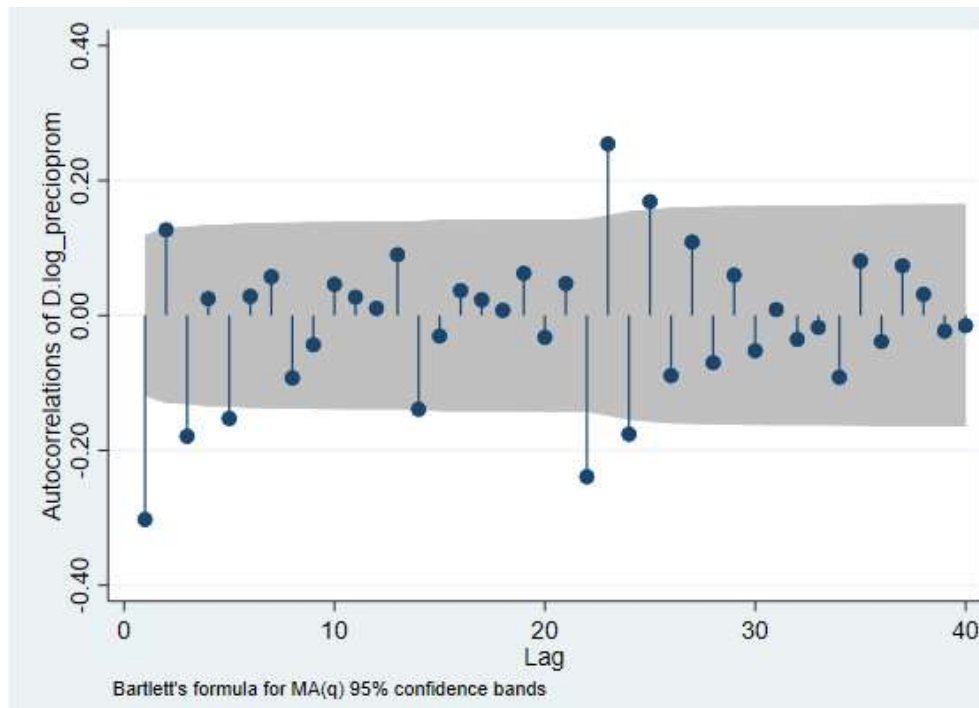
autocorrelación parcial para obtener el valor de q , en caso de que los valores que se obtengan de los autocorrelogramas no sean viables para los modelos, se deberán probar rezagos con otros valores incluso si estos no se reflejan claramente en los gráficos.

Figura 17 Autocorrelograma Parcial: Primera diferencia “Precio Promedio Ecuador”



Al momento de revisar el autocorrelograma parcial, solo no enfocaremos en los valores que salen del rango, que está representado por la franja gris, pues son los que tienen significancia estadística. Para este proyecto tomaremos en cuenta hasta 3 rezagos, pues resulta más práctico para su desarrollo, por lo que el valor de p que usaremos será de 1 y 3.

Figura 18 Autocorrelograma: Primera diferencia “Precio Promedio Ecuador”



Si se toman en cuenta solamente los 3 rezagos mencionados anteriormente, se establece que los parámetros que se usarán para q tendrán valores de 1, 2 y 3. La **Tabla 11** y la **Tabla 12** permiten visualizar con mayor facilidad los parámetros y sus posibles combinaciones.

Tabla 11 Precio Promedio Ecuador: Parámetros para el Modelo ARIMA

Selección de Parámetros del modelo ARIMA	
p	(1, 3)
d	1
q	(1,2,3)

Tabla 12 Precio Promedio Ecuador: Tabla de Modelos ARIMA a Evaluar

Posibles Modelos ARIMA	
Modelo 1	ARIMA(1,1,1)
Modelo 2	ARIMA(1,1,2)
Modelo 3	ARIMA(1,1,3)
Modelo 4	ARIMA(3,1,1)
Modelo 5	ARIMA(3,1,2)
Modelo 6	ARIMA(3,1,3)

A continuación, verificaremos los datos de cada modelo para seleccionar la combinación de parámetros más conveniente.

Tabla 13 Precio Promedio Ecuador: Selección de Componentes

Modelo ARIMA	Log likelihood	Coeficiente de AR			Coeficiente de MA			Nivel de significancia P>[z]ar			Nivel de significancia P>[z]ma			AIC	BIC
		L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3		
(1,1,1)	100,33	-			-			0,094			0,498			-194,668	-183,86
(1,1,2)	101,40	-			0,387	-		-			1,53	0,165		-194,791	-180,382
(1,1,3)	106,42	0,623			-	0,304	-	0			0	0	0,0006	-202,832	-184,82
(3,1,1)	106,467	0,493	0,244	-0,1	-			0	0	0,059	0			-202,935	-184,92
(3,1,2)	106,472	0,039	0,473	0,013	-	-		0,938	0,059	0,926	0,394	0,367		-200,944	-179,332
(3,1,3)	110,804	-1,38	0,196	0,591	1,089	-	-	0	0,197	0	0	0	0	-207,608	-182,393

La tabla de selección de modelos expone los criterios necesarios que se debe cumplir para seleccionar nuestro posible modelo, esta realiza una evaluación por columna de cada criterio, se selecciona el modelo que tenga mayores celdas seleccionadas, en este caso es el modelo ARIMA (1,1,3). En caso de que este modelo no resulte ser el adecuado se procederá a probar las otras combinaciones del modelo.

Siguiendo con la literatura, se realizará una prueba de ruido blanco al modelo seleccionado. En esta prueba la hipótesis nula es que existe ruido blanco, por lo tanto, buscamos aceptarla.

Tabla 14 Precio Promedio Ecuador: Test de Ruido Blanco

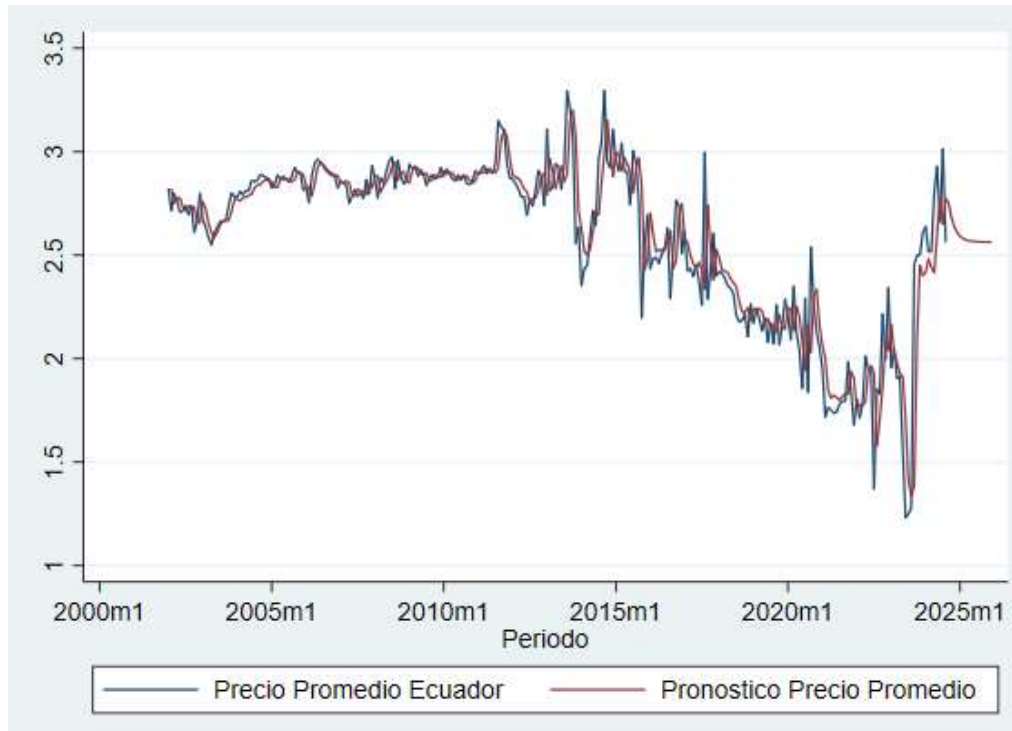
Portmanteau test for white noise	
Portmanteau (Q) statistic	51,2367
Prob > chi2(40)	0,1098

El test arrojó una probabilidad de 0,109 lo cual es mayor al 0,05 necesario para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se la acepta y se concluye que existe ruido blanco. Con estos resultados podemos seleccionar este modelo como el adecuado para realizar el pronóstico.

Tabla 15 Precio Promedio Ecuador: Pronóstico

Periodo	Pronóstico
sep-24	2,753
oct-24	2,681
nov-24	2,637
dic-24	2,609
ene-25	2,592
feb-25	2,581
mar-25	2,574
abr-25	2,570
may-25	2,568
jun-25	2,566
jul-25	2,565
ago-25	2,564
sep-25	2,564
oct-25	2,564
nov-25	2,563
dic-25	2,563

Figura 19 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de “Precio Promedio Ecuador”

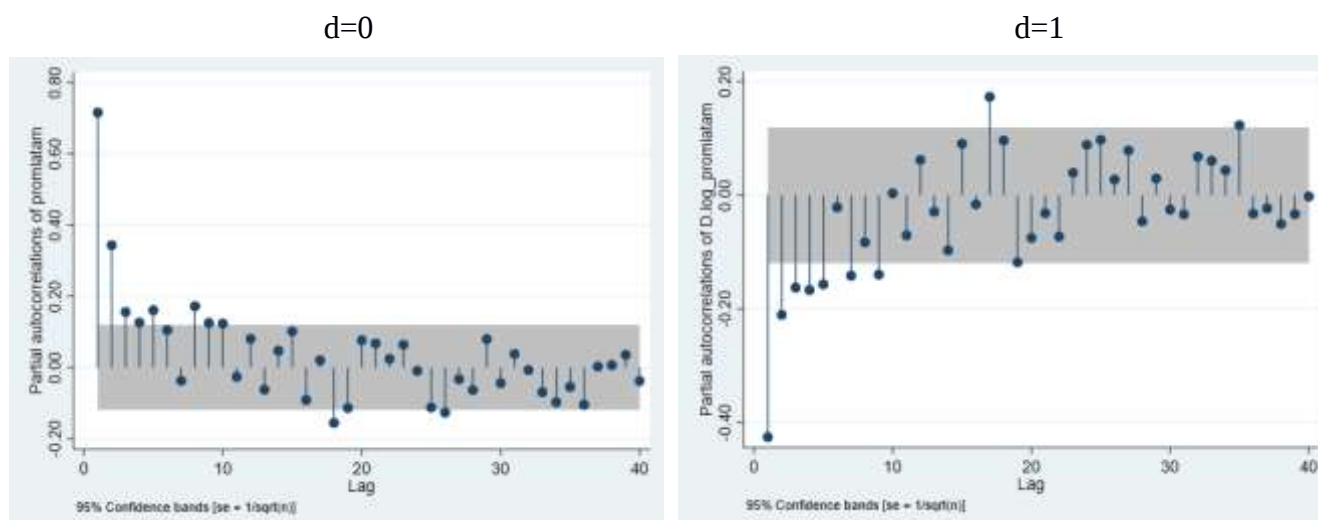


Se puede decir que el pronóstico ha sido acertado pues si comparamos su línea de tendencia con la tendencia real, podemos ver que sigue su patrón muy de cerca. Para el periodo que se buscaba proyectar, es posible darse cuenta de que los precios estarán un poco más estables y posteriormente caerán un poco.

3.4.2 ARIMA “Precio Promedio Latam”

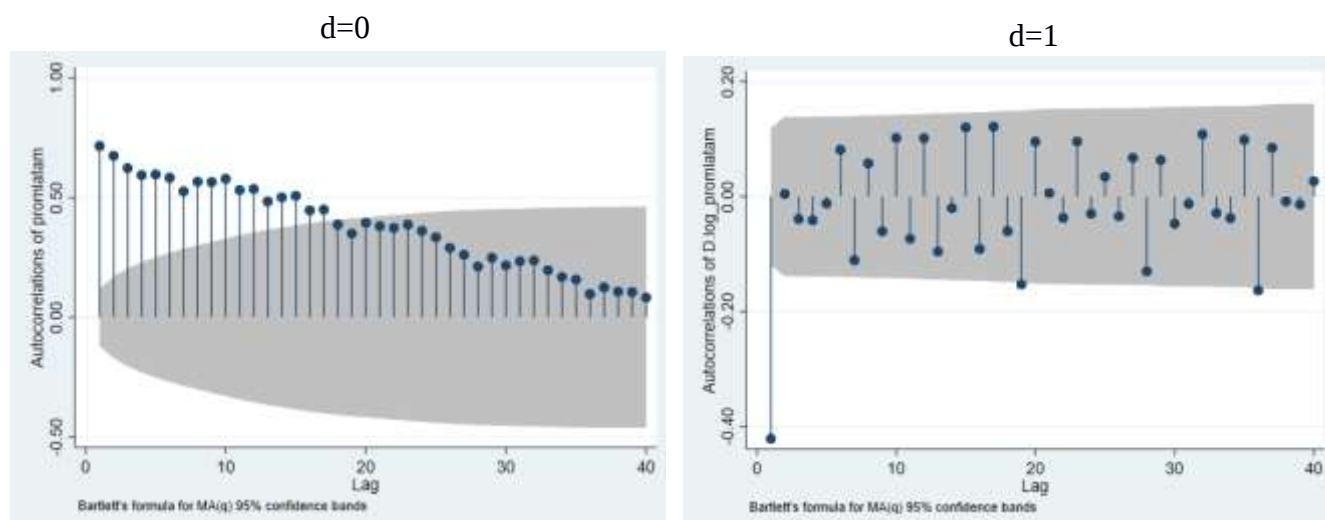
Al igual que con la serie anterior, empezaremos identificando los valores de los regresores y las medias móviles. Recordemos que para esta variable debemos verificar modelos con diferencia de 0 y de 1.

Figura 20 Autocorrelograma Parcial de “Precio Promedio Latam” con y sin diferenciación



Como se mencionó anteriormente, para este proyecto tomaremos en cuenta hasta 3 rezagos, por lo que el valor de p cuando $d=0$ y $d=1$ será de 1, 2 y 3.

Figura 21 Autocorrelograma Parcial de “Precio Promedio Latam” con y sin diferenciación



A diferencia de los autorregresivos, las medias móviles tendrán valores diferentes para cada valor de d . Cuando $d=0$, q será igual a 1, 2, 3; cuando $d=1$, q será igual a 1. La **Tabla 16** y la **Tabla 17** permiten visualizar con mayor facilidad los parámetros y sus posibles combinaciones.

Tabla 16 Precio Promedio Latam: Parámetros para el Modelo ARIMA

Selección de Parámetros del modelo ARIMA		
	d=0	d=1
p	(1,2,3)	(1,2,3)
q	(1,2,3)	(1)

Tabla 17 Precio Promedio Latam: Tabla de Modelos ARIMA a Evaluar

Posibles Modelos ARIMA	
Modelo 1	ARIMA(1,0,1)
Modelo 2	ARIMA(1,0,2)
Modelo 3	ARIMA(1,0,3)
Modelo 4	ARIMA(2,0,1)
Modelo 5	ARIMA(2,0,2)
Modelo 6	ARIMA(2,0,3)
Modelo 7	ARIMA(3,0,1)
Modelo 8	ARIMA(3,0,2)
Modelo 9	ARIMA(3,0,3)
Modelo 10	ARIMA(1,1,1)
Modelo 11	ARIMA(2,1,1)
Modelo 12	ARIMA(3,1,1)

Resultaron 12 combinaciones diferentes de modelos para esta variable, para descartarlas más fácilmente, analizaremos sus niveles de significancia estadística, En esta primera selección solo se elegirán los modelos que todos sus parámetros seas estadísticamente significativos, es decir, menor que 0,05.

Tabla 18 Precio Promedio Latam: Primera Selección de Modelos

Modelo	Significancia estadística					
	ar			ma		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
ARIMA(1,0,1)	0			0		
ARIMA(1,0,2)	0			0	0,032	
ARIMA(1,0,3)	0			0	0,72	0,04
ARIMA(2,0,1)	0	0		0		
ARIMA(2,0,2)	0	0,24		0	0,47	
ARIMA(2,0,3)	0,026	0,94		0,13	0,99	0,11
ARIMA(3,0,1)	0	0,19	0,24	0		
ARIMA(3,0,2)	0,071	0	0	0,87	0	
ARIMA(3,0,3)	0	0	0	0	0	0
ARIMA(1,1,1)	0			0		
ARIMA(2,1,1)	0	0,21		0		
ARIMA(3,1,1)	0,19	0,229	0,42	0		

De acuerdo con esta primera selección, los modelos que analizaremos su viabilidad más afondo con los criterios utilizados anteriormente en la data de la variable “*Precio Promedio Ecuador*”, serán ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA(2,0,1), ARIMA(3,0,3) y ARIMA(1,1,1)

Tabla 19 Precio Promedio Latam: Segunda Selección de Modelos

Modelo ARIMA	Log likelihood	Coeficiente de AR			Coeficiente de MA			Nivel de significancia P>[z]ar			Nivel de significancia P>[z]ma			AIC	BIC
		L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3		
(1,0,1)	-234,72	0,998			- 0,735			0,000			0			475,446	486,26
(1,0,2)	-232,99	0,999			- 0,666	0,103		0,000			0	0,032		473,974	488,398
(2,0,1)	-232,57	1,165	- 0,166		- 0,814	0,304	- 0,160	0	0,006		0			473,143	487,57
(3,0,3)	- 230,218	0,944	- 0,650	0,704	- 0,631	0,676	- 0,632	0	0	0	0	0	0	474,435	499,68
(1,1,1)	- 230,273	0,167			- 0,815			0,004			0			466,546	477,352

En este caso, de acuerdo con los criterios, se selecciona principalmente el modelo ARIMA (3,0,3). En caso de que este modelo no resulte ser el adecuado se procederá a probar las otras combinaciones del modelo.

Tabla 20 Precio Promedio Latam: Test de Ruido Blanco

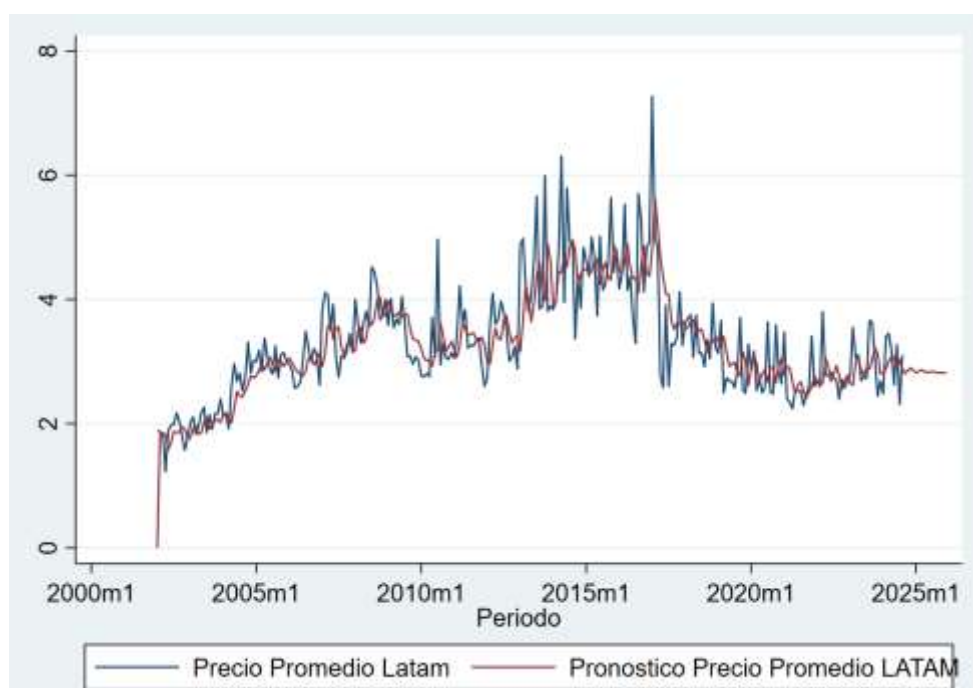
Portmanteau test for white noise	
Portmanteau (Q) statistic	47
Prob > chi2(40)	0,2083

El test arrojó una probabilidad de 0,208 lo cual es mayor al 0,05 necesario para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto, se la acepta y se concluye que existe ruido blanco. Con estos resultados podemos seleccionar este modelo como el adecuado para realizar el pronóstico.

Tabla 21 Precio Promedio Latam: Pronóstico

Periodo	Pronóstico
sep-24	2,805
oct-24	2,853
nov-24	2,900
dic-24	2,857
ene-25	2,821
feb-25	2,847
mar-25	2,865
abr-25	2,840
may-25	2,823
jun-25	2,835
jul-25	2,841
ago-25	2,826
sep-25	2,817
oct-25	2,822
nov-25	2,822
dic-25	2,813

Figura 22 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de “Precio Promedio Latam”



Se puede concluir que el pronóstico ha sido acertado pues si comparamos su línea de tendencia con la tendencia real, podemos ver que sigue su patrón muy de cerca, a pesar de que la tendencia real muestre picos más elevados. Para el periodo que se buscaba proyectar, es posible darse cuenta de que los precios estarán un poco más estables y caerán un poco.

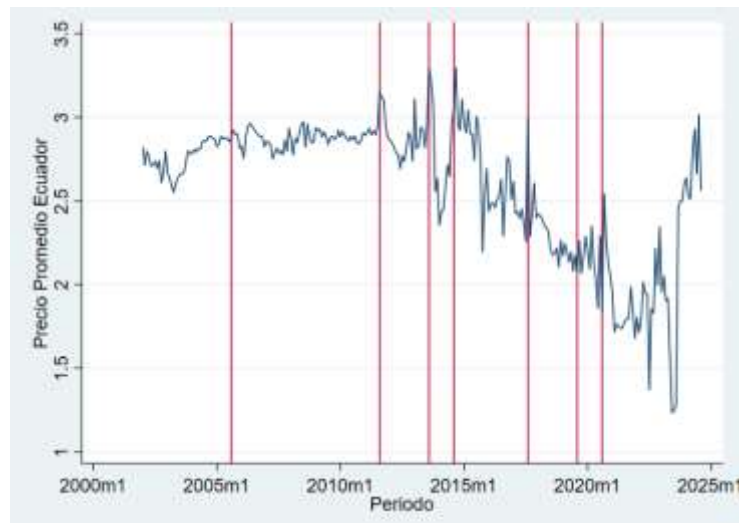
3.5 Resultados del Modelo SARIMA

3.5.1 SARIMA “Precio Promedio Ecuador”

Para este modelo, se parte de la premisa de que ya se tienen los parámetros seleccionados previamente por los modelos ARIMA, a continuación, vamos a corroborar si los resultados que este modelo arroja son certeros o mejores que los que proporcionó el modelo anterior.

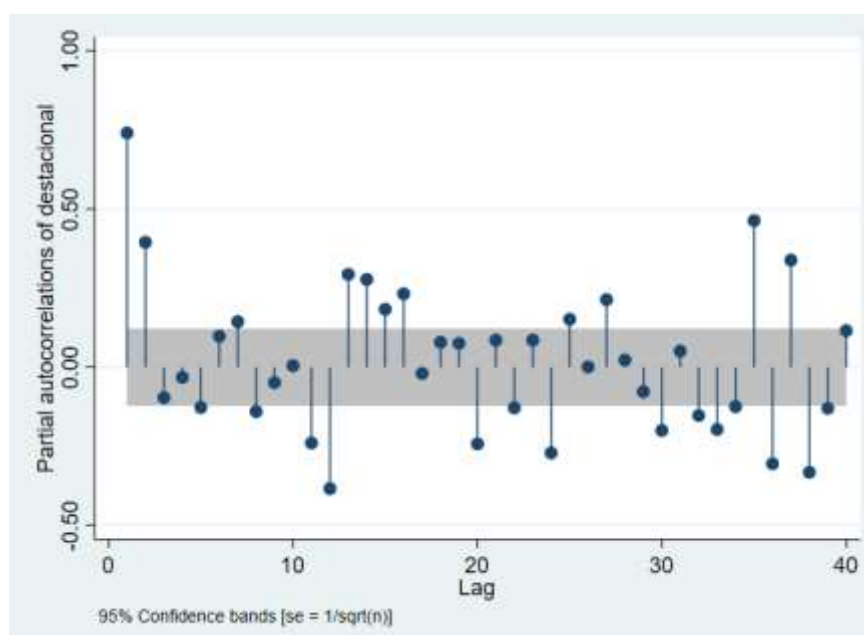
Una condición necesaria para desarrollar este modelo es verificar si en algún punto de la serie existe estacionalidad, es decir que se pueda notar un patrón repetitivo en varios periodos.

Figura 23 Precio Promedio Ecuador: Análisis de Estacionalidad



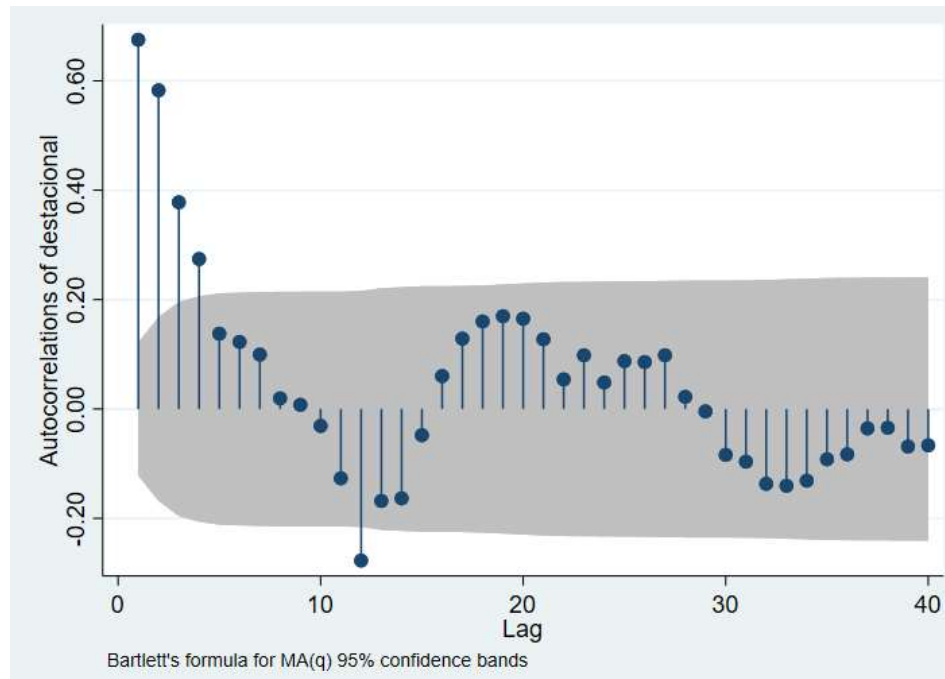
La **Figura 23** muestra la línea de tendencia de la variable del precio de tilapia ecuatoriana que estudiamos previamente, en adición, las rectas de color rojo a lo largo de la gráfica marcan el octavo mes de algunos años seleccionados aleatoriamente. Si nos fijamos en estas rectas, cruzan exactamente sobre varios picos de la gráfica, por lo que podemos decir que normalmente durante el mes de agosto, los precios tienden al alza, este comportamiento nos permite suponer que existe estacionalidad y que se podría aplicar el modelo SARIMA.

Figura 24 Autocorrelograma Parcial de “Precio Promedio Ecuador”



Para este modelo se tuvo que generar una variable que capture la diferencia estacional, esta se genera a partir de la resta entre la observación actual y la observación del mismo periodo del año anterior. Una vez realizado el autocorrelograma parcial de esta diferencia estacional, obtenemos que p tomará valores de 1 y 2.

Figura 25 Autocorrelograma de “Precio Promedio Ecuador”



Por otro lado, según el autocorrelograma, obtuvimos los valores que posiblemente se ocuparán para las medias móviles del modelo, estas podrán tomar valores entre 1, 2 y 3.

Tabla 22 Precio Promedio Ecuador: Parámetros para el Modelo SARIMA

Selección de Componentes del modelo SARIMA	
p	(1,2)
q	(1,2,3)

Tabla 23 Precio Promedio Ecuador: Tabla de Modelos SARIMA a Evaluar

Posibles Modelos SARIMA	
Modelo 1	SARIMA(1,1,1,12)

Modelo 2	SARIMA(1,1,2,12)
Modelo 3	SARIMA(1,1,3,12)
Modelo 4	SARIMA(2,1,1,12)
Modelo 5	SARIMA(2,1,2,12)
Modelo 6	SARIMA(2,1,3,12)

A partir de la **Tabla 24** podemos empezar a evaluar cual es el más conveniente para la proyección.

Tabla 24 Precio Promedio Ecuador: Selección de Componentes

Modelo SARIMA	Log likelihood	Coeficiente de AR			Coeficiente de MA12			Nivel de significancia $P>[z]_{ar}$			Nivel de significancia $P>[z]_{ma}$			AIC	BIC
		L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3		
(1,1,1,12)	84,470	0,027			-	0,912		0,700			-	1,051		152,942	-124,49
(1,1,2,12)	84,487	-			-	-		0,956			0,703	0,944		-	-
(1,1,3,12)	84,801	-			-	-	-	-1,685			0,697	0,229	0,139	-	-
(2,1,1,12)	84,684	0,007	0,059		-	0,888		0,922	0,379		0			151,369	-119,36
(2,1,2,12)	84,865	0,231	0,089		-	0,215		0,796	0,255		0,208	0,795		-	-
(2,1,3,12)	86,938	-	-		0,157	-	-	0,001	0,038		0,597	0,268	0,007	-	-
		0,997	0,601			0,295	0,699							151,876	112,751

Según la Tabla 21, la combinación de componentes que seleccionaremos para realizar el pronóstico será SARIMA(2,1,3,12), siempre y cuando cumpla con el supuesto de ruido blanco.

Tabla 25 Precio Promedio Ecuador: Test de Ruido Blanco

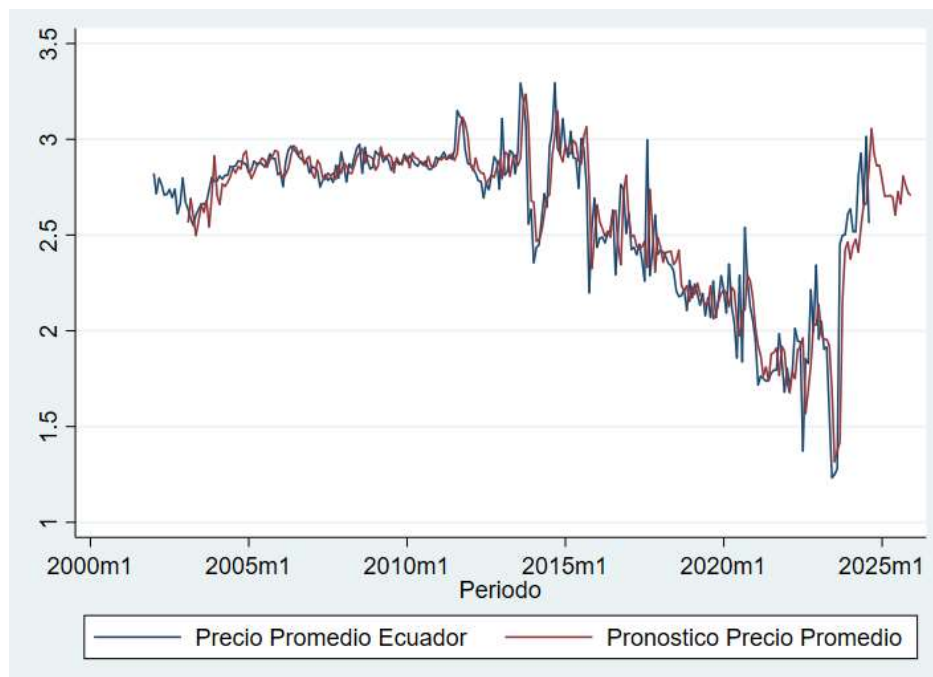
Portmanteau test for white noise	
Portmanteau (Q) statistic	51
Prob > chi2(40)	0,114

El test arrojó una probabilidad de 0,114 lo cual es mayor al 0,05 necesario para poder rechazar la hipótesis nula, por ende, se la acepta y se concluye que existe ruido blanco. Con estos resultados podemos seleccionar este modelo como el adecuado para realizar el pronóstico.

Tabla 26 Precio Promedio Ecuador: Pronóstico

Periodo	Pronóstico
sep-24	3,056
oct-24	2,921
nov-24	2,861
dic-24	2,865
ene-25	2,787
feb-25	2,703
mar-25	2,703
abr-25	2,707
may-25	2,698
jun-25	2,603
jul-25	2,727
ago-25	2,663
sep-25	2,808
oct-25	2,755
nov-25	2,717
dic-25	2,708

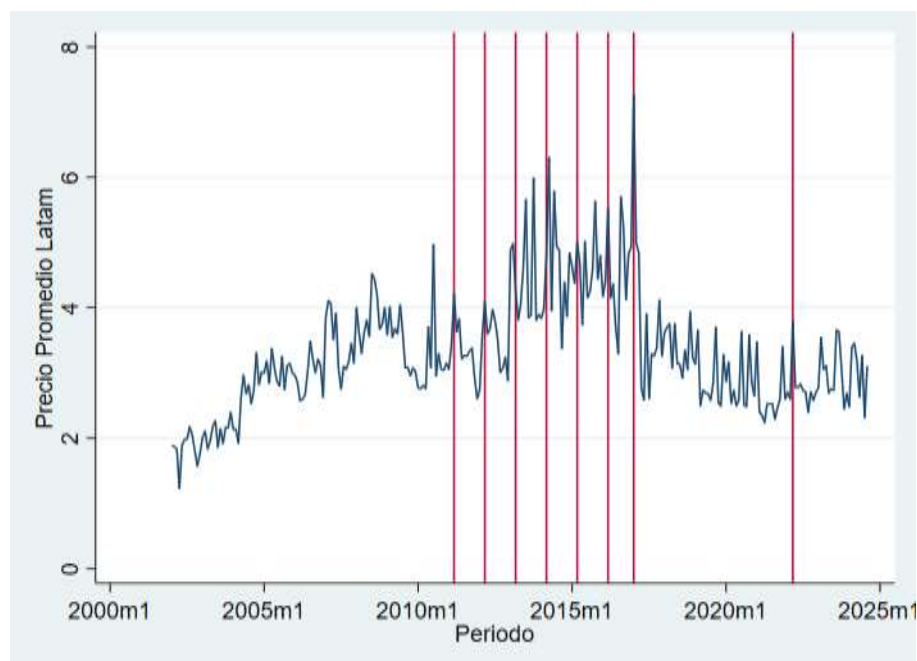
Figura 26 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de " Precio Promedio Ecuador"



Se puede decir que el pronóstico con este modelo también resulta acertado pues si comparamos su línea de tendencia con la tendencia real, podemos ver que sigue su patrón muy de cerca. Si se compara con la proyección realizada con el modelo ARIMA, la volatilidad de esta proyección al parecer se ve más congruente con el patrón que ha llevado la serie en periodos anteriores.

3.5.2 SARIMA “Precio Promedio Latam”

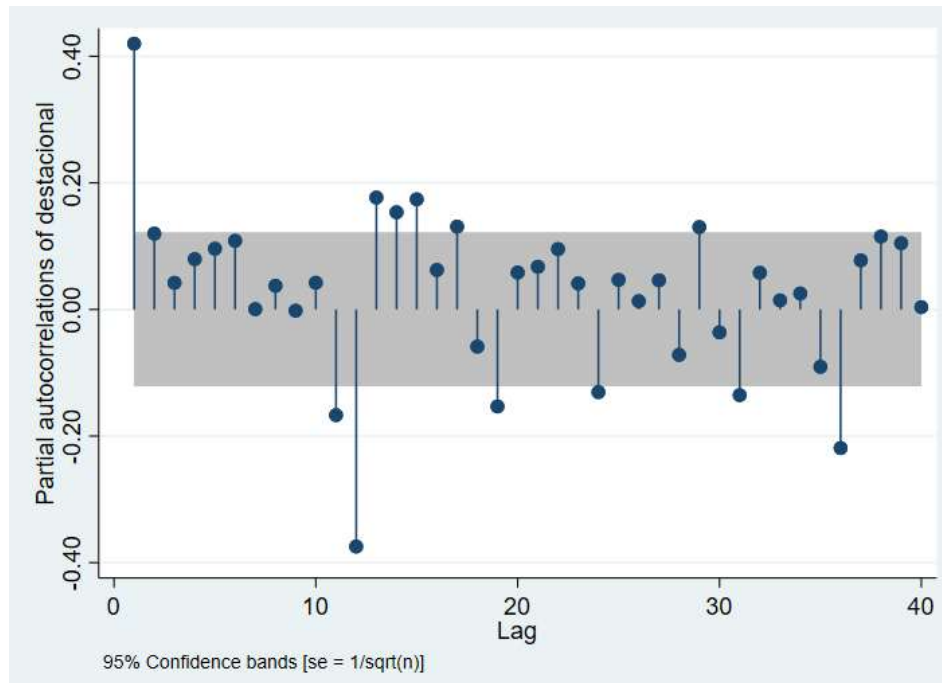
Figura 27 Precio Promedio Latam; Análisis de Estacionalidad



La **Figura 27** muestra la línea de tendencia de la variable latinoamericana que estudiamos previamente, en adición, las rectas de color rojo a lo largo de la gráfica marcan el tercer mes de algunos años seleccionados aleatoriamente. Si nos fijamos en estas rectas, cruzan exactamente sobre varios picos de la gráfica, por lo que podemos decir que normalmente durante el mes de marzo, los precios de la tilapia latinoamericana tienden al alza, este

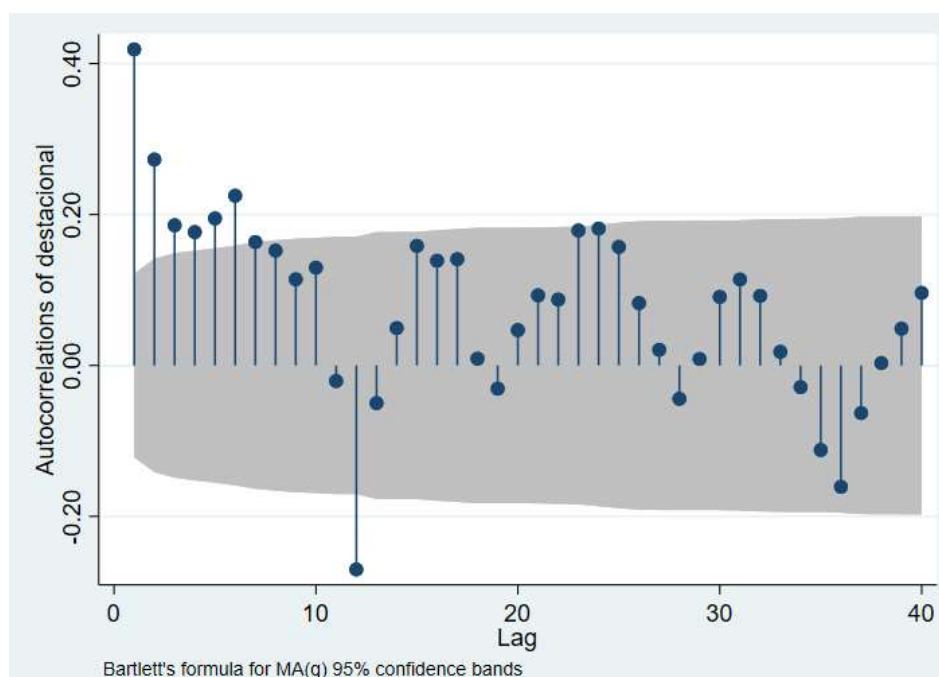
comportamiento nos permite suponer que existe estacionalidad y que se podría aplicar el modelo SARIMA.

Figura 28 Precio Promedio Latam: Autocorrelograma Parcial



Una vez realizado el autocorrelograma parcial de esta diferencia estacional, obtenemos que p tomará valores de 1.

Figura 29 Precio Promedio Latam: Autocorrelograma



Por otro lado, según el autocorrelograma, obtuvimos que los valores que tomará q serán de 1, 2 y 3.

Tabla 27 Precio Promedio Latam: Componentes para el Modelo SARIMA

Selección de Componentes del modelo SARIMA	
p	(1)
q	(1,2,3)

Tabla 28 Precio Promedio Latam: Tabla de Modelos SARIMA a Evaluar

Posibles Modelos SARIMA	
Modelo 1	SARIMA(1,1,1,12)
Modelo 2	SARIMA(1,1,2,12)
Modelo 3	SARIMA(1,1,3,12)

A partir de la **Tabla 29** podemos empezar a evaluar cual es el más conveniente para la proyección.

Tabla 29 Precio Promedio Latam: Selección de Componentes

Modelo SARIMA	Log likelihood	Coeficiente de AR			Coeficiente de MA			Nivel de significancia $P>[z]_{ar}$			Nivel de significancia $P>[z]_{ma}$			AIC	BIC
		L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3	L1	L2	L3		
(1,1,1,12)															
(1,1,2,12)	-235,55	-0,9205			-0,102	-0,898		0,005				0,192		491,104	526,71
(1,1,3,12)	-230,59	-0,4716			0,372	0,400	0,228	0,084			1	1	0,99	485,174	527,90

La combinación de componentes (1,1,2,12) y (1,1,3,12) parecen ser apropiadas para poner a prueba el pronóstico, en cambio la combinación (1,1,1,12), según el software, presenta un problema que no le permite ser aplicada al modelo.

Tabla 30 Precio Promedio Latam: Test de Ruido Blanco.

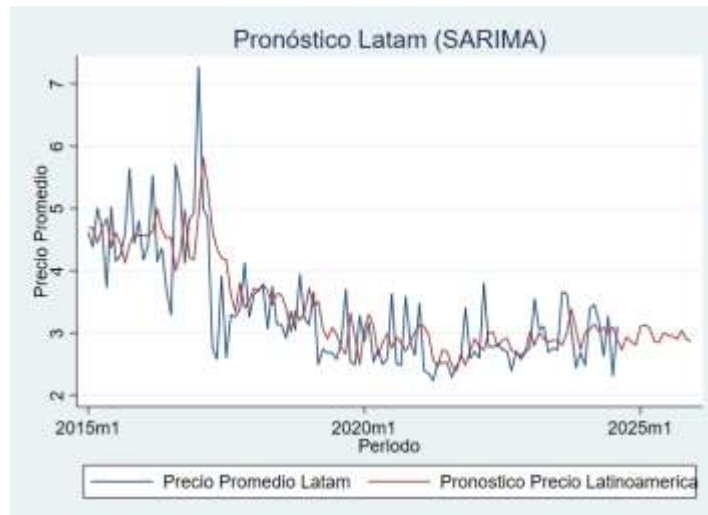
Portmanteau test for white noise	
Portmanteau (Q) statistic	49
Prob > chi2(40)	0,16

El test para la combinación (1,1,2,12), arrojó una probabilidad de 0,16 lo cual es mayor al 0,05 necesario para rechazar la hipótesis nula, por consiguiente, se la acepta y se concluye que existe ruido blanco. Con este resultados podemos seleccionar la combinación SARIMA(1,1,2,12) como el modelo adecuado para realizar el pronóstico.

Tabla 31 Precio Promedio Latam: Pronóstico.

Periodo	Pronóstico
sep-24	2,83
oct-24	2,97
nov-24	2,66
dic-24	2,68
ene-25	2,99
feb-25	3,04
mar-25	2,99
abr-25	2,90
may-25	2,78
jun-25	2,86
jul-25	2,84
ago-25	2,91
sep-25	2,73
oct-25	2,89
nov-25	2,80
dic-25	2,69

Figura 30 Comparación: Tendencia Real y Tendencia Pronosticada de” Precio Promedio Latam”



Se puede decir que el pronóstico con este modelo para la variable latinoamericana no resulta acertado pues si comparamos la línea de tendencia pronosticada con la tendencia real, podemos ver que sus patrones no concuerdan ni se acercan en periodos anteriores, por lo tanto, es probable que la predicción no sea muy confiable.

3.6 Resultados del Modelo Random Forest

Conceptos básicos como estacionariedad y estacionalidad ya fueron evaluados anteriormente para los modelos ARIMA y SARIMA. Para el modelo Random Forest procederemos con los pronósticos en los siguientes apartados:

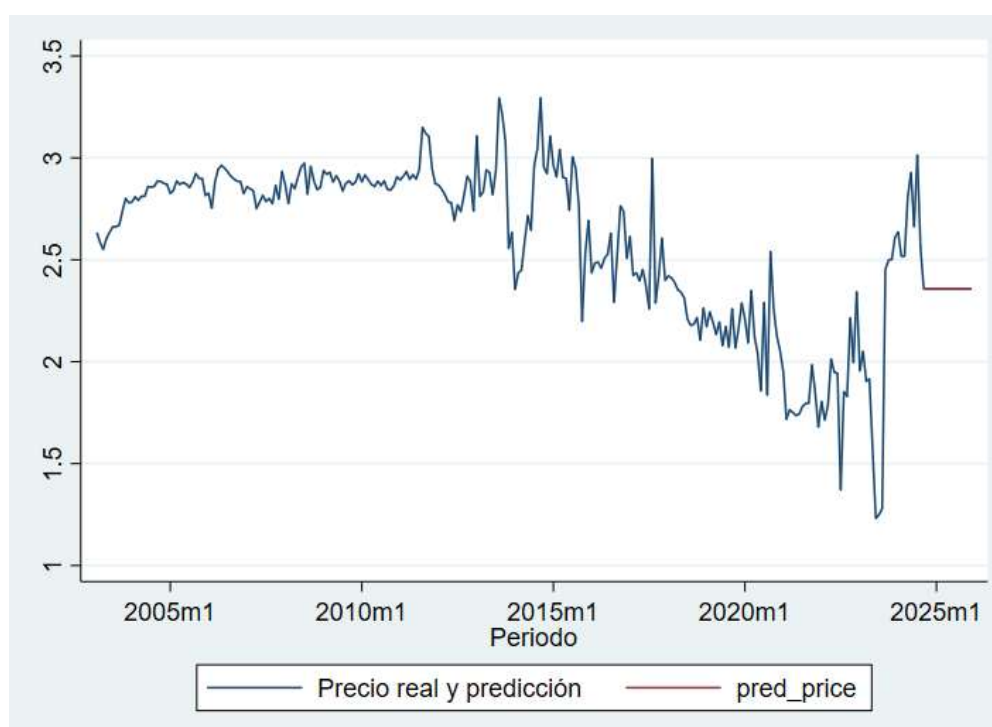
3.6.1 Random Forest “Precio Promedio Ecuador”

Tabla 32 Precio Promedio Ecuador: Pronóstico

Periodo	Pronóstico
sep-24	2,359
oct-24	2,359
nov-24	2,359
dic-24	2,359
ene-25	2,359
feb-25	2,359
mar-25	2,359
abr-25	2,359

may-25	2,359
jun-25	2,359
jul-25	2,359
ago-25	2,359
sep-25	2,359
oct-25	2,359
nov-25	2,359
dic-25	2,359

Figura 31. Precio Promedio Ecuador: Grafico del Pronóstico



Para este pronóstico se utilizaron hasta 12 rezagos para intentar capturar a influencia de los eventos previos sobre el comportamiento futuro de una variable. Podemos notar que el pronóstico indica un comportamiento lineal del precio a futuro, lo que no resulta muy confiable tomando en cuenta toda la trayectoria que ha tenido esta serie.

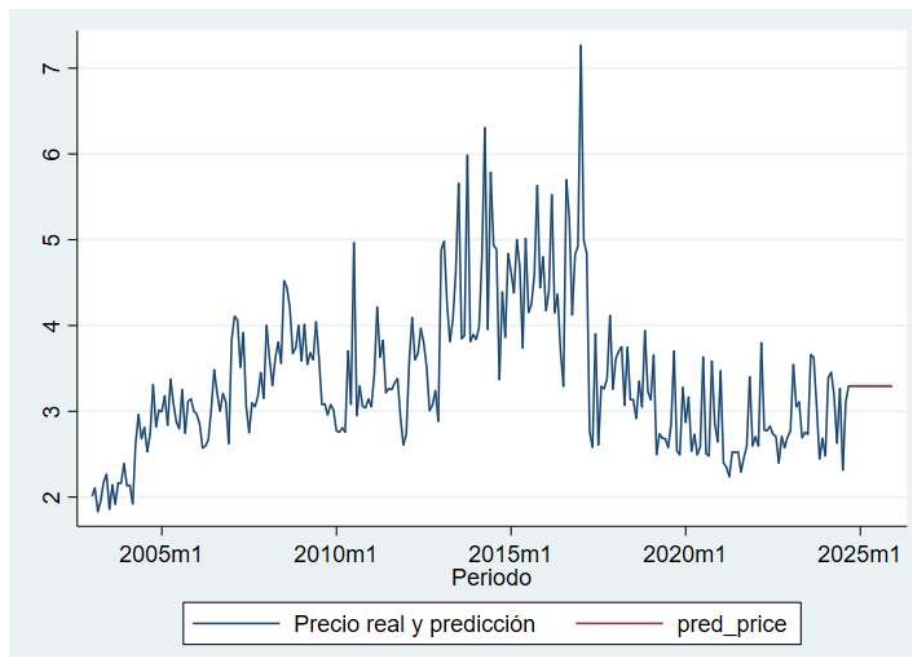
3.6.2 Random Forest “Precio Promedio Latam”

Tabla 33 Precio Promedio Latam: Pronóstico

Periodo	Pronóstico
sep-24	3,296
oct-24	3,296

nov-24	3,296
dic-24	3,296
ene-25	3,296
feb-25	3,296
mar-25	3,296
abr-25	3,296
may-25	3,296
jun-25	3,296
jul-25	3,296
ago-25	3,296
sep-25	3,296
oct-25	3,296
nov-25	3,296
dic-25	3,296

Figura 32 Precio Promedio Latam: Grafico del Pronóstico



Para este pronóstico también se utilizaron hasta 12 rezagos podemos notar que el pronóstico indica un comportamiento lineal del precio a futuro, lo que no resulta muy confiable tomando en cuenta toda la trayectoria que ha tenido esta serie.

3.7 Selección de modelos

Para Ecuador se seleccionó el modelo SARIMA pues la data histórica demostró la existencia de un patrón estacional, pues en el mes de agosto de varios años se evidenciaban subidas en los precios. Además, al analizar la gráfica se evidencio que la línea de tendencia del pronóstico seguía muy de cerca el patrón de la serie real La predicción indicó que para el 2025 la tilapia ecuatoriana tendrá un precio promedio de \$2,71.

También se evidencio que, a diferencia de Ecuador, los precios de Latinoamérica no siguen patrones estacionales. El precio promedio para el 2025 que se obtuvo para Latinoamérica fue de \$2,81, mayor que el de Ecuador. Se puede concluir que existen países en Latinoamérica con precios más bajos que los de Ecuador por lo tanto son preferidos por los consumidores. También existen países que tendrán precios superiores, pero pueden ser preferidos debido a la calidad de sus productos, aspecto importante en el que Ecuador también debe concentrarse.

CAPÍTULO 4

En este capítulo se exponen las conclusiones derivadas del análisis comparativo entre los modelos propuestos: SARIMA, Random Forest y ARIMA, con base en los resultados previamente presentados. El objetivo es sintetizar los hallazgos más relevantes. Asimismo, se ofrecen sugerencias para investigaciones futuras centradas en la predicción de los precios de tilapia ecuatoriana.

4.1 Conclusiones

- El análisis histórico del precio de la tilapia ayudó a identificar porque existe un patrón no estacionario, donde tiene periodos con leves tendencias hacia el alza y otros hacia la baja.
- El Modelo ARIMA demostró ser el más exacto al predecir los precios de la tilapia ecuatoriana destinada a la exportación hacia Estados Unidos.
- Por otro lado, el modelo SARIMA pronosticó de forma precisa los precios de la tilapia de la región latinoamericana.
- Se pronostica que el precio de exportación de la tilapia ecuatoriana hacia Estados Unidos para este 2025 estarán estables y tendrá un comportamiento a la baja levemente.
- El proyecto destaca la importancia de modelos econométricos para la planificación y gestión en mercados complejos.

Los resultados tienen aplicaciones que pueden usar los exportadores y agentes económicos para proporcionar herramientas clave para anticipar fluctuaciones de precios de la tilapia.

4.2 Recomendaciones

Con base en el desarrollo de este estudio y los resultados obtenidos, esta sección presenta una serie de recomendaciones para optimizar el desempeño de los modelos de predicción y garantizar su efectividad en futuras investigaciones.

- Desarrollar un enfoque híbrido que integre las ventajas de ambos modelos. Mientras SARIMA permite identificar patrones temporales, Random Forest simplifica el procesamiento de datos, lo que podría mejorar la precisión del ajuste y la calidad de las predicciones.
- Analizar el desempeño de otros modelos de predicción para ampliar el espectro de alternativas disponibles. Una comparación detallada de los resultados con base en métricas de error facilitará la identificación del modelo más eficiente.
- Para futuros trabajos se recomienda incluir otros factores como costos de producción, tipo de cambio, índices de demanda global y políticas internacionales de comercio para ofrecer un análisis más integral.
- Además, implementar plataformas tecnológicas basadas en modelos predictivos para asociaciones pesqueras, facilitando el acceso de proyecciones y análisis de tiempo real.

REFERENCIAS

- Baquero, D. C. (29 de 09 de 2022). *GESTION DIGITAL*. Obtenido de <https://revistagestion.ec/analisis-sociedad/la-tilapia-una-especie-invasora-que-se-extiende-en-ecuador-sin-controles-del/#:~:text=Ecuador%20es%20hoy%20uno%20de,%241%2C84%20por%20cada%20libra>.
- Barreras, A., Sánchez, E., Figueroa, F., Olivas, J., & Pérez, C. (2014). *Uso de un modelo univariado de series de tiempo para la predicción, en el corto plazo, del comportamiento de la producción de carne de bovino en Baja California, México*. Obtenido de Scielo.org: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0301-50922014000200001&script=sci_arttext
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley.
- Briones, J. H. (Junio de 2021). Obtenido de <https://www.revistaingenieria.unam.mx/numeros/v21n3-02.php>
- Camara Nacional de Acuacultura. (2024). *Camarón – Reporte de Exportaciones Ecuatorianas Totales*. Obtenido de CNA: Camara Nacional de Acuacultura
- Cazar, D. (2022). *La tilapia: una especie invasora que se extiende en Ecuador sin controles del Estado*. Obtenido de Mongabay: <https://es.mongabay.com/2022/09/la-tilapia-es-una-especie-invasora-en-ecuador/>
- Chatfield, C. (2016). *The Analysis of Time Series: An Introduction*. CRC Press.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice* (3rd ed.). OTexts.
- Chinlli, C. M. (2021). *Universidad de Granada*. Obtenido de chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://masteres.ugr.es/estadistica-aplicada/sites/master/moea/public/inline-files/TFM_MIRANDA_CHINLLI_CARLOS.pdf
- DATAtab Team. (2025). *Análisis de correlación*. Obtenido de DATAtab: <https://datatab.es/tutorial/correlation>
- Dipti A. Gaikwad, P. S. (2023). Obtenido de <https://www.ijfmr.com/research-paper.php?id=3308>

- FAO. (2010). *Markets for Tilapia*. Obtenido de GLOBEFISH RESEARCH PROGRAMME: <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/a2e76538-5614-4389-b922-b9c80fbe10b9/content>
- Fournies, A. (2015). Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/274961095_Modelos_ARMA_y_Box_and_Jenkins
- Fuente, S. d. (s.f.). *Series Temporales Modelo ARIMA Metodología Box-Jenkins*. Obtenido de Universidad Autónoma de Madrid: <https://www.estadistica.net/ECONOMETRIA/SERIES-TEMPORALES/modelo-arima.pdf>
- Guijarro, J. (2007). *Desarrollo de un sistema de envase y embalaje para la exportación del filete de la tilapia ecuatoriana hacia el mercado norteamericano*. Obtenido de Escuela Politécnica Nacional: <https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/256/1/CD-0674.pdf>
- GUZMÁN, J. E. (2019). Obtenido de chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/<https://repository.libertadores.edu.co/server/api/core/bitstreams/e97258e6-8631-4d93-902e-6dc785e5d5f7/content>
- Herrera, H. H. (2020). *ANÁLISIS DE LA PROYECCIÓN DE LAS EXPORTACIONES DEL ECUADOR*.
- Jácome, J., Quezada, C., Sánchez, O., Nirchio, M., & Pérez, J. (2019). *Tilapia en Ecuador: paradoja entre la producción acuícola y la protección de la biodiversidad ecuatoriana*. Obtenido de Scielo Perú: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1727-99332019000400017
- Jiménez, K. R. (2022). Obtenido de https://bookdown.org/keilor_rojas/CienciaDatos/
- Kaewchada, S. (2023). Obtenido de <https://ijece.iaescore.com/index.php/IJECE/article/view/30588>
- Li Ye, K. K. (2023). Obtenido de <http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/21884/1/T-UCSG-PRE-CEAE-CNI-90.pdf>
- MAGAP. (2019). Obtenido de <https://www.agricultura.gob.ec/cultivos-de-tilapia-dinamizan-economia-de-bolivar-y-los-rios/>
- Marco, F. (2024). *Coeficiente de variación: Qué es, usos y ejemplos*. Obtenido de Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/coeficiente-de-variacion.html>

- Marrugo , L., Cruz, Y., & Muñoz, J. (2012). *ANALISIS DEL POTENCIAL EXPORTADOR DE FILETE DE TILAPIA*. Cartagena de Indias: UNIVERSIDAD TECNOLOGICA DE BOLIVAR.
- Mendoza, J. (2024). *Análisis y predicción, ¿por qué son tan importantes para el negocio?* Obtenido de LinkedIn: <https://www.linkedin.com/pulse/an%C3%A1lisis-y-predicci%C3%B3n-por-qu%C3%A9-son-tan-importantes-para-mendoza-drcbc/>
- Mora, E. (2020). *Una (mala) estrategia de precio tiene un precio*. Obtenido de Sintetia: <https://www.sintetia.com/una-mala-estrategia-de-precio-tiene-un-precio/>
- Nataliia Chikina, I. A. (2023). Obtenido de <https://ouci.dntb.gov.ua/en/works/lmkvaqn7/>
- OECD. (2022). *Filetes de pescado: Tilapia frescas o frías*. Obtenido de OECD: <https://oec.world/es/profile/hs/fish-fillets-fresh-or-chilled-tilapias-oreochromis-spp>
- Qué es: *Metodología Box-Jenkins*. (s.f.). Obtenido de Lear statistics easily: <https://es.statisticseasily.com/glosario/%C2%BFQu%C3%A9-es-la-metodolog%C3%ADa-Box-Jenkins%3F/>
- Scwarts, L. (2024). *Fisheries and Aquaculture*. Obtenido de FAO: <https://www.fao.org/fishery/en/countrysector/ec/en>
- The Food Tech. (2022). *Tilapia de cultivo: expertos hablan sobre sus beneficios y sus perspectivas*. Obtenido de The Food Tech: <https://thefoodtech.com/seguridad-alimentaria/tilapia-de-cultivo-expertos-hablan-sobre-sus-beneficios-y-sus-perspectivas/>
- Triola, M. F. (2018). *Estadística*. Pearson Education.
- Urbano, T. (2020). *Cultivo de tilapia: tipos, beneficios, propiedades y su cultivo*. Obtenido de Agrotendencia: <https://agrotendencia.tv/agropedia/acuicultura/cultivo-de-la-tilapia/>
- Urrutia, J. D. (2017). Obtenido de <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/820/1/012007>
- Urrutia, J. D. (2018). Obtenido de <https://indjst.org/articles/analysis-of-factors-influencing-agricultural-productivity-in-the-philippines>
- VALLADOLID, M. J. (2021). Obtenido de chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/http://dspace.espoach.edu.ec/bitstream/123456789/14812/1/226T0075.pdf
- Vesga Ferreira, J. C. (2022). Obtenido de <https://revistas.eia.edu.co/index.php/reveia/article/view/1593>

- Wackerly, D., Mendenhall, W., & Scheaffer, R. L. (2014). *Mathematical Statistics with Applications* (7^a ed.). Cengage Learning
- Wang, S. (2024). Obtenido de <https://drpress.org/ojs/index.php/HSET/article/view/19875>
- Yashmita, D. K. (2023). Obtenido de <https://ijsrem.com/download/building-a-stock-price-prediction-model-using-random-forest-regression-and-sentimental-analysis/>
- Zúñiga, J. J. (2010). Obtenido de <https://www.revistaingenieria.unam.mx/numeros/v21n3-02.php>